Akademia WSB
Dąbrowa Górnicza, Cieszyn, Olkusz, Żywiec, Kraków

mgr inż. Sebastian Kałuża

Diagnostyka szyn i podkładów kolejowych z zastosowaniem inspekcji wizyjnej opartej na rozwiązaniach sztucznej inteligencji

Praca doktorska napisana pod kierunkiem:

Opiekun naukowy: prof. dr hab. inż. Marek Sitarz
Opiekun pomocniczy: dr inż. Paweł Buchwald

Dąbrowa Górnicza 2025

Akademia WSB
Dąbrowa Górnicza, Cieszyn, Olkusz, Żywiec, Kraków

…..... Dąbrowa Górnicza,.....

Imię i nazwisko doktoranta

.....

Adres

OŚWIADCZENIE

Świadom(a) odpowiedzialności prawnej oświadczam, że złożona praca doktorska pt.: „Diagnostyka szyn i podkładów kolejowych z zastosowaniem inspekcji wizyjnej opartej na rozwiązaniach sztucznej inteligencji" została napisana przeze mnie samodzielnie.

Równocześnie oświadczam, że praca doktorska nie narusza praw autorskich w rozumieniu ustawy z dnia 4 lutego 1994 roku o prawie autorskim i prawach pokrewnych (Dz. U. Nr 24, poz.83 z późn. zm.) oraz dóbr osobistych chronionych prawem cywilnym.

Ponadto praca doktorska nie zawiera informacji i danych uzyskanych w sposób nielegalny i nie była wcześniej przedmiotem innych procedur urzędowych związanych z uzyskaniem dyplomów lub tytułów zawodowych uczelni wyższej.

Wyrażam również zgodę na udostępnianie pracy doktorskiej bez wynagrodzenia dla celów badawczych lub poznawczych Biblioteki Akademickiej Akademii WSB im. prof. J. Altkorna,
z zastrzeżeniem, że udostępnianie to następować będzie wyłącznie na miejscu, w siedzibie Biblioteki.

.....

podpis doktoranta

Akademia WSB
Dąbrowa Górnicza, Cieszyn, Olkusz, Żywiec, Kraków

OŚWIADCZENIE PROMOTORA PRACY DOKTORSKI

Oświadczam, że praca doktorska pt. „Diagnostyka szyn i podkładów kolejowych z zastosowaniem inspekcji wizyjnej opartej na rozwiązaniach sztucznej inteligencji" autorstwa Sebastiana Kałuża została przygotowana pod moim kierunkiem i stwierdzam, że spełnia ona warunki do przedstawienia jej w postępowaniu o nadanie stopnia naukowego.

Data .....

Podpis Promotora Pracy …….

Spis treści

1. Wprowadzenie 5
2. Przegląd stanu wiedzy dotyczący tematyki pracy 6
2.1 Diagnostyka infrastruktury kolejowej 6
2.2 Systemy wizyjne stosowane do diagnostyki nawierzchni torowej 16
2.3 Wykorzystanie sztucznej inteligencji w diagnostyce nawierzchni torowej 21
2.4 Przegląd komercyjnych wdrożeń systemów wizyjnych do inspekcji nawierzchni torowej 26
2.5 Analiza czystości patentowej 46
2.6 Geneza problematyki badawczej 47
2.6.1 Sformułowanie problemu naukowego 55
2.6.2 Przedmiot, cel i hipoteza badawcza pracy 56
2.6.3 Zakres autorskiego wkładu i wykorzystanie rezultatów projektu dofinansowanego przez NCBR 59
3. Ocena stopnia degradacji szyn i podkładów kolejowych z wykorzystaniem systemu wizyjnego 61
3.1 Dotychczasowa metoda oceny stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej - szyn i podkładów 62
3.2 Projektowanie imperatywnego algorytmu oceny stopnia degradacji szyn i podkładów 67
3.2.1 Proponowana nowa metoda oceny stopnia degradacji szyn 71
3.2.2 Proponowana nowa metoda oceny stopnia degradacji podkładów 76
4. Wymagania techniczne i funkcjonalne systemu wizyjnego do inspekcji nawierzchni torowej 81
4.1 Główne założenia projektowanego systemu wizyjnego 81
4.2 Wymagania eksploatacyjne 83
4.3 Wymagania techniczno-konstrukcyjne 84
4.4 Wymagania integracyjne 89
5. Budowa stanowiska badawczego do detekcji wad nawierzchni torowej i badania stanowiskowego 92
5.1 Wymagania techniczno-funkcjonalne stanowiska badawczego 92
5.2 Architektura stanowiska badawczego 94
5.3 Przeprowadzenie badań wstępnych detekcji wad nawierzchni torowej 99
5.4 Weryfikacja jakości wyników badań stanowiskowych 101
6. Opracowanie oraz badania wstępne prototypu urządzenia diagnostycznego do detekcji wad szyn i podkładów 104
6.1 Wymagania techniczno-funkcjonalne prototypowego urządzenia diagnostycznego 104
6.2 Architektura prototypu urządzenia diagnostycznego 106

6.3 Integracja prototypu urządzenia diagnostycznego na wózku motorowym WM15-A 108
6.4 Wstępne badania eksploatacyjne 110
6.5 Akwizycja i ocena jakości danych wizyjnych 111
6.5.1 Ocena rozdzielczości przestrzennej 112
6.5.2 Stabilność obrazu i wpływ wibracji 113
6.5.3 Ocena jakości oświetlenia i kontrastu 113
6.5.4 Ocena spójności i jakości łączenia obrazów 114
7. Zastosowanie uczenia maszynowego w analizie danych wizyjnych elementów nawierzchni torowej 116
7.1 Wybór i konfiguracja modeli sieci neuronowych 116
7.2 Przetwarzanie i etykietowanie danych wizyjnych nawierzchni torowej 122
7.2.1 Etykietowanie danych wizyjnych 122
7.2.2 Przygotowanie i przetwarzanie zbioru danych 123
7.3 Wstępne trenowanie modeli sieci neuronowych na zebranych danych wizyjnych 127
8. Implementacja i weryfikacja dokładności sieci neuronowych do detekcji wad szyn i podkładów kolejowych 134
8.1 Przygotowanie zbiorów danych wizyjnych nawierzchni torowej 134
8.2 Trenowanie i testowanie modeli sieci neuronowych 142
8.3 Ocena dokładności modeli sieci neuronowych 144
9. Wzbogacenie zbioru danych wizyjnych 150
9.1 Definicja wymagań techniczno-funkcjonalnych wózka pomiarowego 150
9.2 Architektura systemu wózka pomiarowego 152
9.3 Pozyskiwanie danych wizyjnych z wykorzystaniem wózka pomiarowego 155
10. Douczenie modeli sieci neuronowych na rozszerzonym zbiorze danych 162
10.1 Ocena jakości wykrywania wad szyn 163
10.2 Ocena jakości wykrywania wad podkładów drewnianych 164
10.3 Ocena jakości wykrywania wad podkładów betonowych 166
10.4 Porównanie jakości modeli przed i po rozszerzeniu zbioru danych wizyjnych 167
11. Budowa i badania finalnej wersji systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej w warunkach eksploatacyjnych 169
11.1 Wymagania techniczno-funkcjonalne systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej 169
11.1.1 Wymagania funkcjonalne 170
11.1.2 Wymagania związane z bezpieczeństwem 171
11.1.3 Wymagania dotyczące obsługi systemu diagnostycznego 172
11.1.4 Warunki pracy urządzenia 172
11.1.5 Wymagania dotyczące niezawodności i dostępności 173

11.1.6 Wymagania dotyczące prezentacji wyników i integracji z systemami użytkownika ... 173
11.1.7 Analiza znaczenia zmiany w kontekście wdrożenia systemu diagnostycznego ... 174
11.2 Architektura systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej ... 176
11.3 Badania systemu diagnostycznego w warunkach eksploatacyjnych ... 180
12. Wyznaczanie stopnia degradacji szyn i podkładów z wykorzystaniem danych z nowego systemu wizyjnego ... 185
12.1 Implementacja i testy algorytmu do oceny stopnia degradacji szyn i podkładów ... 185
12.1.1 Wskaźnik G_s (stopień degradacji szyn) – analiza stopnia degradacji dla pojedynczego zdjęcia ... 185
12.1.2 Wskaźnik G_p (stopień degradacji podkładów) – analiza stopnia degradacji dla pojedynczego zdjęcia ... 188
12.2 Walidacja algorytmu ... 191
13. Badanie nawierzchni torowej z wykorzystaniem nowego systemu diagnostycznego na linii kolejowej nr 250 ... 196
13.1 Przygotowanie do badań eksploatacyjnych – integracja systemu diagnostycznego z pojazdem szynowym ... 196
13.2 Badania eksploatacyjne na linii kolejowej nr 250 ... 201
13.2.1 Charakterystyka linii kolejowej nr 250 ... 201
13.2.2 Przebieg badań eksploatacyjnych ... 203
13.3 Analiza wyników badań eksploatacyjnych systemu diagnostycznego ... 208
13.3.1 Analiza stanu technicznego szyn ... 208
13.3.2 Analiza stanu technicznego podkładów ... 211
14. Porównanie nowej metody inespckji wizyjnej nawierzchni torowej opartej na sztucznej inteligencji z dotychczasową metodą stosowaną w Polsce ... 216
14.1 Metodyka analizy porównawczej inspekcji nawierzchni torowej z automatycznym obliczaniem stopnia degradacji szyn i podkładów ... 216
14.1.1 Analiza porównawcza – parametry porównawcze ... 216
14.1.2 Analiza porównawcza – etapy analizy ... 218
14.1.3 Charakterystyka tradycyjnej metody inspekcji torów na linii kolejowej 250 ... 219
14.2 Analiza i ocena efektywności systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej z automatycznym obliczaniem stopnia degradacja nawierzchni torowej ... 220
14.2.1 Analiza parametrów ilościowych ... 220
14.2.2 Analiza parametrów jakościowych ... 224
14.2.3 Analiza parametrów technicznych ... 228
14.2.4 Analiza ekonomiczna ... 231

14.2.5 Porównanie kosztów opracowanego urządzenia diagnostycznego z urządzeniami funkcjonującymi na rynku 234
14.2.6 Analiza bezpieczeństwa 235
14.2.7 Podsumowanie 237
14.3 Analiza i ocena efektywności konwencjonalnej metody inspekcji nawierzchni torowej 238
14.3.1 Analiza parametrów ilościowych 239
14.3.2 Analiza parametrów jakościowych 242
14.3.3 Analiza parametrów technicznych 249
14.3.4 Analiza ekonomiczna 251
14.3.5 Analiza bezpieczeństwa 253
14.3.6 Podsumowanie 255
14.4 Analiza porównawcza metody inspekcji wizyjnej z automatycznym obliczaniem stopnia degradacja nawierzchni torowej z konwencjonalną metodą inspekcji torów 256
14.4.1 Porównanie parametrów ilościowych 257
14.4.2 Porównanie parametrów jakościowych 262
14.4.3 Analiza i ocena różnic w zakresie technicznym obu metod inspekcji torów 265
14.4.4 Analiza ekonomiczna 266
14.4.5 Analiza bezpieczeństwa 272
14.4.6 Wnioski 274
15. Analiza i wnioski końcowe 275
15.1 Podsumowanie wyników badań nad metodami inspekcji nawierzchni torowej 275
15.2 Realizacja celów i weryfikacja hipotez 276
15.2.1 Realizacja celów badawczych 276
15.2.2 Weryfikacja hipotezy badawczej 280
15.2.3 Osiągnięcia autora pracy doktorskiej 282
15.3 Rekomendacje dla dalszych badań i wdrożeń 284
15.3.1 Rekomendacje dla dalszych badań naukowych 284
15.3.2 Rekomendacje dla wdrożeń praktycznych 286
15.4 Wnioski końcowe 290
Bibliografia 293
Spis tabel 305
Spis rysunków 307
Spis wykresów 309

1. WPROWADZENIE

Bezpieczeństwo i niezawodność transportu kolejowego w coraz większym stopniu zależą od skuteczności systemów utrzymania infrastruktury torowej. W obliczu rosnącego natężenia ruchu, starzejącej się nawierzchni torowej oraz ograniczonych zasobów ludzkich i materiałowych, zarządcy infrastruktury kolejowej stają przed wyzwaniem zapewnienia ciągłego monitoringu technicznego torów przy jednoczesnej optymalizacji kosztów utrzymania [5,16,17,107]. Czasochłonność i ograniczona dokładność tradycyjnych metod diagnostyki torów utrudniają wczesne wykrywanie wad, prowadząc do opóźnień w działaniach naprawczych i wzrostu kosztów utrzymania [28, 164].

Coraz większą popularność zyskują nowe systemy diagnostyczne, takie jak automatyczna inspekcja wizyjna wspierana sztuczną inteligencją, które wykazują wysoką dokładność wykrywania wad oraz możliwość rozwoju predykcyjnych strategii utrzymaniowych [21,22,116,139,160,187]. Choć rozwiązania te są rozwijane globalnie, w Polsce nadal brakuje do nich przekonania, a wdrożenia mają ograniczony i punktowy charakter [26,106,109,134].

W związku z tym celem niniejszej pracy jest opracowanie i ocena systemu diagnostycznego do detekcji wad powierzchniowych szyn i podkładów kolejowych z zastosowaniem inspekcji wizyjnej opartej na rozwiązaniach sztucznej inteligencji. System ten ma za zadanie automatycznie identyfikować wady oraz oceniać stopień degradacji szyn i podkładów kolejowych.

Znaczenie tej pracy ma wymiar zarówno naukowy, jak i praktyczny. Z jednej strony, badania wzbogacają dorobek naukowy w obszarze analizy danych wizualnych i uczenia maszynowego w kontekście infrastruktury torowej, z drugiej dostarczają realnych rozwiązań wspierających jakość utrzymania torów, poprawę bezpieczeństwa eksploatacyjnego oraz redukcję kosztów operacyjnych [82,127,128,135,140]. Praca wpisuje się w aktualne kierunki rozwoju kolejnictwa, odpowiadając na rosnące zapotrzebowanie na nowe, zautomatyzowane narzędzia diagnostyczne, które wspierają cyfrową transformację zarządzania infrastrukturą torową.

2. PRZEGLĄD STANU WIEDZY DOTYCZĄCY TEMATYKI PRACY

Postępująca degradacja infrastruktury kolejowej oraz potrzeba zapewnienia bezpieczeństwa i niezawodności eksploatacyjnej systemów transportu szynowego wymagają coraz bardziej precyzyjnych i zautomatyzowanych metod diagnostycznych [72,73]. Celem niniejszego rozdziału jest usystematyzowanie dostępnej wiedzy z zakresu diagnostyki nawierzchni torowej, ze szczególnym uwzględnieniem wykorzystania systemów wizyjnych oraz algorytmów sztucznej inteligencji do identyfikacji i oceny stanu technicznego torów. Nawierzchnia torowa to podstawowy element infrastruktury kolejowej, którego zadaniem jest przenoszenie obciążeń od taboru na podtorze i zapewnienie prowadzenia ruchu pociągów. Składa się ona z szyn, rozjazdów, podkładów, przytwierdzeń, podsypki oraz elementów uzupełniających (np. złączek i podrozjazdnic). W niniejszej pracy przedmiotem szczegółowych analiz i badań są elementy nawierzchni torowej w postaci szyn i podkładów, jako kluczowe komponenty konstrukcyjne odpowiedzialne za bezpieczeństwo ruchu kolejowego. Pozostałe składniki, takie jak podsypka czy przytwierdzenia, nie są przedmiotem szczegółowej oceny w ramach tej rozprawy.

W dalszej części rozdziału opisano ewolucję metod diagnostycznych – od tradycyjnych, opartych na ręcznych inspekcjach i badaniach nieniszczących, po nowe podejścia wykorzystujące analizę obrazu i uczenie maszynowe. Uwzględniono zarówno wyniki badań naukowych, jak i rozwiązania wdrażane komercyjnie przez zarządców infrastruktury w Polsce i za granicą. Omówiono także ograniczenia istniejących systemów oraz aktualne potrzeby rynku kolejowego w zakresie automatyzacji inspekcji nawierzchni torowej.

Dodatkowo w rozdziale ujęto analizę czystości patentowej oraz przedstawiono genezę problematyki badawczej, co stanowi podstawę do sformułowania problemu naukowego, celów pracy i hipotezy badawczej.

2.1 Diagnostyka infrastruktury kolejowej

Diagnostyka infrastruktury kolejowej w Polsce oraz innych państwach Unii Europejskiej funkcjonuje w oparciu o złożony system regulacyjny, obejmujący zarówno przepisy krajowe, jak i unijne. Celem tych regulacji jest zapewnienie bezpieczeństwa ruchu kolejowego, interoperacyjności oraz wysokiego standardu technicznego całej

infrastruktury kolejowej, a także stworzenie podstaw dla wprowadzania nowych metod diagnostycznych, takich jak systemy wizyjne czy rozwiązania oparte na sztucznej inteligencji.

Na poziomie krajowym podstawowym aktem prawnym regulującym zasady funkcjonowania i utrzymania infrastruktury kolejowej jest ustawa z dnia 28 marca 2003 r. o transporcie kolejowym z późniejszymi zmianami [166]. Dokument ten określa rolę zarządcy infrastruktury kolejowej oraz nakłada na niego obowiązek zapewnienia utrzymania infrastruktury w stanie umożliwiającym bezpieczne prowadzenie ruchu pociągów (art. 17 ust. 1). Ustawa precyzuje także obowiązki związane z modernizacją, odnowieniem oraz bieżącym utrzymaniem torowisk i obiektów inżynieryjnych, w tym urządzeń sterowania ruchem kolejowym. Co istotne, ustawa odwołuje się również do zasad interoperacyjności, które wynikają z przepisów prawa unijnego.

Komplementarnym dokumentem jest ustawa z dnia 7 lipca 1994 r. – Prawo budowlane z późniejszymi zmianami [167], która w art. 62 nakłada obowiązek przeprowadzania okresowych kontroli technicznych obiektów budowlanych, w tym kolejowych mostów, wiaduktów i przepustów. Wymagania zawarte w tej ustawie wspierają działania mające na celu zachowanie integralności konstrukcyjnej elementów infrastruktury torowej.

Dodatkowe wymagania techniczne określono w Rozporządzeniu Ministra Transportu i Gospodarki Morskiej z dnia 10 września 1998 r. w sprawie warunków technicznych, jakim powinny odpowiadać budowle kolejowe i ich usytuowanie z późniejszymi zmianami [143]. Dokument ten definiuje szczegółowo wymagania wobec nawierzchni torowej, urządzeń sterowania ruchem kolejowym, odwodnienia, jak również lokalizacji i wymiarów poszczególnych elementów infrastruktury. Uzupełnieniem tych przepisów są rozporządzenia dotyczące organizacji ruchu kolejowego i sygnalizacji, również publikowane przez Ministra Infrastruktury.

Istotne są również instrukcje techniczne opracowywane przez zarządców infrastruktury kolejowej. Firma PKP Polskie Linie Kolejowe S.A. jako największy zarządca sieci kolejowej w Polsce, opracowała szereg dokumentów regulujących zarówno codzienną eksploatację, jak i zasady prowadzenia diagnostyki nawierzchni. Instrukcja Id-1 zawiera warunki techniczne utrzymania nawierzchni torowej, w tym wartości graniczne zużycia i deformacji elementów toru, takich jak szyny, podkłady czy przytwierdzenia [129]. Instrukcja Id-2 reguluje zagadnienia dotyczące podtorza, jego odwodnienia oraz zasad stabilizacji gruntu [130]. Z kolei instrukcja Id-7 odnosi się do

nadzoru nad stanem technicznym linii kolejowych i wyznacza metody prowadzenia obchodów i inspekcji torów [131].

Warto podkreślić, że instrukcje te są nie tylko uzupełnieniem przepisów ustawowych, ale też narzędziem harmonizacji działań utrzymaniowych z wymaganiami unijnymi. Polska jako państwo członkowskie Unii Europejskiej, jest zobowiązana do wdrażania i stosowania przepisów wynikających z rozporządzeń i dyrektyw europejskich. Szczególnie istotne są tu Dyrektywa Parlamentu Europejskiego i Rady (UE) 2016/797 w sprawie interoperacyjności systemu kolei z późniejszymi zmianami [39] oraz Dyrektywa 2016/798 w sprawie bezpieczeństwa kolei z późniejszymi zmianami [40]. Pierwsza z nich ustanawia wspólne standardy techniczne w postaci Technicznych Specyfikacji Interoperacyjności (TSI), które muszą być respektowane na etapie projektowania, budowy i utrzymania infrastruktury. Druga z dyrektyw określa ramy dla zarządzania bezpieczeństwem, m.in. poprzez wdrażanie systemów SMS (Safety Management System) u zarządców infrastruktury oraz operatorów kolejowych.

Do najważniejszych unijnych aktów wykonawczych należy Rozporządzenie Komisji (UE) nr 1299/2014 z późniejszymi zmianami, które określa wymagania w zakresie interoperacyjności dla podsystemu "Infrastruktura" [142]. Rozporządzenie to w sposób jednoznaczny precyzuje zasady, jakie muszą być spełnione w odniesieniu do torowisk, mostów, urządzeń sterowania ruchem oraz innych elementów infrastruktury. Zakłada ono nie tylko zapewnienie bezpieczeństwa, ale także wdrożenie jednolitych procedur pomiarowych, raportowania usterek i klasyfikacji stanu technicznego. Tym samym dokument ten staje się podstawą dla wdrażania technologii diagnostycznych.

Rola Agencji Kolejowej Unii Europejskiej (ERA) polega natomiast na harmonizacji przepisów krajowych z prawodawstwem unijnym oraz na opracowywaniu i aktualizacji TSI. W jej raporcie z 2022 r. podkreślono znaczenie cyfryzacji oraz automatyzacji procesów diagnostycznych jako kierunku rozwoju zarządzania infrastrukturą kolejową [42].

Wreszcie, w literaturze przedmiotu wielokrotnie podkreślano potrzebę spójnego, zintegrowanego podejścia do systemów zarządzania bezpieczeństwem i utrzymania infrastruktury kolejowej, co zostało kompleksowo omówione w publikacjach dotyczących tej tematyki [149,150,151,152,162]. Wskazują one na istotną rolę zintegrowanych systemów diagnostycznych jako elementu szerszej strategii bezpieczeństwa technicznego.

Powyższe przepisy i wytyczne tworzą bardzo wymagający, lecz spójny system normatywny, który definiuje ramy dla prowadzenia diagnostyki infrastruktury kolejowej. Ich znajomość i przestrzeganie są nieodzowne nie tylko dla zapewnienia bezpieczeństwa, ale również dla możliwości wdrażania innowacyjnych rozwiązań technicznych w sposób zgodny z obowiązującymi regulacjami.

W ujęciu ogólnym diagnostyka infrastruktury kolejowej obejmuje całokształt metod i środków służących do określania stanu technicznego elementów nawierzchni torowej – torów, podkładów, elementów złącznych, podsypki i pozostałych komponentów – w celu wczesnego wykrywania usterek oraz zapobiegania awariom. Regularne i rzetelne badanie stanu torów jest integralną częścią systemu zarządzania bezpieczeństwem ruchu kolejowego, co podkreślane jest w literaturze dotyczącej diagnostyki infrastruktury kolejowej oraz zintegrowanych systemów bezpieczeństwa w kolejnictwie [7,8,34,55,78,121,122,156]. Innymi słowy, utrzymanie wysokiego poziomu bezpieczeństwa eksploatacji wymaga bieżącego monitorowania infrastruktury i natychmiastowego reagowania na wszelkie oznaki jej degradacji [25]. W dobie intensywnego użytkowania sieci kolejowej oraz starzejących się linii kolejowych, działania diagnostyczne nabierają jeszcze większego znaczenia [62,82,164,165] – według danych krajowych regulatorów intensywność ruchu kolejowego w ostatnich latach sukcesywnie wzrasta, stawiając wysokie wymagania przed służbami utrzymaniowymi.

Skuteczna diagnostyka infrastruktury jest fundamentem efektywnego utrzymania torów, pozwalając przejść od podejścia reaktywnego do prewencyjnego i predykcyjnego [98,101,145,155,172,173]. Tradycyjnie utrzymanie torów często opiera się na cyklicznych remontach i naprawach podejmowanych ex post – czyli po wystąpieniu uszkodzeń lub przekroczeniu dopuszczalnych norm stanu toru. Takie podejście wiąże się jednak z ryzykiem niespodziewanych awarii oraz wysokimi kosztami usuwania skutków zaniedbań. Współcześnie dąży się do utrzymania zapobiegawczego, gdzie to wyniki diagnostyki warunkują planowanie prac utrzymaniowych. Dzięki ciągłemu zbieraniu danych o stanie torowiska można z dużym wyprzedzeniem identyfikować sekcje wymagające interwencji i planować działania tak, aby zapobiec poważniejszym uszkodzeniom. Literatura przedmiotu wskazuje, że wdrażanie strategii predykcyjnego utrzymania infrastruktury pozwala nie tylko zwiększyć bezpieczeństwo, ale także zoptymalizować koszty poprzez lepsze ukierunkowanie prac i ograniczenie zbędnych remontów [81,83,114,117, 137,140,141]. Przykładowo, Müller i Hentschel (DB Netz AG) [117] opisali ewolucję podejścia do utrzymania opartego na przewidywaniu usterek

i analizie danych w niemieckiej sieci kolejowej, wskazując na istotną rolę systemów diagnostycznych w zwiększeniu efektywności utrzymania infrastruktury. Podobnie Flower [46] w kontekście kolei brytyjskich podkreśla, że nowe generacje systemów utrzymania torów opierają się na inteligentnej analizie danych z diagnostyki, co umożliwia wcześniejsze wykrycie potencjalnych problemów i zapobieganie im zanim wpłyną na ruch pociągów.

Tradycyjne metody diagnostyczne w kolejnictwie przez dekady opierały się na inspekcjach manualnych [3,49,75,79,129]. Wykwalifikowani pracownicy dokonują okresowych obchodów torów, podczas których oceniają wzrokowo stan szyn, podkładów, łączników i podsypki. Tego typu oględziny pozwalają zidentyfikować oczywiste wady – pęknięcia szyn, wykruszenia główki, pęknięte lub zgnite podkłady drewniane, obluzowane przytwierdzenia, ubytki w podsypce itp. – a także ogólny stan czystości toru czy odwodnienia. Inspekcje manualne mają jednak istotne ograniczenia.

Po pierwsze, ich dokładność zależy od doświadczenia i uwagi człowieka. Ocena stanu bywa subiektywna i podatna na błędy, zwłaszcza przy długotrwałej monotonnej pracy. Po drugie, częstotliwość inspekcji ograniczona jest przez zasoby kadrowe – toromistrz lub brygada rewizyjna są w stanie dokonywać przeglądów poszczególnych odcinków tylko co pewien ustalony okres, co oznacza, że świeżo powstała usterka może pozostać niewykryta aż do najbliższego obchodu. Wreszcie, praca ta jest czasochłonna, kosztowna i bywa niebezpieczna (osoby kontrolujące tor narażone są na ruch pociągów oraz trudne warunki atmosferyczne). Już przed laty zauważano, że poleganie wyłącznie na manualnych obchodach generuje wysokie koszty pracy i wymaga utrzymania licznej kadry posiadającej odpowiednie uprawnienia [28,82,124]. Obecnie problem niedoboru wykwalifikowanych pracowników dodatkowo się nasila – średni wiek personelu torowego rośnie, a dopływ nowych kadr jest ograniczony, m.in. z powodu zmniejszenia liczby szkół technicznych kształcących w zawodach kolejowych. To wszystko sprawia, że tradycyjny model diagnostyki oparty na pracy ludzi osiąga swoje granice wydolności w obliczu rosnących potrzeb utrzymaniowych [87,93,99].

W odpowiedzi na ograniczenia metod manualnych zaczęto wprowadzać przyrządy pomiarowe i pojazdy diagnostyczne, które wspomagają lub zastępują pracę ludzką w ocenie stanu toru. Jednym z podstawowych czynności diagnostyki jest pomiar geometrii toru. Nieprawidłowości geometryczne – takie jak przekroczenie szerokości toru, odchyłki niwelety (podłużnego profilu wysokościowego), nierówności (gięcia, zwichrowania), czy niewłaściwa wartość przechyłki na łukach – bezpośrednio zagrażają

bezpiecznemu prowadzeniu ruchu pociągów [58,59,76,86]. Tradycyjnie pomiary geometrii wykonywano ręcznie za pomocą przymiarów (np. specjalnej łaty do pomiaru rozstawu szyn i prześwitu) oraz klinometrów, co było mało efektywne. Współcześnie stosuje się zmotoryzowane wózki pomiarowe i specjalne pojazdy diagnostyczne wyposażone w czujniki laserowe, żyroskopowe i inercyjne, które potrafią dokonywać ciągłego pomiaru parametrów geometrycznych toru podczas jazdy. Drezyny i pociągi pomiarowe rejestrują z wysoką precyzją tysiące punktów danych na kilometr toru, tworząc profil geometryczny umożliwiający wykrycie nawet drobnych odchyłek od normy. Co ważne, nowe systemy pozwalają na przeprowadzanie takich pomiarów przy dużych prędkościach, nawet z prędkością pociągów pasażerskich, bez potrzeby zamykania linii kolejowych – np. na niemieckiej sieci kolejowej wykorzystywane są pociągi pomiarowe operujące z prędkościami rzędu 160–200 km/h [146], zapewniające jednocześnie wysoką dokładność pomiaru. Dane geometryczne są następnie analizowane wieloczynnikowo: specjalistyczne algorytmy oceniają stan toru poprzez łączenie wielu zmiennych (np. sztywności toru, zarysów niwelety, różnic poziomów) w syntetyczne wskaźniki jakościowe. Pozwala to na obiektywną klasyfikację odcinków toru według ich stanu – od odcinków w bardzo dobrym stanie po odcinki wymagające pilnej interwencji. Tego typu podejście opisywał m.in. Bałuch [6,9], proponując metody porównywania stanu geometrycznego toru w oparciu o wiele parametrów jednocześnie.

Drugim kluczowym filarem diagnostyki torowej są badania nieniszczące szyn, ukierunkowane na wykrywanie wad wewnętrznych materiału, niewidocznych gołym okiem. Szyny kolejowe jako element nośny nawierzchni, podlegają intensywnym obciążeniom i zużyciu zmęczeniowemu, co może prowadzić do powstawania pęknięć i innych wad (np. uszkodzenie powierzchni tocznej, wszelkie odkształcenia, squat czy head check). Niewykryte w porę wady szyn stanowią poważne zagrożenie – mogą skutkować złamaniem czy pęknięciem szyny i wykolejeniem pociągu [32,88,89,90,111,182,183]. Dlatego defektoskopia szyn jest od dawna priorytetem w diagnostyce infrastruktury kolejowej. Tradycyjną metodą są badania ultradźwiękowe (UT): w główkę i stopkę szyny wprowadzane są fale ultradźwiękowe za pomocą przetworników, a ich odbicia i rozpraszanie pozwalają wykryć nieciągłości materiałowe. Ultradźwiękowe badania są realizowane zarówno przy użyciu ręcznych defektoskopów (np. dla wybranych podejrzanych miejsc, zwłaszcza złączy spawanych), jak i automatycznie – przy pomocy specjalnych wózków ciągniętych po torze lub zabudowanych na wagonach defektoskopowych. Nowoczesne systemy UT wykorzystują

techniki wielokanałowe i anteny fazowane, co zwiększa wykrywalność drobnych wad i dokładność ich lokalizacji. Poza ultradźwiękami, stosuje się również inne metody nieniszczące: metodę magnetyczną strumienia rozproszonego (MFL), w której magnesowana jest szyna i pomiarem pola magnetycznego wykrywa się zakłócenia wywołane wadami [110]; metodę prądów wirowych (ang. eddy current) do detekcji płytkich pęknięć i ubytków powierzchniowych, a także uzupełniająco badania wizualne (VT), zwłaszcza w wysokiej rozdzielczości (np. lupy, endoskopy do badania wnętrza otworów w szynach) [12]. W literaturze przedmiotu zestawiono te techniki jako komplementarne sposoby kontroli szyn. Rawicki i Słania [136] podają, że pełna diagnostyka defektoskopowa toru obejmuje zarówno VT, UT, MFL, metodę magnetyczno-proszkową, jak i zaawansowane metody elektromagnetyczne typu ACFM. Każda z nich służy do identyfikacji innego typu wad i dostarcza odmiennych informacji na temat stanu szyny, dlatego w praktyce często łączy się różne metody dla uzyskania pełnego obrazu stanu technicznego szyn.

W literaturze przedmiotu oraz dokumentach technicznych dotyczących infrastruktury kolejowej spotykane są różne określenia odnoszące się do nieprawidłowości stanu technicznego elementów nawierzchni torowej – takie jak „defekt", „uszkodzenie", „usterka", czy „wada". Terminy te bywają używane zamiennie, często bez wyraźnego rozróżnienia znaczeniowego, zarówno w dokumentach normatywnych (np. PN-EN 13231, PN-EN 13848), jak i w publikacjach naukowych oraz materiałach eksploatacyjnych, takich jak instrukcje utrzymania torów czy opracowania unijne. Ze względu na brak jednoznacznych definicji oraz w celu zapewnienia terminologicznej spójności niniejszej pracy, zdecydowano się na konsekwentne stosowanie pojęcia „wada" jako ogólnego określenia wszelkich odstępstw od stanu technicznego, które mogą wpływać na bezpieczeństwo, trwałość lub funkcjonalność nawierzchni torowej i które mogą zostać wykryte metodą inspekcji wizyjnej.

Postęp technologiczny ostatnich lat zaowocował pojawieniem się nowych narzędzi diagnostycznych, które istotnie rozszerzają możliwości monitorowania stanu infrastruktury kolejowej. Jednym z trendów jest implementacja idei Internetu Rzeczy (IoT) w obszarze utrzymania torów [23,24,63,94]. Polega to na rozmieszczeniu sieci inteligentnych czujników bezprzewodowych, które ciągle zbierają dane o parametrach istotnych dla stanu torowiska i przekazują je w czasie rzeczywistym do centralnych systemów analitycznych [104,110]. Przykładowo, światłowodowe czujniki zainstalowane wzdłuż szyn potrafią wykrywać mikro-odkształcenia i wibracje, pełniąc

rolę „nerwów” reagujących na pęknięcia szyny lub anormalne obciążenia. Podobnie czujniki przyspieszenia (akcelerometry) mocowane na podkładach lub pojazdach kolejowych rejestrują drgania mechaniczne oraz sygnały dynamiczne, co umożliwia zdalne wskazywanie lokalizacji osłabionych odcinków toru (np. rozmyta podsypka, nadmierne luzy w przytwierdzeniach objawiające się specyficznym sygnałem drgań). Dzięki IoT możliwe jest też monitorowanie warunków środowiskowych wpływających na tor – czujniki temperatury toru mogą ostrzegać przed ryzykiem wyboczenia szyn podczas upałów, a czujniki wilgotności w podtorzu przed potencjalną utratą stabilności nasypu [57]. Co istotne, integracja czujników IoT z systemami telematycznymi pozwala na automatyczne alarmowanie służb utrzymaniowych w przypadku wykrycia wartości granicznych oraz na gromadzenie ogromnych ilości danych do dalszej analizy statystycznej. Takie podejście jest spójne z koncepcją kolei inteligentnej, gdzie infrastruktura „sama się pilnuje” i raportuje swój stan na bieżąco [67]. Już teraz trwają wdrożenia pilotażowe tego typu rozwiązań – np. w Polsce badane jest wykorzystanie IoT w monitorowaniu elementów infrastruktury kolejowej w ramach rozwoju transportu towarowego. W skali międzynarodowej coraz częściej wskazuje się na IoT jako czynnik poprawiający efektywność utrzymania – dane zbierane z czujników umożliwiają lepsze zrozumienie mechanizmów degradacji infrastruktury i tworzenie dokładniejszych modeli prognostycznych.

Niezwykle dynamiczny rozwój obserwuje się w zakresie technik wizyjnych stosowanych do diagnostyki nawierzchni torowej. Systemy wizyjne polegają na wykorzystaniu kamer (często wysokiej rozdzielczości i szybkości odświeżania, również w połączeniu z oświetlaczami podczerwieni lub laserowym skanowaniem) do zbierania obrazów toru, które następnie poddawane są analizie komputerowej [13,14,53,60,68,69]. Już kilkanaście lat temu pojawiały się pierwsze próby automatycznej analizy obrazu torowiska – np. systemy do detekcji położenia szyny i toru w czasie rzeczywistym, czy do wykrywania przeszkód na torach. Jednak dopiero ostatnie lata, wraz z popularyzacją sztucznej inteligencji, przyniosły przełom w skuteczności i dokładności tego typu systemów. Algorytmy głębokiego uczenia (deep learning), zwłaszcza konwolucyjne sieci neuronowe, okazały się efektywne w detekcji wad i klasyfikacji obiektów na obrazach toru [74,158,163,170]. Literatura światowa dostarcza licznych przykładów zastosowania uczenia maszynowego do inspekcji torowej – od wykrywania drobnych pęknięć na powierzchni szyn, przez identyfikację zużycia podkładów, po segmentację obrazu torowiska na poszczególne komponenty. Przykładowo, Bojarczak i Nowakowski [18,19]

z powodzeniem zastosowali głębokie sieci neuronowe do segmentacji nawierzchni torowej na obrazach z kamer, wykazując, że algorytmy te mogą automatycznie rozróżniać szyny, podkłady czy złączki z wysoką dokładnością. Z kolei inne prace badawcze koncentrują się na detekcji wad – od drobnych ubytków materiału po poważniejsze uszkodzenia – z użyciem sieci konwolucyjnych trenowanych na dużych zbiorach zdjęć wad infrastruktury [45,47]. Systemy wizyjne mogą być instalowane na pojazdach pomiarowych lub działać w trybie stacjonarnym. Coraz częściej wykorzystuje się także drony jako nośniki kamer. Drony mogą szybko inspekcjonować trudno dostępne odcinki linii kolejowych i obiekty inżynieryjne, dostarczając wysokiej jakości zdjęć do analizy [36,97]. Lesiak pokazał w swoich pracach [91,92], że zastosowanie bezzałogowych statków powietrznych znacznie usprawnia diagnostykę wizyjną nawierzchni torowej, jak i przeglądów obiektów inżynieryjnych (mostów, wiaduktów). Główną zaletą technik wizyjnych jest ich zasięg i szczegółowość – kamery mogą rejestrować stan toru z taką częstotliwością i rozdzielczością, jaka jest niemożliwa do osiągnięcia dla ludzkiego oka w typowym przeglądzie. Ponadto obrazowe dane z toru mogą być archiwizowane, co umożliwia porównywanie postępu degradacji w czasie (tzw. diagnostyka porównawcza) – już w latach 90. proponowano tworzenie baz zdjęć toru i automatyczne porównywanie kolejnych inspekcji w celu wychwycenia zmian [6,56]. Dzisiejsze systemy wizyjne, wsparte algorytmami sztucznej inteligencji (AI), realizują tę wizję w praktyce.

Znaczenie diagnostyki infrastruktury kolejowej dla bezpieczeństwa i ekonomii utrzymania torów jest więc nie do przecenienia – dobrze zorganizowany system diagnostyczny pozwala „wyprzedzać" problemy zamiast reagować na nie po fakcie. Dzięki regularnej diagnostyce można uniknąć poważnych awarii (np. pęknięcia szyny prowadzącej do katastrofy) poprzez ich wcześniejsze wykrycie i usunięcie w kontrolowanych warunkach. Co więcej, dane z diagnostyki stanowią podstawę efektywnego planowania remontów i modernizacji, ponieważ dysponujemy precyzyjnymi danymi, które odcinki i elementy nawierzchni są w najgorszym stanie technicznymi. Zarządca infrastruktury może optymalnie alokować ograniczone zasoby finansowe i ekipy utrzymaniowe tam, gdzie są najbardziej potrzebne. W warunkach polskich wykazano, że właściwa klasyfikacja potrzeb utrzymaniowych (oparta na wynikach diagnostyki) przekłada się na istotne ograniczenie kosztów poprzez eliminację zbędnych prac i wydłużenie cyklu życia elementów infrastruktury [12,28]. Z drugiej strony, brak systematycznych działań diagnostycznych może skutkować nagłym wyłączeniem linii z ruchu, kosztownymi naprawami doraźnymi oraz spadkiem poziomu

bezpieczeństwa [164,165]. Diagnostyka jest zatem inwestycją, która zwraca się w postaci stabilniejszego, bezpieczniejszego ruchu kolejowego oraz mniejszych kosztów eksploatacyjnych w dłuższej perspektywie.

Tradycyjne metody diagnostyki mają swoje ograniczenia, które stają się coraz bardziej widoczne. Oprócz wspomnianych kwestii kadrowych i kosztowych, manualna diagnostyka cechuje się nieciągłym charakterem monitorowania stanu technicznego, opartym na okresowych inspekcjach prowadzonych w określonych odstępach czasu. Wady mogą rozwijać się i pozostawać niewykryte pomiędzy kolejnymi kontrolami, co ogranicza skuteczność nadzoru nad infrastrukturą. Ponadto pewne typy degradacji (np. zmęczeniowe mikropęknięcia szyn) są trudne do zauważenia gołym okiem [154,160,177,181].

Specjalistyczne pojazdy pomiarowe, choć znacznie zwiększają możliwości diagnostyczne, również nie są pozbawione wad – ich użycie bywa kosztowne logistycznie, wymaga zamknięć torowych lub okien czasowych, a częstotliwość pomiarów bywa ograniczona harmonogramem kursowania taboru diagnostycznego. Co więcej, ogrom danych zbieranych przez te systemy stawia wyzwania związane z ich analizą i interpretacją – tu pojawia się potrzeba automatyzacji również na etapie przetwarzania danych diagnostycznych. Tradycyjne podejście opierało się często na ręcznym przeglądzie raportów z pomiarów (np. wykresów geometrycznych) przez techników, co przy rosnącej ilości danych staje się nieefektywne. Dlatego obserwujemy zwrot w kierunku automatyzacji nie tylko pomiaru, ale i analizy danych – i tu kluczową rolę odgrywają nowe technologie wizyjne i sztuczna inteligencja. Wprawdzie wdrażanie zautomatyzowanych metod kontroli wymaga pokonania pewnych barier (m.in. konieczność walidacji nowych rozwiązań pod kątem niezawodności i bezpieczeństwa, szkolenia personelu, integracji z istniejącymi procedurami), ale już teraz oceniane są one jako realna alternatywa dla konwencjonalnych inspekcji. Batko, Konieczny i Butor [12] dokonali oceny ryzyka zastąpienia części kontroli wykonywanej przez pracowników metodą inspekcji wizyjnej i wskazali, że odpowiednio wdrożone systemy mogą spełnić wymagane funkcje bezpieczeństwa, o ile towarzyszyć im będą dodatkowe środki nadzorcze i prewencyjne minimalizujące nowe potencjalne zagrożenia [28]. Innymi słowy – automatyzacja diagnostyki jest nieuniknionym kierunkiem rozwoju, ale powinna następować w sposób kontrolowany, gwarantujący przynajmniej równoważny poziom bezpieczeństwa względem tradycyjnych metod.

Podsumowując, współczesne utrzymanie infrastruktury kolejowej to obszar intensywnych przemian w zakresie techniki i organizacji diagnostyki nawierzchni torowej. Od manualnych obchodów torów i prostych przyrządów pomiarowych przeszliśmy do złożonych systemów sensorów, pojazdów diagnostycznych i algorytmów wykorzystujących mechanizmy uczenia maszynowego. Celem tych zmian jest stworzenie systemów diagnostycznych reagujących w sposób ciągły i inteligentny – identyfikujące oznaki zużycia, analizującego trendy degradacji oraz wspomagającego specjalistów w podejmowaniu optymalnych decyzji utrzymaniowych. Dzięki temu możliwe jest wydłużenie cyklu życia infrastruktury i podniesienie niezawodności przewozów, co ma znaczenie tak ekonomiczne, jak i społeczne (mniej opóźnień i zakłóceń, wyższe bezpieczeństwo podróżnych i ładunków). Wszystkie opisane tu aspekty – od metod wizualnych, przez pomiary geometryczne i ultradźwiękowe, po sieci czujników IoT – składają się na nowoczesny ekosystem monitorowania stanu torów. Kolejnym krokiem jest pełna automatyzacja interpretacji wyników diagnostyki, realizowana z udziałem systemów wspieranych sztuczną inteligencją. To właśnie rozwiązaniom z zakresu komputerowego rozpoznawania obrazów i uczenia maszynowego poświęcona jest dalsza część pracy, w której omówiono, jak najnowsze osiągnięcia techniki mogą zostać wykorzystane do jeszcze skuteczniejszej inspekcji nawierzchni torowej.

2.2 Systemy wizyjne stosowane do diagnostyki nawierzchni torowej

Tradycyjne inspekcje torów oparte na obchodach toromistrzów i pomiarach manualnych coraz częściej uzupełniane są systemami wizyjnymi [60,68,101]. Początkowo kamery stosowano głównie do wykrywania dużych nieprawidłowości w taborze (np. zerwane elementy podwozia), jednak z czasem zaczęto wykorzystywać je również do inspekcji nawierzchni torowej. Zarządcy infrastruktury dążyli do wprowadzenia pomiarów ciągłych podczas ruchu pojazdu, co zaowocowało pierwszymi wdrożeniami kamer rejestrujących obraz szyn. Jak wskazują Müller i Hentschel [116,117], w ramach projektu DB Netz AG „Predictive Maintenance 4.0” powstała platforma DIANA integrująca dane z laserowych skanerów toru, kamer wizyjnych i innych czujników, umożliwiająca automatyczną analizę stanu infrastruktury. Początkowo inspekcje wizyjne w takich systemach służyły głównie do detekcji obiektów obcych na torze i monitorowania stanu bocznych elementów infrastruktury, jednak postęp technologiczny pozwolił na coraz dokładniejsze rozpoznawanie drobnych pęknięć,

ubytków i innych wad bezpośrednio na główce szyny oraz szynach rozjazdowych [31,64,65,66,95,138].

Technologia kamer i architektura systemów.

Rozwój cyfrowych technik pomiarowych umożliwił budowę specjalistycznych systemów wizyjnych dostosowanych do diagnostyki torów. Stosuje się zarówno kamery liniowe (skanujące wąski pas z wysoką częstotliwością), jak i matrycowe (arealne) rejestrujące pełen obraz torowiska, często w wysokiej rozdzielczości (HD i wyższej). Kamery te montuje się na pojazdach pomiarowych lub zwykłych składach, co pozwala na akwizycję tysięcy obrazów dziennie z wysoką prędkością przejazdu pociągu. W literaturze przedmiotu wyróżnia się dwie podstawowe architektury takich systemów: offline oraz online (czas quasi rzeczywisty). W podejściu offline dane obrazowe zebrane przez pojazdy diagnostyczne są zapisywane i później analizowane w centrum obliczeniowym. Taki tryb umożliwia bardzo dokładną, pogłębioną analizę (np. łączenie obrazów w ortofotomapy, pomiary 3D), jednak wiąże się z opóźnieniem czasowym w uzyskaniu wyników. Przykładem może być system Trimble GEDO opisywany przez Beery [13], łączący skanowanie laserowe 3D z kamerami wideo – w trybie offline pozwala on na precyzyjne pomiary geometrii toru i inspekcję wizualną newralgicznych punktów. Z kolei systemy online instalowane na pojazdach liniowych (lub dronach) dokonują wstępnej analizy obrazu już na pokładzie, co umożliwia niemal natychmiastowe wykrycie krytycznych wad. Przykładowo, system z kamerami umieszczonymi na regularnych pociągach może automatycznie wykrywać obiekty na torze lub duże wady szyn i od razu alarmować o potrzebie ograniczenia prędkości. Tego typu rozwiązania wymagają zaawansowanych algorytmów analizy obrazu działających w czasie rzeczywistym oraz odpowiedniej mocy obliczeniowej dostępnej na pojeździe.

Wykorzystanie dronów i technik fotogrametrycznych.

W ostatnich latach istotnym uzupełnieniem naziemnych systemów wizyjnych stały się drony oraz satelity. Bezzałogowe statki powietrzne wyposażone w kamery o wysokiej rozdzielczości umożliwiają inspekcję trudno dostępnych odcinków toru oraz obiektów inżynieryjnych. Lesiak [91,92] przedstawił studia przypadku, w których drony z sukcesem wykorzystano do diagnostyki szyn oraz inspekcji obiektów mostowych – z użyciem technik fotogrametrii tworzono ortofotomapy i trójwymiarowe modele infrastruktury. Główne zalety dronów to możliwość dotarcia do miejsc

niedostępnych dla ludzi, brak konieczności wstrzymywania ruchu pociągów na czas inspekcji oraz szybka akwizycja i archiwizacja danych wizyjnych. Z drugiej strony, wyzwaniem jest stabilność lotu (zakłócana np. podmuchami od przejeżdżających składów lub w ciasnych przestrzeniach), a także pogorszenie jakości obrazu przy trudnych warunkach (śnieg, liście, zabrudzenia toru). Należy również uwzględnić ograniczenia formalno-prawne – w wielu krajach wymagane są specjalne zezwolenia na loty dronów nad czynną linią kolejową. Ciekawym rozwinięciem tej koncepcji jest łączenie danych z dronów z obrazowaniem satelitarnym. Projekt MOMIT (Multi-scale Observation and Monitoring of Railway Infrastructure Threats) opisywany przez Donzellego [36] zakłada jednoczesne wykorzystanie dronów i satelitów do inspekcji linii kolejowych. Drony wypełniają tu lukę między bardzo szczegółowym obrazem z bliska, a ujęciem satelitarnym dużych obszarów, co pozwala uzyskać wielkoskalowy obraz stanu infrastruktury. Same techniki satelitarne (np. interferometryczny radar InSAR) mogą posłużyć do wykrywania dużych deformacji nasypów czy osuwisk oraz monitorowania zmian geometrii toru w czasie, zwłaszcza gdy uzupełni się je lokalnymi danymi wizyjnymi, rejestrowanymi z taboru kolejowego.

Integracja danych wizyjnych z systemami utrzymania.

Wdrożenie systemów wizyjnych w diagnostyce torów wymaga ich powiązania z istniejącymi systemami zarządzania infrastrukturą. Obecnie na świecie kładzie się duży nacisk na integrację wyników inspekcji wizyjnej z platformami zarządzania zasobami (Asset Management), aby usprawnić podejmowanie decyzji utrzymaniowych. Fullerton [4,48] opisuje australijski program AMIP (Asset Management Improvement Program), w którym kluczowym elementem było powiązanie danych z inspekcji wizyjnych – zarówno z kamer stacjonarnych, jak i mobilnych – z systemem planowania remontów. Oprogramowanie tego typu analizuje, czy wykryte wady powtarzają się i pogłębiają w czasie, oraz ocenia, czy stanowią zagrożenie dla bezpieczeństwa ruchu. Podobne rozwiązania są wdrażane w Europie. W DB Netz AG, wspomniana platforma DIANA gromadzi w bazach danych informacje o wadach wykrytych przez kamery, skanery i czujniki, generując – za pomocą algorytmów predykcyjnych – harmonogram prac konserwacyjnych. Z kolei w Wielkiej Brytanii Network Rail wdraża systemy analizy dużej ilości danych (big data) integrujące nagrania wideo z pojazdów pomiarowych z historią wyników inspekcji manualnych, co pozwala wcześniej wykrywać np. powolną deformację torowiska lub podtorza [46].

Aby wykorzystać w pełni potencjał danych wizyjnych konieczna jest standaryzacja formatów i zgodność z procedurami branżowymi. Jak zauważają Gromadzka i in. [62], wyniki automatycznej inspekcji powinny być możliwe do zintegrowania z krajowymi systemami ewidencji wad i ograniczeń (np. polski rejestr POSEOR) oraz z dokumentacją pomiarową, zgodnie z wymaganiami instrukcji Id-1 oraz Id-7. Kampczyk [78,79,80] opisuje przykład systemu MSITS, który łączy dane geodezyjne z inspekcją wizyjną i generuje raporty o parametrach toru oraz potencjalnych wadach nawierzchni. Doświadczenia te pokazują, że choć technicznie integracja jest możliwa i ułatwia podejmowanie decyzji eksploatacyjnych w sposób quasi-automatyczny, to w praktyce wciąż wyzwaniem pozostaje ujednolicenie standardów wymiany danych i procedur, tak aby różnorodne narzędzia i platformy mogły ze sobą współpracować.

Przykłady wdrożeń w Polsce i na świecie.

Wdrożenie technologii automatycznej diagnostyki torów są już realizowane przez różnych zarządców infrastruktury kolejowej, zarówno w Polsce, jak i za granicą. W kraju wiodącą rolę odgrywają PKP Polskie Linie Kolejowe S.A. (PKP PLK), będące głównym zarządcą infrastruktury. Jak podaje Majerczak [102], PKP PLK zainwestowała w nowoczesne laboratoria diagnostyczne i specjalne pojazdy pomiarowe wyposażone w kamery wysokiej rozdzielczości, wspierane systemami analizy obrazu. Tworzone są mobilne laboratoria zdolne do prowadzenia inspekcji torów w ruchu z prędkością do 160 km/h, rejestrujące stan główki szyny, podkładów, złączek oraz innych elementów infrastruktury. Gromadzone dziennie terabajty zdjęć poddawane są analizie, a kluczowym celem jest wdrożenie automatycznego rozpoznawania wad, aby odciążyć personel i przyspieszyć reakcje naprawcze. Kolejnym przykładem jest Pomorska Kolej Metropolitalna (PKM), która wdrożyła system telematyczny do nadzoru infrastruktury. W opinii Wulgarisa [180], część inspekcji w PKM jest realizowana zdalnie przez operatorów w Centrum Utrzymania i Diagnostyki, a docelowo planuje się przekazanie części zadań systemom komputerowego rozpoznawania obrazu. Dotyczy to m.in. analizy obrazu przejazdów kolejowo-drogowych czy monitorowania stanu toru w rejonie przystanków, gdzie stały nadzór wizyjny może wychwycić pogarszające się parametry. Warto wspomnieć także o systemie MONOTOR, opisywanym przez Gromadzką i in. [62]. Został on zaprojektowany jako kompleksowy system do opisu sieci kolejowej i diagnostyki; przewidywano w nim moduł automatycznej rejestracji i raportowania wad

na podstawie obrazów z kamer. Mimo iż pełna implementacja wizyjnego modułu MONOTOR napotkała trudności i wydłużyła się w czasie, już sama jego koncepcja świadczy o świadomości potencjału automatyzacji diagnostyki w polskim środowisku kolejowym. Jeśli chodzi o zastosowanie dronów w Polsce – prowadzone są projekty pilotażowe i badawcze. Lesiak [91,92] przytacza eksperymentalne inspekcje mostów i szyn za pomocą dronów, które wykazały wysoką dokładność w wykrywaniu wad nawierzchni na obiektach inżynieryjnych oraz terenach trudno dostępnych. Na razie jednak brakuje ich masowego wdrożenia na szeroką skalę, głównie z uwagi na wspomniane wyzwania techniczne i prawne.

Również za granicą prowadzone są intensywne działania w tym obszarze. W Niemczech (DB Netz AG) rozwijany od 2018 r. system DIANA stanowi element szerokiego programu utrzymaniowego. Müller i Hentschel [116,117] wskazują, że celem jest przejście od reaktywnej diagnostyki do predykcyjnej – platforma integruje wyniki pomiarów geometrycznych, obrazów z kamer oraz innych czujników, a następnie z pomocą algorytmów analizuje trendy i przewiduje potrzebę interwencji. Wielka Brytania również inwestuje w zaawansowaną diagnostykę: jak opisuje Flower [46], Network Rail realizuje program Next Generation Track Maintenance, w ramach którego analizatory wizyjne i systemy maszynowej analizy wad łączy się z danymi geometrycznymi zbieranymi przez wózki pomiarowe. Priorytetem tych działań jest skrócenie czasu od wykrycia usterki do podjęcia naprawy oraz ograniczenie liczby nieplanowanych ograniczeń prędkości pociągów. Na szeroką skalę wdraża się podejście prognostyczne: system automatycznie identyfikuje wady (np. pęknięcie szyny) i natychmiast przekazuje informacje do służb utrzymaniowych, co umożliwia szybką naprawę zanim usterka się pogłębi. Rosyjskie Koleje (RŻD) realizowały do 2020 r. projekt „Cyfrowa Kolej”, w którym – jak podaje Rozenberg [141] – przewidziano globalną integrację metod AI i systemów wizyjnych dla kontroli stanu torów, taboru i infrastruktury. W praktyce oznacza to wdrażanie kamer inspekcyjnych na szeroką skalę (także na stacjach i punktach kontrolnych), połączonych z algorytmami analizującymi obraz w czasie rzeczywistym, co pozwala wychwycić uszkodzenia wagonów czy toru bezpośrednio podczas eksploatacji pociągów. Japonia natomiast rozwija inicjatywę Smart Maintenance, skupiającą się na fuzji nowoczesnych technologii: Takikawa [157] wspomina o integracji sieci czujników IoT, analizy big data oraz zaawansowanej inspekcji obrazowej na liniach Shinkansen. Japońskie koleje stosują m.in. kamery wizyjne o bardzo wysokiej częstotliwości odświeżania, zamontowane na szybkich pociągach, co pozwala

rejestrować nawet drobne zmiany w strukturze toru na długich odcinkach. Dane te są zintegrowane z systemami robotycznymi (małe autonomiczne pojazdy do patrolowania torów) oraz z algorytmami sztucznej inteligencji, tworząc kompleksowy ekosystem diagnostyki nawierzchni torowej.

Systemy wizyjne stały się nieodłącznym elementem współczesnej diagnostyki nawierzchni torowej. Wykorzystanie kamer wysokiej rozdzielczości na pojazdach pomiarowych, dronach czy w instalacjach stacjonarnych umożliwia wykrywanie wad, które wcześniej pozostawały niewidoczne przy rutynowych obchodach. Przykłady z Polski i świata pokazują, że integracja danych wizyjnych z systemami zarządzania utrzymaniem torów potrafi przyspieszyć reakcję na usterki i zwiększyć efektywność prac utrzymaniowych. Jednocześnie pełne wykorzystanie potencjału tych technologii wymaga standaryzacji i dostosowania do wymogów prawno-technicznych – zarówno w zakresie formatów danych, jak i procedur działania. Systemy wizyjne, nawet te działające początkowo bez zaawansowanych algorytmów AI, stanowią fundament do dalszej automatyzacji diagnostyki. Ich rozwój umożliwił budowę podstaw dla wdrożenia metod sztucznej inteligencji, które mogą jeszcze bardziej zwiększyć dokładność i szybkość wykrywania wad, co zostanie omówione w kolejnym podrozdziale.

2.3 Wykorzystanie sztucznej inteligencji w diagnostyce nawierzchni torowej

Rosnąca złożoność danych wizyjnych oraz zróżnicowanie warunków środowiskowych (zmienne oświetlenie, zabrudzenia, różne typy torowisk) sprawiają, że tradycyjne algorytmy przetwarzania obrazu o ograniczonej złożoności stają się niewystarczające. W odpowiedzi na te wyzwania coraz większą rolę odgrywa sztuczna inteligencja (AI), a zwłaszcza metody uczenia maszynowego i głębokiego uczenia (Deep Learning). Podstawowym narzędziem stały się głębokie sieci neuronowe (CNN), które potrafią efektywnie rozpoznawać wzorce odpowiadające wadom nawierzchni na zdjęciach nawierzchni. W literaturze przedmiotu (m.in. Lesiak [91,92], Bojarczak i Nowakowski [18,19,120], Chen i in. [30,186], Di i in. [33], Gibert i in. [52,54], Krummenacher i in. [88]) podkreśla się, że zastosowanie sieci CNN umożliwiło osiągnięcie doskonałych rezultatów w detekcji i segmentacji wad elementów toru. Coraz częściej wdraża się architektury takie jak YOLO [15,96,175], czy Faster R-CNN (do szybkiej detekcji obiektów na obrazie) [20,84,169,174] oraz U-Net [159] czy Fully Convolutional Network (FCN) (do precyzyjnej segmentacji wad) [189,191]. Algorytmy te skutecznie identyfikują pęknięcia szyn, wżery korozyjne, ubytki krawędzi główki

szyny oraz inne nieregularności geometryczne, przewyższając tradycyjne metody wizyjne pod względem czułości i odporności na zakłócenia.

Algorytmy uczenia maszynowego i rodzaje sieci neuronowych.

We wczesnych zastosowaniach AI w diagnostyce torów stosowano początkowo klasyczne metody uczenia maszynowego, takie jak klasyfikatory SVM czy drzewa decyzyjne, głównie do rozróżniania „dobry/zły" fragment toru na podstawie cech obrazu. Jednak prawdziwy przełom nastąpił wraz z popularyzacją głębokich sieci konwolucyjnych, które potrafią samodzielnie uczyć się reprezentacji cech na podstawie ogromnych zbiorów obrazów. Obecnie dominują algorytmy głębokiego uczenia – w szczególności wspomniane sieci CNN o różnej architekturze dopasowanych do specyfiki zadania. Przykładowo, modele z rodziny R-CNN (Region-based CNN) oraz ich usprawnione wersje (Fast R-CNN, Faster R-CNN) znajdują zastosowanie w automatycznym wykrywaniu konkretnych obiektów i wad na obrazie szyny (np. pęknięć, odłupków) poprzez jednoczesną lokalizację i klasyfikację regionów podejrzanych. Z kolei sieci typu U-Net i FCN używane są do segmentacji semantycznej obrazu toru – potrafią one oznaczać piksele należące do wad (pęknięć, korozji) odróżniając je od tła i prawidłowych elementów. W zastosowaniach kolejowych eksperymentuje się także z architekturą sieci rekurencyjnych i transformatorowych do analizy sekwencji obrazów (np. wykrywanie zmiany stanu toru w czasie), choć dominującym podejściem pozostają sieci konwolucyjne ze względu na swoją dokładność w analizie pojedynczych klatek wizyjnych [61].

Proces uczenia modeli i jakość danych.

Skuteczne wykorzystanie algorytmów AI wymaga starannego przygotowania danych i procesu uczenia. Podstawowym etapem jest zebranie obszernego zbioru danych treningowych – tysięcy, a nawet setek tysięcy obrazów torów – oraz ich ręczne anotowanie, czyli oznaczenie na zdjęciach lokalizacji i typu występujących wad. Jakość i reprezentatywność tych danych mają kluczowe znaczenie. Jak wskazuje Hajdul [63], analiza strumieni big data (w tym danych wizyjnych) stawia wysokie wymagania sprzętowe i algorytmiczne. Aby sieć neuronowa nauczyła się rozpoznawać wadę niezależnie od warunków, zbiór uczący musi obejmować duże zróżnicowanie scen (różne typy konstrukcji toru, oświetlenie dzienne i nocne, czyste i zabrudzone szyny, różne pory roku itp.). Nie zawsze jednak dysponujemy dostatecznie zrównoważonym zestawem

przykładów – część wad (np. pęknięcie) jest rzadka, co utrudnia nauczenie modelu ich detekcji bez tzw. przeuczenia (overfitting). Overfitting objawia się tym, że model zbyt mocno „zapamiętuje" obrazy treningowe i traci zdolność uogólniania na nowe przypadki. W celu przeciwdziałania temu zjawisku stosuje się różnorodne techniki augmentacji danych [50], polegające na sztucznym zwiększaniu zbioru treningowego poprzez modyfikacje obrazów (obrót, zmianę jasności, dodanie szumu, skalowanie itp.). Coraz częściej sięga się także po sieci generatywne (np. Generative Adversarial Networks – GAN), które potrafią tworzyć syntetyczne obrazy torów z wygenerowanymi wadami. Pozwala to wzbogacić dane uczące o realistycznie wyglądające przykłady rzadkich wad, bez konieczności oczekiwania na ich pojawienie się w rzeczywistości. Przykładowo, specjalizowane modele GAN uczono generowania obrazów pęknięć szyn na bazie istniejących „zdrowych zdjęć" – tak powstałe dane uzupełniają trening sieci detekcyjnych, poprawiając ich dokładność w wykrywaniu prawdziwych wad. Zastosowanie GAN bywa też badane w kontekście detekcji anomalii, gdzie model uczy się standardowego wyglądu nawierzchni torowej, a następnie wykrywa nietypowe obrazy jako potencjalne wady.

Proces uczenia głębokich modeli jest obliczeniowo bardzo wymagający. Z reguły wykorzystuje się akceleratory GPU lub TPU, które pozwalają na równoległe przetwarzanie tysięcy obrazów. Takikawa [157] oraz Hajdul [63] podkreślają, że wdrożenie analizy big data w diagnostyce kolejowej wymaga nie tylko odpowiednich algorytmów, ale i wydajnych platform sprzętowych zdolnych sprostać ogromnym wolumenom danych. W fazie treningu modele są iteracyjnie optymalizowane na przygotowanych danych, często z użyciem technik walidacji krzyżowej oraz odrębnego zbioru testowego do weryfikacji – tak, by upewnić się, że sieć prawidłowo uogólnia wiedzę na niewidziane wcześniej obrazy. Po wytrenowaniu modelu następuje etap wdrożenia go do systemu – tutaj istotne jest dostosowanie sieci pod kątem szybkości działania i dostępnych zasobów. W systemach online, działających w czasie rzeczywistym na pokładzie pojazdów lub dronów, model musi osiągać kompromis między dokładnością detekcji a czasem inferencji (wnioskowania). Często wykorzystuje się model wstępnie nauczony (np. na dużym ogólnym zbiorze obrazów) i dostraja go (fine-tuning) do konkretnych warunków kolejowych, co pozwala skrócić czas treningu i poprawić wyniki przy ograniczonej liczbie specjalistycznych danych.

Wyzwania wdrożeniowe i ograniczenia.

Mimo obiecujących wyników algorytmów AI w warunkach testowych, ich praktyczne wdrożenie w diagnostyce nawierzchni torowej napotyka szereg wyzwań. Pierwszym są wspomniane już wymagania jakościowe danych – system będzie działał wiarygodnie tylko na tyle, na ile wiarygodne są dane, na których został nauczony [161,171,176]. Jeżeli obrazy treningowe nie obejmują pewnych scenariuszy (np. nietypowego oświetlenia tunelowego, nietypowego rodzaju mocowania szyny czy bardzo zabrudzonej powierzchni), to nawet zaawansowana sieć neuronowa może popełniać błędy na prawdziwych obiektach. Dlatego w praktyce konieczne bywa stałe douczenie modeli w miarę pozyskiwania nowych danych, tak aby nadążały za zmianami infrastruktury i warunków eksploatacji [179]. Kolejnym wyzwaniem jest zapobieganie fałszywym alarmom. System diagnostyczny musi cechować się wysoką wiarygodnością – zbyt duża liczba błędnych detekcji (false positives) obniży zaufanie personelu i może prowadzić do zbędnych interwencji, podczas gdy przegapienie istotnej usterki (false negatives) zagraża bezpieczeństwu. Dlatego często stosuje się fuzję danych z różnych czujników, aby potwierdzić istotność wykrytej wady [103]. Rawicki i Słania [136] proponują na przykład zestawienie obrazu z kamer z pomiarami dynamicznymi, aby odróżnić faktyczne wady szyny od niegroźnych artefaktów wizualnych. Innym ograniczeniem są wymagania sprzętowe i integracyjne: systemy AI muszą zostać wpasowane w istniejącą infrastrukturę IT zarządcy, często o ograniczonej przepustowości i konkretnych standardach. Wdrożenie automatycznej diagnostyki opartej na AI wymaga więc nie tylko samego algorytmu, ale i rozwiązań do przesyłania oraz magazynowania ogromnych ilości danych wizyjnych, a także interfejsów pozwalających na prezentację wyników w formie zgodnej z dotychczasowymi normami (raporty, alerty itd.) [1,2]. Jak wskazują Kampczyk i inni [78] oraz Gromadzka i in. [62], brak jednolitych formatów wymiany danych i różnorodność sprzętu stosowanego w poszczególnych diagnostycznych jednostkach organizacyjnych stanowią istotną barierę we wprowadzaniu ujednoliconych, inteligentnych systemów inspekcji. Dodatkowo kwestie formalne – takie jak certyfikacja nowych narzędzi diagnostycznych, zgodność z przepisami bezpieczeństwa czy akceptacja wyników automatycznej analizy jako podstawy do decyzji utrzymaniowych – wymagają opracowania nowych standardów i procedur.

Automatyzacja detekcji i utrzymanie predykcyjne.

Automatyzacja detekcji oznacza, że system potrafi samodzielnie wykryć wadę na podstawie obrazu i natychmiast powiadomić o tym służby techniczne. Skraca to radykalnie czas od pojawienia się usterki do reakcji, co w praktyce ogranicza ryzyko poważniejszej awarii i zmniejsza koszty dzięki zapobieganiu dalszej degradacji. Flower [46] zauważa, że w brytyjskiej sieci kolejowej implementacja systemów z elementami uczenia maszynowego miała na celu właśnie redukcję opóźnienia między wykryciem, a naprawą wady, a tym samym ograniczenie liczby doraźnych ograniczeń prędkości. Platformy takie jak wcześniej wspomniana DIANA w Niemczech dążą do integracji algorytmów AI z harmonogramowaniem prac – wykryte przez sieć neuronową obrazy pęknięć szyn czy zużycia podkładów są automatycznie klasyfikowane pod kątem pilności interwencji, a następnie planowane w ramach działań utrzymaniowych. W Polsce również trwają prace nad wdrożeniem AI w ramach szerszych projektów diagnostycznych: Majerczak [102] wskazuje, że PKP PLK rozważa użycie algorytmów sztucznej inteligencji do szybkiej oceny stanu rozjazdów, połączonej z wynikami pomiarów geometrycznych i defektoskopowych, co umożliwi kompleksową ocenę stanu toru. Innym obszarem rozwoju jest wykorzystanie syntetycznych danych i modeli symulacyjnych. Przy użyciu sieci GAN można tworzyć wirtualne scenariusze powstawania wad i testować na nich algorytmy detekcji, zanim zostaną wdrożone na prawdziwej infrastrukturze – takie podejście pozwala lepiej przygotować system do realnych warunków i rzadkich sytuacji. Sztuczna inteligencja otwiera również drogę do bardziej zaawansowanych inicjatyw, jak pojazdy inspekcyjne nowej generacji (wspomniane robotyczne wózki patrolujące tory w Japonii [157]), czy ciągłe monitorowanie stanu toru przez systemy zainstalowane na regularnie kursujących pociągach pasażerskich lub towarowych. Dane z tych źródeł analizowane automatycznie, mogą zasilać modele predykcyjne przewidujące pojawienie się wad z wyprzedzeniem – np. na podstawie trendu powiększania się wykrytej rysy system szacuje, po ilu cyklach obciążeń osiągnie ona krytyczny rozmiar. Tego rodzaju inteligentne utrzymanie jest celem wielu współczesnych programów badawczych i wdrożeniowych, gdyż obiecuje znaczne zwiększenie bezpieczeństwa i redukcję kosztów poprzez optymalizację cyklu życia infrastruktury [11,148,196].

Zastosowanie sztucznej inteligencji w diagnostyce nawierzchni torowej radykalnie zmienia podejście do utrzymania infrastruktury. Algorytmy uczenia maszynowego, a w szczególności głębokie sieci neuronowe, umożliwiają automatyczne

wykrywanie wad z precyzją dotąd nieosiągalną tradycyjnymi metodami [37,51,70,71]. Uczenie modeli na ogromnych zbiorach obrazów pozwala systemom „widzieć" więcej i szybciej niż ludzkie oko, dzięki czemu reakcja na usterki może być niemal natychmiastowa. Wdrożenie tych technologii niesie ze sobą wyzwania – od zapewnienia wysokiej jakości danych i mocy obliczeniowej, po integrację wyników z istniejącymi procedurami i standardami – jednak doświadczenia światowe pokazują, że korzyści znacząco przewyższają trudności. Inteligentne systemy wizyjne stają się filarem strategii utrzymania predykcyjnego, łącząc bieżącą inspekcję z prognozowaniem stanu technicznego toru [35,112,148].

2.4 Przegląd komercyjnych wdrożeń systemów wizyjnych do inspekcji nawierzchni torowej

Rozwój technologii wizyjnych w diagnostyce infrastruktury kolejowej przyczynił się do powstania wielu komercyjnych rozwiązań opartych na automatycznej analizie obrazu. Celem niniejszego rozdziału jest przedstawienie aktualnej sytuacji rynkowej oraz innowacyjnych rozwiązań technologicznych w dziedzinie inspekcji wizyjnej.

W tej części pracy dokonano analizy dostępnych urządzeń diagnostycznych, zbliżonych funkcjonalnie do opracowanego urządzenia diagnostycznego, opisanego w niniejszej pracy doktorskiej, które wykorzystują systemy wizyjne do monitorowania i detekcji wad elementów nawierzchni torowej. Porównanie obejmuje zakres funkcjonalności, stopień automatyzacji oraz kluczowe ograniczenia tych technologii, ze szczególnym uwzględnieniem ich możliwości w zakresie obliczania degradacji i predykcji zużycia elementów infrastruktury.

Analiza porównawcza urządzeń diagnostycznych z systemami wizyjnymi do detekcji wad nawierzchni torowej stosowanymi w kolejnictwie.

Poniżej przedstawiono analizę wybranych komercyjnie wdrożonych urządzeń diagnostycznych, wykorzystujących system wizyjny do automatycznego wykrywania wad elementów nawierzchni torowej. Wszystkie opisane rozwiązania umożliwiają montaż na pojeździe kolejowym w trakcie jego normalnej eksploatacji. Mają one również następujące podstawowe właściwości techniczno-funkcjonalne:

- System wizyjny – oparty na kamerach (liniowych lub 2D) i algorytmach przetwarzania obrazu [178,184];

- Wykrywanie wad – służą do wykrywania wad nawierzchni torowej (szyn, podkładów, przytwierdzeń, podsypki) oraz czasem dodatkowych elementów [185,192,194];
- Możliwość instalacji – niewielkie rozmiary, opcje modularne, przystosowane do różnych rodzajów taboru (pasażerskiego, towarowego, specjalnego);
- Pomiar podczas jazdy – pozwala to na częstsze inspekcje, bez konieczności zatrzymywania ruchu [10,127].

System ocen i wag dla porównania komercyjnych urządzeń diagnostycznych.

W celu porównania istniejących urządzeń diagnostycznych stosowanych do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej konieczne było zdefiniowanie systemu ocen i wag. Autor pracy przedstawił własną koncepcję systemu ocen i wag trzem zarządcom infrastruktury w Polsce:

- Centrum Diagnostyki PKP Polskich Linii Kolejowych;
- Sekcja utrzymania infrastruktury PKP Szybkiej Kolei Miejskiej w Trójmieście (SKM);
- Biuro utrzymania infrastruktury PKP Intercity S.A.

Wynikiem przeprowadzonych konsultacji jest opracowana metodyka przeprowadzenia analizy porównawczej, uwzględniająca parametry techniczne urządzeń, bezpieczeństwo i skuteczność inspekcji wizyjnej.

Metodyka analizy porównawczej opiera się na czterech głównych kategoriach:

- Charakterystyce pomiarów i warunkach eksploatacji;
- Funkcjonalności;
- Instalacji i wydajności;
- Oprogramowaniu i integracji.

Dla każdej kategorii zdefiniowano szczegółowe kryteria oceny, odzwierciedlające kluczowe wymagania zarządców infrastruktury. Poszczególnym kryteriom przypisano wagi od 1 do 3, ustalone na podstawie konsultacji z ekspertami, w zależności od ich znaczenia dla bezpieczeństwa, niezawodności i efektywności systemu diagnostycznego. Ocena każdego urządzenia polegała na sprawdzeniu, czy spełnia ono dane kryterium (T – tak) lub nie spełnia (N – nie), a następnie zsumowaniu punktów zgodnie z przypisanymi wagami. Wynik końcowy dla danej kategorii wyrażono w procentach jako stosunek uzyskanej liczby punktów do maksymalnej możliwej i jest wyrażony wzorem:

$$Spełnienie\ wymagań = \frac{\text{Suma punktów urządzenia diagnostycznego}}{\text{Maksymalna liczba punktów kategorii}} * 100\% \quad (1)$$

Źródło: Opracowanie własne

Taki sposób oceny pozwala na jednoznaczne porównanie urządzeń i wskazanie rozwiązań najlepiej odpowiadających wymaganiom zarządców infrastruktury.

Kryteria oceny i punktacja urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym.

Analiza porównawcza opiera się na czterech kategoriach oceny, z przypisaną maksymalną liczbą punktów dla każdej z nich:

- Charakterystyka pomiarów i warunki eksploatacji (maks. 24 pkt) – ocenia parametry takie jak rozdzielczość obrazu, dokładność wykrywania wad, dokładność lokalizacji GPS, szerokość rejestrowanego obrazu, zakres temperatur pracy, odporność na warunki pogodowe, czas pracy na baterii, możliwość podłączenia do zasilania oraz pojemność pamięci.
- Funkcjonalność (maks. 20 pkt) – skupia się na zdolności urządzenia do wykrywania wad, w tym wad szyn (również bocznych), podkładów (drewnianych i betonowych), ocenie stanu podsypki, detekcji wad elementów mocujących, a także na funkcji wysyłania alarmów w czasie rzeczywistym oraz pomiarach geometrii toru. Warto podkreślić, że funkcje inspekcji rozjazdów oraz pomiaru geometrii toru, choć krytyczne z punktu widzenia zarządców, obecnie wymagają zastosowania dodatkowych dedykowanych modułów lub całego systemu.
- Instalacja, modułowość oraz prędkość i wydajność (maks. 11 pkt) – ocenia łatwość instalacji urządzenia na różnych pojazdach, elastyczność systemu (możliwość rozbudowy), zdolność do pracy autonomicznej, funkcję automatycznego czyszczenia sprzętu optycznego, możliwość prowadzenia inspekcji przy prędkościach co najmniej 120 km/h oraz efektywność przetwarzania i analizy danych.
- Oprogramowanie i integracja (maks. 19 pkt) – obejmuje funkcje związane z wizualizacją wyników w aplikacji użytkownika, przyjazny interfejs, zdalną diagnostykę urządzenia oraz automatyczne generowanie raportów. Dodatkowo rozważone były funkcje automatycznego obliczania degradacji, prognozowania jej rozwoju, tworzenia dynamicznego planu utrzymania oraz modeli predykcyjnych

Łączna maksymalna liczba punktów dla wszystkich kategorii wynosi 74.

Przegląd urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym do monitorowania nawierzchni torowej wdrożonych do użytkowania.

Na rynku dostępnych jest wiele systemów diagnostycznych opartych na technologii wizyjnej, które wspierają inspekcję torów kolejowych poprzez automatyczne wykrywanie wad. Każde z rozważanych urządzeń różni się zakresem funkcjonalnym, dokładnością pomiarów oraz możliwościami integracji z innymi systemami zarządzania infrastrukturą kolejową. W ramach niniejszej analizy uwzględniono rozwiązania siedmiu producentów, których systemy są obecnie wykorzystywane do diagnostyki nawierzchni kolejowej w różnych krajach. Poniżej przedstawiono krótki opis dostępnych urządzeń oraz ich zastosowanie w praktyce.

Goldschmidt (Graw Sp. z o.o.): Firma Goldschmidt oferuje zaawansowane systemy monitorowania infrastruktury kolejowej [206], które wykorzystują technologie wizyjne do inspekcji torów i detekcji wad. Ich rozwiązania charakteryzują się wysoką dokładnością pomiarów oraz możliwością integracji z innymi systemami diagnostycznymi.

Mermec V-Cube: Mermec V-Cube to system wizyjny zaprojektowany do automatycznej inspekcji torów kolejowych [210]. Urządzenie umożliwia wykrywanie wad szyn, podkładów oraz innych elementów infrastruktury, zapewniając jednocześnie wysoką dokładność lokalizacji i możliwość pracy w różnych warunkach atmosferycznych.

Pavemetrics: Pavemetrics oferuje systemy oparte na technologii LIDAR i obrazowania 3D, które służą do inspekcji i monitorowania stanu torów kolejowych [213]. Ich rozwiązania pozwalają na dokładne mapowanie powierzchni toru oraz identyfikację potencjalnych problemów związanych z infrastrukturą.

DMA Srl (TCVIS): DMA Srl opracowało system TCVIS, który wykorzystuje zaawansowane kamery i algorytmy przetwarzania obrazu do monitorowania stanu torów [201]. System ten jest w stanie wykrywać różnorodne wady oraz oceniać stan poszczególnych elementów nawierzchni kolejowej.

RailTechnology: RailTechnology specjalizuje się w dostarczaniu rozwiązań diagnostycznych dla kolei, w tym systemów wizyjnych do inspekcji torów [214]. Ich urządzenia są zaprojektowane tak, aby zapewnić dokładne i szybkie wykrywanie wad oraz wspierać procesy utrzymania infrastruktury.

ENSCO TCIS: ENSCO oferuje system TCIS (Track Component Imaging System), który wykorzystuje zaawansowane technologie obrazowania do inspekcji

komponentów torowych [203]. System ten umożliwia identyfikację uszkodzeń oraz monitorowanie stanu infrastruktury w czasie rzeczywistym.

Omnivision (Omnicom) Belfour Beatty: Omnivision, będący częścią Belfour Beatty, dostarcza systemy wizyjne do inspekcji torów kolejowych [212]. Ich rozwiązania koncentrują się na automatycznym wykrywaniu wad oraz wspieraniu zarządców infrastruktury w podejmowaniu decyzji dotyczących konserwacji i napraw.

Analiza parametrów pomiarowych i warunków eksploatacji.

Wyniki z pomiarów pozyskane przez urządzenia diagnostyczne są kluczowym elementem oceny stanu infrastruktury kolejowej. W celu obiektywnego porównania dostępnych na rynku rozwiązań, analizowano dwa główne obszary: parametry pomiarowe oraz warunki eksploatacji.

Poniżej przedstawiono szczegółowy opis parametrów pomiarowych oraz warunków eksploatacyjnych urządzeń diagnostycznych wykorzystujących systemy wizyjne do inspekcji nawierzchni torowej. Każdy parametr został zdefiniowany i odnosi się do konkretnych wymagań technicznych określonych na podstawie standardów branżowych oraz konsultacji z zarządcami infrastruktury kolejowej.

Parametry techniczno-pomiarowe.

Parametry pomiarowe określają zdolność systemu do precyzyjnego rejestrowania i analizy stanu nawierzchni torowej. W tej kategorii uwzględniono następujące parametry techniczno-pomiarowe:

- Rozdzielczość obrazowania – określa minimalną jakość rejestrowanego obrazu, umożliwiającą dokładną identyfikację wad torów. Przyjmuje się [13,69], że minimalna wymagana rozdzielczość to 2 mm w osi poprzecznej oraz 1 mm w osi wzdłużnej, co pozwala na szczegółowe wykrywanie mikro wad.
- Dokładność pomiaru wykrywania wad – dokładność pomiaru to stopień zgodności między zmierzoną wartością, a rzeczywistą wartością wielkości mierzonej. W kontekście detekcji wad nawierzchni torowej oznacza to zdolność do prawidłowego wykrywania występujących wad. W praktyce można ją wyrazić jako stosunek liczby poprawnie wykrytych wad do łącznej liczby występujących wad (True Positives / [True Positives + False Negatives]). Na podstawie rozmów z przedstawicielami Zarządców Infrastruktury ustalono, że system diagnostyczny powinien osiągnąć dokładność na poziomie minimum 90% detekcji wad.

- Dokładność lokalizacji – w metrologii dokładność lokalizacji rozumiana jest jako zgodność wskazanego miejsca wystąpienia wady z jego rzeczywistym położeniem. Systemy diagnostyczne powinny zapewniać dokładność lokalizacyjną na poziomie przynajmniej 50 cm (zgodnie z definicją zawartą w normie ISO/IEC Guide 99:2007 (VIM 3), pkt 2.13).
- Zakres szerokości obrazu – definiuje maksymalną szerokość torowiska objętą analizą. Minimalna wartość dla skutecznej inspekcji wynosi 2500 mm, co pozwala na rejestrowanie torów wraz z ich elementami dodatkowymi, takimi jak podkłady i przytwierdzenia.

Warunki eksploatacji.

Warunki eksploatacji określają zdolność systemów diagnostycznych do działania w różnych środowiskach i sytuacjach operacyjnych. Kluczowe parametry to:

- Zakres temperatury pracy – systemy powinny działać w szerokim zakresie temperatur, umożliwiając inspekcję infrastruktury kolejowej w skrajnych warunkach pogodowych. Minimalne wymagania określają zakres od -30°C do +50°C, co pozwala na całoroczną eksploatację.
- Odporność na warunki atmosferyczne – urządzenia powinny być odporne na deszcz, śnieg oraz grad, aby zapewnić ciągłość działania i nieprzerwaną jakość rejestrowanych obrazów w trudnych warunkach pogodowych.
- Czas pracy na zasilaniu bateryjnym – określa, jak długo urządzenie może pracować bez konieczności podłączenia do zewnętrznego źródła zasilania. Minimalny wymagany czas pracy to 8 godzin, co umożliwia przeprowadzenie pełnej inspekcji dłuższych odcinków torów.
- Możliwość podłączenia do zasilania pokładowego – systemy diagnostyczne powinny mieć możliwość zasilania z sieci pokładowej pojazdów kolejowych, co zapewnia ich nieprzerwaną pracę bez konieczności częstego ładowania akumulatorów.
- Pojemność pamięci urządzenia – określa ilość informacji, jaką urządzenie może przechowywać przed koniecznością ich zgrywania lub przesyłania do systemów zewnętrznych. Standardowa wartość dla nowoczesnych systemów diagnostycznych wynosi przynajmniej 2000 km zapisanych danych [61], co pozwala na długie przejazdy inspekcyjne bez konieczności przerywania pracy.

W Tabelach nr 1–4 przedstawiono porównanie parametrów techniczno-eksploatacyjnych analizowanych urządzeń diagnostycznych. W Tabeli 1 zestawiono wyniki dla kategorii „Charakterystyka pomiarów i warunki eksploatacji”.

Tabela 1 Porównanie parametrów pomiarowych i warunków eksploatacji urządzeń diagnostycznych

Urządzenie diagnostyczne / **Parametr**	Goldsmith	Mermec Vcube	Pavemetrics	DMA Srl TCVIS	Rail Technology	ENSCO TCIS	Omnivision BelfourBeatty	Waga
Rozdzielczość obrazu – min. 1–2 mm poprzecznie	T	T	T	T	T	T	T	3
Dokładność wykrywania wad – ≥90%	T	T	T	T	T	T	T	3
Dokładność lokalizacji GPS – ≤50 cm	T	T	T	N	T	T	N	3
Szerokość obrazu – ≥2,5 m	T	T	T	T	T	T	T	2
Zakres temperatur pracy – od –30°C do +50°C	T	T	T	T	T	T	T	3
Odporność na warunki pogodowe – śnieg, deszcz, grad	T	T	T	T	T	T	T	3
Czas pracy na baterii – ≥8 h	N	T	T	N	T	T	T	1
Zasilanie – możliwość podłączenia do sieci i pojazdu	T	T	T	T	T	T	T	3
Pojemność pamięci – rejestracja danych >2000 km	T	T	T	T	T	T	T	3
Suma punktów	**23**	**24**	**24**	**20**	**24**	**24**	**21**	**-**
Spełnienie wymagań	**96%**	**100%**	**100%**	**83%**	**100%**	**100%**	**88%**	**-**

Źródło: Opracowanie własne

Dla przypomnienia, metodyka analizy porównawczej opiera się na ocenie spełnienia kryteriów (T – tak, N – nie), którym przypisano wagi od 1 do 3 w zależności od ich znaczenia. Wynik procentowy obliczono według wzoru (1), opisanego w sekcji „System ocen i wag dla porównania komercyjnych urządzeń diagnostycznych".

W kategorii „Charakterystyka pomiarów i warunki eksploatacji" (Tabela 1) maksymalna liczba możliwych do uzyskania punktów wynosiła 24. Analiza obejmowała dziewięć parametrów: rozdzielczość obrazu, dokładność wykrywania wad, dokładność lokalizacji (GPS), szerokość rejestrowanego obrazu, zakres temperatur pracy, odporność na warunki pogodowe, czas pracy na baterii, możliwość zasilania z sieci stacjonarnej oraz pojazdu, a także pojemność pamięci urządzenia.

Na podstawie przydzielonych punktów, urządzenia uzyskały następujące wyniki, które przedstawiono szczegółowo w Tabeli 1:

- Mermec Vcube – 24 punkty (100% spełnienia wymagań);
- Pavemetrics – 24 punkty (100% spełnienia wymagań);
- Rail Technology – 24 punkty (100% spełnienia wymagań);
- ENSCO TCIS – 24 punkty (100% spełnienia wymagań);
- Goldsmith – 23 punkty (96% spełnienia wymagań);
- Omnivision BelfourBeatty – 21 punktów (88% spełnienia wymagań);
- DMA Srl (TCVIS) – 20 punktów (83% spełnienia wymagań).

Oznacza to, że urządzenia Mermec Vcube, Pavemetrics, Rail Technology oraz ENSCO TCIS w pełni spełniają wymagania określone dla tej kategorii, uzyskując maksymalną ocenę. Goldsmith wypada nieco gorzej – uzyskuje 23 punkty. Najniższe wyniki osiągnęły urządzenia Omnivision BelfourBeatty (21 punktów) oraz DMA Srl (TCVIS) (20 punktów).

Podsumowując, najlepsze wyniki uzyskały rozwiązania, które otrzymały 24 punkty – są to urządzenia oferujące pełen zakres funkcji pomiarowych i gwarantujące wysoką jakość pracy w warunkach eksploatacyjnych. Urządzenia o niższej punktacji posiadają pewne braki, które mogą wpływać na efektywność diagnostyki. Taki wynik jest istotny z punktu widzenia zarządców infrastruktury, ponieważ podkreśla, które systemy wizyjne są najbardziej wszechstronne i mogą w pewnym stopniu zautomatyzować proces monitorowania stanu torów. Niestety pomimo wysokiej deklarowanej przez producentów dokładności wykrywania wad nawierzchni torowej, proces utrzymaniowy nadal nie jest pod tym kątem optymalny. W większości przypadków wdrożeń systemów wizyjnych,

operator zarządcy infrastruktury nadal weryfikuje każde wskazanie potencjalnej przez system wady. Jest to spowodowane w dalszym ciągu dużym odsetkiem fałszywych pozytywnych wskazań obecnie wdrożonych urządzeń diagnostycznych z systemami wizyjnymi.

Analiza funkcjonalności urządzeń diagnostycznych.

W tej kategorii analizowane są aspekty związane z zakresem i jakością funkcji, jakie oferuje urządzenie diagnostyczne w zakresie monitorowania stanu torów kolejowych. Ocena funkcjonalności obejmuje kilka kluczowych parametrów, które definiują zdolność systemu do kompleksowej detekcji wad oraz integracji wyników pomiarów w praktycznym procesie diagnostycznym.

Pierwszym parametrem jest detekcja wad szyn, która odnosi się do zdolności urządzenia do identyfikowania wad na powierzchni tocznej szyn. Kolejnym kryterium jest detekcja wad bocznych szyn, czyli możliwość wykrycia wad umiejscowionych na bokach szyn, co również ma istotne znaczenie przy ocenie stanu toru.

Dodatkowo, analizowana jest detekcja wad podkładów drewnianych, która określa, czy system potrafi rozpoznać wady w elementach wykonanych z drewna, oraz detekcja wad podkładów betonowych.

Kolejnym kryterium jest ocena stanu podsypki, która sprawdza, czy urządzenie wykonuje analizę jakości i stanu materiału podsypkowego, wpływającego na stabilność toru. Natomiast detekcja wad elementów mocujących pozwala ocenić, czy system jest w stanie wykryć problemy związane z przytwierdzeniami szyn.

Ważnym aspektem funkcjonalnym jest także detekcja wad rozjazdów – choć ze względu na zupełnie inną konstrukcję tego elementu nawierzchni torowej, praktycznie zawsze konieczne jest zastosowanie dodatkowych modułów diagnostycznych lub zupełnie osobnego systemu wizyjnego, z dedykowaną konstrukcją i oprogramowaniem.

Dodatkowo, systemy diagnostyczne powinny umożliwiać automatyczne wysyłanie alarmów w czasie rzeczywistym, co pozwala na natychmiastową reakcję na wykryte wady. Ważny dla zarządców infrastruktury są również pomiary geometrii toru oraz szyn. W tym kryterium podobnie jak w przypadku rozjazdów, w zdecydowanej większości przypadków stosuje się dedykowane urządzenia pomiarowe, bez możliwości inspekcji wizyjnej. Kategoria „Funkcjonalność” skupia się na ocenie, w jakim stopniu urządzenie diagnostyczne potrafi wykryć i zinterpretować różne rodzaje wad na torach kolejowych, a także jak efektywnie komunikuje wyniki swoich analiz.

Tabela nr 2 prezentuje ocenę funkcjonalności urządzeń diagnostycznych do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej.

Tabela 2 Porównanie parametrów funkcjonalności urządzeń diagnostycznych

Urządzenie diagnostyczne / Parametr	**Goldsmith**	**Mermec Vcube**	**Pavemetrics**	**DMA Srl (TCVIS)**	**RailTechnology**	**ENSCO TCIS**	**Omnivision BelfourBeatty**	**Waga**
Detekcja uszkodzeń szyn – czy urządzenie wykrywa wady szyn?	T	T	T	T	T	T	T	3
Detekcja uszkodzeń bocznych szyn – czy urządzenie wykrywa wady po bokach szyn?	T	T	T	T	N	N	N	1
Detekcja uszkodzeń drewnianych podkładów – czy wykrywa wady drewnianych podkładów?	T	T	T	T	T	T	T	3
Detekcja uszkodzeń betonowych podkładów – czy wykrywa wady betonowych podkładów?	T	T	T	T	T	T	T	3
Ocena stanu podsypki – czy urządzenie przeprowadza ocenę stanu podsypki?	T	T	T	T	N	T	N	2
Detekcja uszkodzeń elementów mocujących – czy wykrywa wady mocowań?	T	T	T	T	N	T	N	3
Detekcja uszkodzeń rozjazdów – czy urządzenie wykrywa wady rozjazdów?	N	N	N	N	N	N	N	1
Wysyłanie alarmów w czasie rzeczywistym – czy urządzenie automatycznie wysyła alerty?	T	T	N	T	T	T	T	3
Pomiar geometrii toru – czy urządzenie wykonuje pomiary geometrii toru?	T	N	T	N	N	N	N	1
Suma punktów	19	18	16	18	12	14	12	-
Spełnienie wymagań	95%	90%	80%	90%	60%	70%	60%	-

Źródło: Opracowanie własne

Analiza funkcjonalności urządzeń diagnostycznych opierała się na ocenie dziewięciu kluczowych parametrów, które łącznie umożliwiają uzyskanie maksymalnie 20 punktów.

Warto jednak zaznaczyć, że pomimo wagi „1" dla kryterium inspekcji rozjazdów oraz pomiaru geometrii, są to obszary krytyczne dla zarządców infrastruktury kolejowej. Zarządcy doskonale zdają sobie jednak sprawę, że realizacja tych funkcji w pełni zintegrowanej z systemem wizyjnym jest obecnie niemożliwa i wymaga zastosowania dodatkowych, dedykowanych modułów – które muszą być instalowane wyłącznie w specjalnych pojazdach diagnostycznych, a nie standardowym taborze eksploatacyjnym.

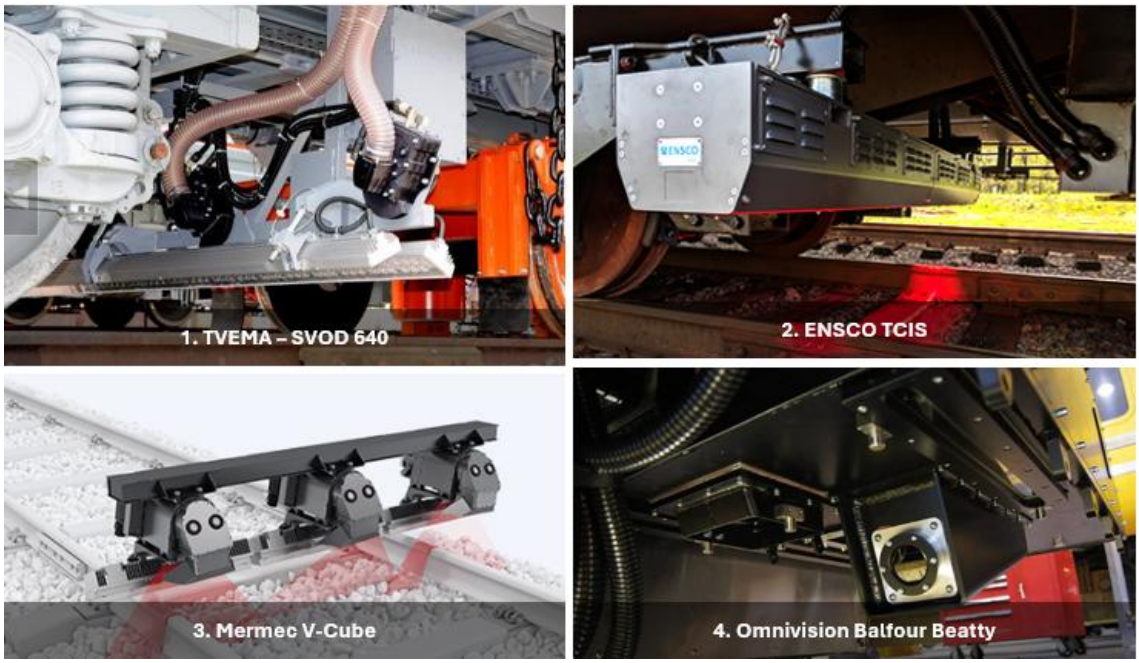
Na podstawie przeprowadzonej oceny otrzymane wyniki przedstawiają następującą kolejność urządzeń od najlepszego do najmniej efektywnego rozwiązania:

- Goldsmith – 19 punktów (95% spełnienia wymagań). Urządzenie to charakteryzuje się wysoką dokładnością wykrywania wad szyn, podkładów oraz elementów mocujących, a także wykonuje pomiary geometrii toru. Należy jednak pamiętać, że funkcja pomiaru geometrii, mimo jej kluczowego znaczenia, wymaga instalacji dodatkowego modułu dedykowanego pojazdom diagnostycznym.
- Mermec Vcube – 18 punktów (90% spełnienia wymagań). System ten oferuje zaawansowaną detekcję wad szyn, podkładów i elementów mocujących, jednak nie realizuje wykrywania wad bocznych szyn. Podobnie jak Goldsmith, pomiar geometrii toru realizowany jest tylko po zastosowaniu dodatkowego modułu.
- DMA Srl (TCVIS) – 18 punktów (90% spełnienia wymagań). Urządzenie prezentuje wysoką dokładność wykrywania wad, ale analogicznie do Mermec Vcube, nie oferuje pełnej integracji pomiaru geometrii toru w ramach systemu wizyjnego, co wymaga zastosowania oddzielnego modułu.
- Pavemetrics – 16 punktów (80% spełnienia wymagań). Pomimo możliwości wykonania pomiarów geometrii toru podobnie jak Goldsmith, urządzenie to nie posiada funkcji automatycznego wysyłania alarmów. Również tutaj pełna realizacja funkcji pomiarowych wymaga instalacji dodatkowego modułu.
- ENSCO TCIS – 14 punktów (70% spełnienia wymagań). Urządzenie to wykazuje ograniczenia w zakresie detekcji uszkodzeń bocznych szyn oraz oceny stanu podsypki, co wpływa na ogólną ocenę funkcjonalności.

- RailTechnology – 12 punktów (60% spełnienia wymagań). Rozwiązanie to charakteryzuje się ograniczoną funkcjonalnością, szczególnie w zakresie oceny stanu podsypki i elementów mocujących, co znacząco wpływa na jego użyteczność w kompleksowej diagnostyce.
- Omnivision BelfourBeatty – 12 punktów (60% spełnienia wymagań). Urządzenie to osiąga najniższy wynik, głównie z uwagi na brak wykrywania uszkodzeń bocznych szyn oraz ograniczenia w ocenie stanu podsypki, a także brak funkcji pomiaru geometrii toru.

Na Rysunku 1 przedstawiono przykładowe zdjęcia urządzeń diagnostycznych, wykorzystujących system wizyjny.

Rysunek 1 Przykłady firm oraz ich urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym



Źródło: http://tvema.com; https://www.mermecgroup.com; https://omnicomrail.com; https://www.ensco.com

Podsumowując, wyniki analizy wskazują, że w obszarze funkcjonalności najlepsze są urządzenia oferowane przez Goldsmith, Mermec Vcube oraz DMA Srl (TCVIS), które uzyskały odpowiednio 95% i 90% spełnienia wymagań. Urządzenia te wyróżniają się wysoką automatyzacją wykrywania wad szyn, podkładów oraz elementów mocujących, a także umożliwiają wykonanie pomiarów geometrii toru – choć ta funkcjonalność wymaga zastosowania dodatkowych modułów. Z kolei ENSCO TCIS, RailTechnology oraz Omnivision BelfourBeatty prezentują niższy poziom spełnienia

wymagań, co może ograniczać ich zastosowanie w kompleksowej diagnostyce infrastruktury kolejowej. Należy również podkreślić, że producenci deklarują możliwość dostosowania swoich rozwiązań do indywidualnych potrzeb klienta, co otwiera perspektywy dalszego rozwoju systemów diagnostycznych.

Analiza instalacji, modułowości oraz prędkości i wydajności.

W tej kategorii analizowane są jednocześnie zagadnienia związane z montażem urządzeń diagnostycznych na taborze kolejowym oraz parametry określające tempo i efektywność prowadzonego pomiaru. Z perspektywy zarządców infrastruktury szczególnie istotne jest, aby systemy wizyjne mogły zostać szybko zainstalowane na różnych rodzajach pojazdów (pociągi pasażerskie, towarowe, pojazdy specjalne) oraz aby oferowały funkcje automatyzacji – takie jak praca bez udziału operatora czy automatyczne oczyszczanie elementów optycznych.

Ponadto, równie ważna jest zdolność systemu do wykonywania inspekcji przy dużych prędkościach jazdy, gwarantując przy tym wysoką dokładność i stabilną jakość zbieranych danych [85]. W tym kontekście pod uwagę bierze się również możliwość zdalnego przetwarzania i wysyłania danych (np. przez sieć GSM), a także to, czy urządzenie poradzi sobie z analizą dużych wolumenów informacji w czasie rzeczywistym.

- System modułowy – definiuje elastyczność i skalowalność urządzenia, czyli czy można je doposażyć w kolejne moduły w zależności od konkretnych potrzeb zarządcy infrastruktury.
- Łatwa instalacja na różnych pojazdach – odnosi się do szybkości i prostoty montażu na odmiennych typach taboru kolejowego, bez konieczności skomplikowanych lub kosztownych zmian konstrukcyjnych.
- Zdolność do pracy autonomicznej – wskazuje, czy urządzenie może działać samodzielnie, włączając i wyłączając się bez udziału człowieka, a także samodzielnie rejestrować dane w zadanych przedziałach czasowych.
- Automatyczne czyszczenie – oznacza obecność systemu umożliwiającego usuwanie brudu, śniegu czy wody z obiektywu kamer, co jest szczególnie ważne w trudnych warunkach atmosferycznych, aby zapewnić niezakłócony obraz.
- Prędkość pomiaru – określa maksymalną dopuszczalną prędkość jazdy pociągu (zwykle wymaga się co najmniej 120 km/h), przy której urządzenie nadal gwarantuje wysoką jakość i dokładność detekcji wad.

- Przetwarzanie i analiza danych – dotyczy możliwości wysyłania danych bezpośrednio z urządzenia w celu ich analizy w czasie rzeczywistym, np. poprzez sieć GSM lub inne kanały komunikacji, co przyspiesza proces diagnostyki.
- Wydajne przetwarzanie – skupia się na zdolności urządzenia do szybkiej analizy dużych ilości informacji, co jest kluczowe w sytuacjach, gdy pociągi kursują często, a trasy pomiarowe są długie i generują obszerne zbiory danych.

W Tabeli nr 3 przedstawiono porównanie opisanych kryteriów dotyczących instalacji, modułowości oraz prędkości i wydajności urządzeń diagnostycznych.

W tej kategorii najważniejsze dla zarządców infrastruktury kolejowej jest umożliwienie przeprowadzania inspekcji przy prędkościach wynoszących 120 km/h i wyższych, co pozwala na efektywny nadzór nad stanem torów przy minimalnym wpływie na ruch pociągów.

Maksymalna liczba punktów w tej kategorii wynosi 11. Na podstawie przydzielonych punktów, uzyskane wyniki przedstawiają następującą kolejność urządzeń:

- Mermec Vcube – 7 punktów (64% spełnienia wymagań). Urządzenie to wyróżnia się najwyższą elastycznością montażu oraz umożliwia przeprowadzanie inspekcji przy wysokich prędkościach, co jest kluczowe dla efektywności diagnostyki.
- Pavemetrics, DMA Srl (TCVIS), RailTechnology oraz ENSCO TCIS – 5 punktów (45% spełnienia wymagań). Systemy te zapewniają odpowiednią prędkość pomiaru i łatwość instalacji, jednak nie posiadają dodatkowych funkcji, które mogłyby podnieść ich ogólną efektywność.
- Goldsmith – 4 punkty (36% spełnienia wymagań). Choć urządzenie to oferuje funkcje montażu i pomiaru, ocena została obniżona z powodu pewnych niedociągnięć w zakresie możliwości instalacyjnych na taborze eksploatacyjnym (przeznaczonym do normalnego ruchu operacyjnego).

Podsumowując, najlepsze wyniki uzyskało urządzenie Mermec Vcube, które osiągnęło 64% spełnienia wymagań. Urządzenia, które uzyskały wyniki na poziomie 45% spełnienia wymagań, oferują solidną funkcjonalność, jednakże nie posiadają dodatkowych usprawnień, które mogłyby zwiększyć ich wydajność. Natomiast rozwiązania Goldsmith oraz Omnivision BelfourBeatty, osiągając 36% spełnienia, wykazują ograniczenia, które mogą wpływać na efektywność ich zastosowania w procesie diagnostycznym.

Tabela 3 Porównanie parametrów instalacji, modułowości oraz prędkości i wydajności

Urządzenie diagnostyczne / Parametr	Goldsmith	Mermec Vcube	Pavemetrics	DMA Srl (TCVIS)	RailTechnology	ENSCO TCIS	Omnivision BelfourBeatty	Waga
System modułowy - możliwość dostosowania lub rozbudowy urządzenia	T	T	T	T	T	T	N	1
Łatwa instalacja - szybki i prosty montaż na różnych pojazdach	N	T	T	T	T	T	T	1
Zdolność do pracy autonomicznej - praca bez nadzoru operatora	N	N	N	N	N	N	N	2
Automatyczne czyszczenie - funkcja automatycznego oczyszczania optyki	N	T	N	N	N	N	N	2
Prędkość pomiaru - czy możliwa inspekcja przy ≥120 km/h	T	T	T	T	T	T	T	3
Przetwarzanie i analiza danych - czy dane można wysyłać bezpośrednio z urządzenia	N	N	N	N	N	N	N	1
Wydajne przetwarzanie - Czy system szybko analizuje duże ilości danych	N	N	N	N	N	N	N	1
Suma punktów	4	7	5	5	5	5	4	-
Spełnienie wymagań	36%	64%	45%	45%	45%	45%	36%	-

Źródło: Opracowanie własne

Analiza oprogramowania i integracji.

W tej części analizie poddano rozwiązania programowe oraz możliwości współpracy urządzeń diagnostycznych z istniejącymi systemami u zarządców infrastruktury kolejowej. Parametry te obejmują zarówno podstawowe funkcje, takie jak dostęp do wyników przez aplikację webową czy zdalną diagnostykę urządzenia, jak i zaawansowane narzędzia prognozowania oraz planowania utrzymania infrastruktury.

Szczególnie interesujące dla zarządców są funkcje automatycznego obliczania degradacji i jej prognozowania, a także tworzenia dynamicznego planu utrzymania na podstawie wykrytych wad.

Obecnie jednak żaden z producentów nie opracował rozwiązań tego typu, co oznacza istotną lukę w ofercie rynkowej. Rozważono następujące kryteria dla kategorii oprogramowania i integracji:

- Aplikacja webowa – określa, czy urządzenie udostępnia wyniki detekcji w przeglądarce internetowej, co ułatwia pracę służbom utrzymania.
- Przyjazny interfejs – odnosi się do możliwości łatwej integracji z innymi systemami klienta (np. systemy GIS, platformy CMMS).
- Zdalna diagnostyka urządzenia – wskazuje, czy w przypadku awarii lub konieczności modyfikacji ustawień można zdalnie połączyć się z urządzeniem, co skraca czas reakcji i ogranicza koszty.
- Raporty – dotyczy automatycznego generowania raportów z inspekcji dostosowanych do instrukcji danego zarządcy infrastruktury, co pozwala na szybkie przygotowanie dokumentacji dla służb utrzymania.
- Automatyczne obliczanie degradacji – ocenia, czy urządzenie samodzielnie wylicza stopień zużycia elementów infrastruktury (szyn, podkładów, przytwierdzeń, podsypki) na podstawie zebranych danych.
- Prognoza degradacji – odnosi się do zdolności przewidywania dalszego zużycia na bazie obliczonych wskaźników, co może wspomóc planowanie remontów.
- Dynamiczny plan utrzymania – czy na podstawie zidentyfikowanych wad system jest w stanie automatycznie zaproponować harmonogram prac utrzymaniowych; funkcja szczególnie pożądana przez zarządców.
- Modele predykcyjne – czy urządzenie może przewidzieć dalszy rozwój już wykrytych wad w oparciu o dane historyczne i modele statystyczne (np. uczenie maszynowe), funkcjonalność dotychczas niewystępująca w rozwiązaniach komercyjnych.

W Tabeli nr 4 zaprezentowano porównanie powyższych parametrów w kontekście oprogramowania i integracji dla wszystkich analizowanych urządzeń.

Analiza funkcjonalności w zakresie oprogramowania i integracji opierała się na ocenie ośmiu kluczowych parametrów, przy czym maksymalna liczba punktów wynosi 19.

Tabela 4 Porównanie oprogramowania i integracji

Urządzenie diagnostyczne / Parametr	Goldsmith	Mermec Vcube	Pavemetrics	DMA Srl (TCVIS)	RailTechnology	ENSCO TCIS	Omnivision BelfourBeatty	Waga
Wizualizacja danych w aplikacji internetowej – czy urządzenie umożliwia wyświetlanie danych w aplikacji webowej?	T	T	T	T	T	T	T	1
Interfejs przyjazny użytkownikowi – czy urządzenie integruje się łatwo z systemami klienta?	T	T	T	T	T	T	T	3
Zdalna diagnostyka urządzenia – czy możliwe jest zdalne sterowanie urządzeniem w przypadku awarii?	T	T	T	T	N	T	T	3
Automatyczne raporty – czy urządzenie potrafi automatycznie generować raporty z inspekcji?	T	T	T	T	T	T	N	2
Automatyczne obliczanie degradacji – czy system automatycznie oblicza stopień degradacji elementów nawierzchni?	N	N	N	N	N	N	N	3
Prognozowanie degradacji – czy system przewiduje rozwój wad na podstawie obliczeń degradacji?	N	N	N	N	N	N	N	2
Dynamiczny plan utrzymania – czy urządzenie tworzy sugestię planu utrzymania na podstawie zidentyfikowanych wad?	N	N	N	N	N	N	N	3
Modele predykcyjne – czy system potrafi przewidzieć rozwój wad?	N	N	N	N	N	N	N	2
Suma punktów	9	9	9	9	6	9	7	-
Spełnienie wymagań (%)	47%	47%	47%	47%	32%	47%	37%	-

Źródło: Opracowanie własne

Wyniki wskazują, że urządzenia oferowane przez Goldsmith, Mermec Vcube, Pavemetrics, DMA Srl (TCVIS) oraz ENSCO TCIS uzyskały po 9 punktów, co odpowiada 47% spełnienia wymagań. Zatem te systemy oferują pełną funkcjonalność w zakresie wizualizacji danych, interfejsu użytkownika oraz zdalnej diagnostyki, ale żaden z analizowanych systemów nie posiada funkcji automatycznego obliczania degradacji, prognozowania jej rozwoju, dynamicznego planu utrzymania ani modeli predykcyjnych – funkcji, które mogłyby znacząco podnieść wartość diagnostyczną.

Rozwiązanie oferowane przez RailTechnology uzyskało 6 punktów (32% spełnienia), co wskazuje na ograniczenia w integracji oprogramowania, a system Omnivision BelfourBeatty – 7 punktów (37% spełnienia), głównie z powodu braku możliwości generowania automatycznych raportów.

Podsumowując, z perspektywy zarządców infrastruktury kolejowej, obecne systemy oprogramowania w analizowanych urządzeniach oferują podstawowy poziom integracji, ale istnieje znaczący potencjał rozwoju w obszarze funkcji predykcyjnych i automatyzacji, które w przyszłości mogłyby umożliwić bardziej kompleksową diagnostykę infrastruktury kolejowej.

Podsumowanie analizy porównawczej urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym.

Tabela nr 5 prezentuje wyniki analizy porównawczej.

Tabela 5 Analiza porównawcza urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym

Kategoria / Urządzenie	Charakterystyka pomiarów i warunki eksploatacji	Funkcjonalność	Instalacja, modułowość i prędkość	Oprogramowa-nie i integracja	Suma punktów	Spełnienie wymagań
Goldsmith	23	19	4	9	55	74%
Mermec Vcube	24	18	7	9	58	78%
Pavemetrics	24	16	5	9	54	73%
DMA Srl (TCVIS)	20	18	5	9	52	70%
RailTechnology	24	12	5	6	47	64%
ENSCO TCIS	24	14	5	9	52	70%
Omnivision BelfourBeatty	21	12	4	7	44	60%
Maksymalna liczba punktów	**24**	**20**	**11**	**19**	**74**	**100%**

Źródło: Opracowanie własne

Na podstawie kompleksowej oceny wszystkich czterech kategorii, maksymalna możliwa liczba punktów wynosi 74. Najwyższy wynik uzyskało urządzenie Mermec Vcube – 58 punktów (78% spełnienia wymagań), co świadczy o jego zaawansowanych możliwościach w zakresie pomiarów, funkcjonalności oraz instalacji i wydajności, szczególnie przy wysokich prędkościach inspekcji. Urządzenie firmy Goldsmith uzyskało 55 punktów (74%), Pavemetrics uzyskało 54 punkty (73%), natomiast DMA Srl (TCVIS) – 52 punkty (70%). Rozwiązania ENSCO TCIS również uzyskały 52 punkty (70%). Niższe wyniki odnotowano dla RailTechnology (47 punktów, 64%) oraz Omnivision BelfourBeatty (44 punkty, 60%).

Warto podkreślić, że pomimo wysokich wyników w zakresie podstawowych funkcji, żaden z analizowanych systemów nie oferuje funkcji automatycznego obliczania degradacji, prognozowania jej rozwoju, tworzenia dynamicznych planów utrzymania ani modeli predykcyjnych. Są to obszary, które stanowią istotną lukę w obecnej ofercie rynkowej, a ich wdrożenie mogłoby znacząco zwiększyć efektywność procesów utrzymania infrastruktury kolejowej. Z perspektywy zarządców infrastruktury, rozwinięcie tych funkcji będzie kluczowe dla dalszej optymalizacji systemów diagnostycznych i podniesienia poziomu bezpieczeństwa oraz efektywności operacyjnej.

Podsumowując, najlepsze wyniki uzyskały urządzenia Mermec Vcube, Goldsmith, Pavemetrics, DMA Srl (TCVIS) oraz ENSCO TCIS, które oferują solidną podstawę funkcjonalną w zakresie automatycznej diagnostyki. Jednakże, dalszy rozwój w obszarze funkcji predykcyjnych i automatyzacji obliczania degradacji jest niezbędny, aby w pełni wykorzystać potencjał systemów wizyjnych w diagnostyce infrastruktury kolejowej.

Proces zakupu urządzenia diagnostycznego z systemem wizyjnym.

Wdrożenie nowego systemu diagnostycznego do monitorowania infrastruktury kolejowej to proces wieloetapowy, w którym każdy element – od analizy potrzeb po końcowy montaż – musi być starannie przemyślany i dostosowany do specyfiki zarządzanej sieci kolejowej. Inwestycja w urządzenie diagnostyczne z systemem wizyjnym mieści się w przedziale od 900 tysięcy do 1,1 mln EUR. Taka inwestycja nie jest standardowym zakupem, lecz projektem realizowanym na miarę potrzeb konkretnego zarządcy infrastruktury. Przedział kosztów uzyskano bezpośrednio od producentów urządzeń.

Na wstępie odbywa się szczegółowa konsultacja, podczas której określane są indywidualne wymagania – zarówno techniczne, jak i organizacyjne – wynikające z charakteru zarządzanej infrastruktury. Każdy zarządca, mając na uwadze specyfikę swojej sieci, stawia unikalne kryteria dotyczące funkcjonalności, niezawodności oraz integracji systemu z istniejącymi rozwiązaniami. W praktyce oznacza to, że każde zamówienie musi być poprzedzone etapem przygotowawczym, w trakcie którego projektanci i inżynierowie opracowują rozwiązanie dopasowane do warunków danej linii.

Kolejnym etapem jest czas oczekiwania na dostawę – standardowo wynosi on około 1 roku. Jednakże, gdy wymagane są dodatkowe procesy certyfikacyjne lub homologacyjne, termin realizacji może się wydłużyć nawet do 1,5 roku. Ten czas pozwala na przeprowadzenie wszystkich niezbędnych testów oraz uzyskanie potwierdzenia zgodności z normami, co jest kluczowe dla bezpiecznej eksploatacji systemu w środowisku kolejowym.

Po dostawie następuje faza adaptacji, która trwa od 3 do 6 miesięcy. W tym okresie specjaliści przeprowadzają kalibrację systemu, uczą sieci neuronowe oraz integrują urządzenie z istniejącymi systemami zarządzania infrastrukturą. Dzięki temu końcowe rozwiązanie nie tylko spełnia standardy techniczne, ale także jest w pełni kompatybilne z indywidualnymi potrzebami klienta. Wdrożenie takiego systemu to strategiczna inwestycja, która wymaga kompleksowego podejścia, elastyczności oraz ścisłej współpracy między producentem a zarządcą infrastruktury. Każdy etap – od konsultacji i przygotowania, przez dostawę i certyfikację, aż po adaptację systemu – jest kluczowy dla zapewnienia, że zakupione urządzenie odpowiednio wpisze się w specyfikę eksploatowanej sieci kolejowej.

Koszty zakupu i wdrożenia nie zostały uwzględnione jako osobna kategoria oceny, ponieważ dane dotyczące cen urządzeń mają charakter orientacyjny – pochodzą głównie z rozmów z producentami, a nie z oficjalnych ofert handlowych.

Podsumowanie.

Rozdział stanowi analizę dostępnych systemów diagnostycznych opartych na technologii wizyjnej, wykorzystywanych do automatycznej detekcji wad nawierzchni torowej. Oceniono je pod kątem parametrów pomiarowych, funkcjonalności, możliwości instalacyjnych i integracji z oprogramowaniem, co pozwoliło na obiektywne porównanie ich dokładności. Wyniki wskazują, że mimo wysokiej jakości podstawowych funkcji, obecne systemy nie zapewniają pełnej automatyzacji procesu. Niniejsza praca

dyplomowa podejmuje próbę uzupełnienia niektórych braków poprzez wprowadzenie metody automatycznego wyznaczania stopnia degradacji szyn i podkładów, co stanowi podstawę dla dalszych analiz prognostycznych i wspiera rozwój kompleksowych narzędzi diagnostycznych. Tym samym wnosi ona istotny wkład w kierunku zwiększenia dokładności i efektywności oceny stanu infrastruktury kolejowej.

2.5 Analiza czystości patentowej

Badanie czystości patentowej zostało przeprowadzone w ramach niniejszej pracy doktorskiej z użyciem bazy PATSNAP.

Zidentyfikowano wynalazki pokrewne pod względem funkcji lub zastosowanej technologii:

1. WO2019108585A1 – Wniosek patentowy firmy Sperry Rail Holdings dotyczący „Systemu i metody inspekcji szyn przy użyciu uczenia maszynowego". Rozwiązanie to obejmuje pojazd z czujnikami do inspekcji szyn, które wykrywają wady na podstawie danych z systemu uczenia maszynowego. Wynalazek ten jednak ogranicza się do inspekcji szyn, jest montowany na dedykowanym pojeździe diagnostycznym i nie uwzględnia przesyłania danych poza pojazd ani ich użycia w celach oceny stopnia degradacji, co różni go od koncepcji rozwijanej w ramach pracy doktorskiej.

2. WO2020002017A1 – Wniosek patentowy firmy Konux GmbH pt. „Planowanie utrzymania kolejowego". Ten wynalazek dotyczy sposobu automatycznego planowania utrzymania kolei na podstawie przewidywanego stanu technicznego zasobów. System opiera się na czujnikach rozmieszczonych wzdłuż infrastruktury torowej, co odróżnia go od mojego rozwiązania, które zakłada monitorowanie nawierzchni kolejowej z użyciem urządzenia instalowanego na taborze kolejowym i wykorzystującego wizję komputerową oraz sztuczną inteligencję.

Analiza czystości patentowej wykazała, że nie istnieją zgłoszenia ani patenty, które stanowiłyby przeszkodę w realizacji pracy i rozwoju nowego urządzenia diagnostycznego. Na dzień przeprowadzenia badania brak jest chronionych rozwiązań technologicznych oraz wyników prac badawczo-rozwojowych, które mogłyby ograniczać możliwość przeprowadzenia prac badawczo-rozwojowych lub komercjalizacji rozwiązania.

2.6 Geneza problematyki badawczej

Rosnące potrzeby transportowe i rozwój technologii cyfrowych wymagają nowych metod diagnostyki. Szczególnego nadzoru wymaga nawierzchnia torowa, narażona na intensywną eksploatację i czynniki środowiskowe. Zarządcy infrastruktury kolejowej, także w Polsce – czwartym kraju w Europie pod względem długości sieci kolejowej (licząc Ukrainę) – zmagają się z licznymi problemami utrzymaniowymi [17,100,105,108,164,165], które zostaną omówione w dalszej części.

Zatrudnienie w sektorze zarządców infrastruktury.

W 2024 roku u zarządców infrastruktury kolejowej zatrudnionych było 38 137 osób, z czego 1 361 stanowili toromistrzowie – piąta co do wielkości grupa zawodowa, odpowiadająca za 3,6% zatrudnionych. W porównaniu z 2021 rokiem, kiedy liczba toromistrzów wynosiła 1442, obserwuje się stały trend spadkowy.

Tabela 6 Zatrudnienie w sektorze zarządców infrastruktury w Polsce w latach 2020-2024

Zatrudnienie na stanowiskach pracy w latach 2020-2024					
stanowisko pracy	2020	2021	2022	2023	2024
zatrudnienie ogółem	**40 130**	**39 474**	**38 885**	**38 648**	**38 137**
stanowiska regulowane	**21 021**	**20 554**	**19 992**	**19 619**	**19 344**
automatyk	2 204	2 201	2 213	2 153	2 121
dróżnik przejazdowy	1 702	1 580	1 442	1 363	1 241
dyżurny ruchu	8 705	8 558	8 395	8 183	8 118
kierownik pociągu	17	11	10	12	10
manewrowy	11	0	0	0	0
maszynista	623	633	647	676	698
nastawniczy	4 745	4 463	4 224	4 157	3 919
prowadzący pojazdy kolejowe	110	80	1	4	6
rewident taboru	6	6	0	0	2
toromistrz	**1 440**	**1 442**	**1 429**	**1 370**	**1361**
ustawiacz	5	7	11	10	7
zwrotniczy	1 453	1 573	1 620	1 691	1 861
stanowiska nieregulowane	629	693	625	640	656
dyspozytor	629	640	623	638	656
pracownik utrzymania taboru	—	53	2	2	0
Przedział wiekowy pracowników zatrudnionych u zarządców infrastruktury w latach 2020-2024					
przedział wiekowy	2020	2021	2022	2023	2024
ekwiwalent czasu pracy	**40 044**	**39 315**	**38 934**	**38 607**	**38 306**
do 30 lat	4 234	4 168	4 138	3 935	4 301
od 31 do 50 lat	16 634	16 220	16 081	15 922	16 489
powyżej 50 lat	19 176	18 927	18 715	18 749	17 516

Źródło: Opracowanie własne na podstawie Sprawozdania z funkcjonowania rynku transportu kolejowego 2024 [164]

Choć dane dotyczące struktury wiekowej dostępne są wyłącznie dla ogółu zatrudnionych u zarządców infrastruktury, można na ich podstawie zarysować szerszy kontekst demograficzny. W 2024 roku aż 45,9% wszystkich pracowników było w wieku powyżej 50 lat, natomiast osoby poniżej 30 roku życia stanowiły jedynie 11,2%. Taka struktura wiekowa wskazuje na postępujące starzenie się kadr i rosnące ryzyko luki pokoleniowej. W tym kontekście zastosowanie systemów automatycznej inspekcji wizyjnej może stanowić duże wsparcie i odpowiedź na wyzwania kadrowe, umożliwiając przejęcie części zadań rutynowych, wykonywanych przez toromistrzów oraz innych pracowników zajmujących się utrzymaniem infrastruktury kolejowej.

Przepustowość linii kolejowych.

Przepustowość linii kolejowych pozostaje jednym z kluczowych czynników wpływających na sprawność organizacji przewozów kolejowych [123]. Jej poziom uzależniony jest od szeregu parametrów technicznych i organizacyjnych, takich jak dopuszczalna prędkość maksymalna, długość odcinków z ograniczeniami prędkości, liczba torów oraz zastosowane systemy sterowania ruchem kolejowym. Niska przepustowość – wynikająca w dużej mierze z niekorzystnego stanu infrastruktury – stanowi istotne wyzwanie dla zarządców infrastruktury [164].

Wykres 1 ukazuje rosnącą liczbę kilometrów linii kolejowych, na których występują ograniczenia przepustowości z różnych przyczyn. Tylko z tytułu niekorzystnego stanu infrastruktury, w 2024 roku było to już 2017 km, w porównaniu do 595 km w roku 2022 r.

Tak wyraźna tendencja wzrostowa powyższego i pozostałych czynników świadczy o pogłębiających się problemach w organizacji ruchu kolejowego i między innymi niewystarczającej skuteczności obecnie stosowanych metod utrzymania infrastruktury.

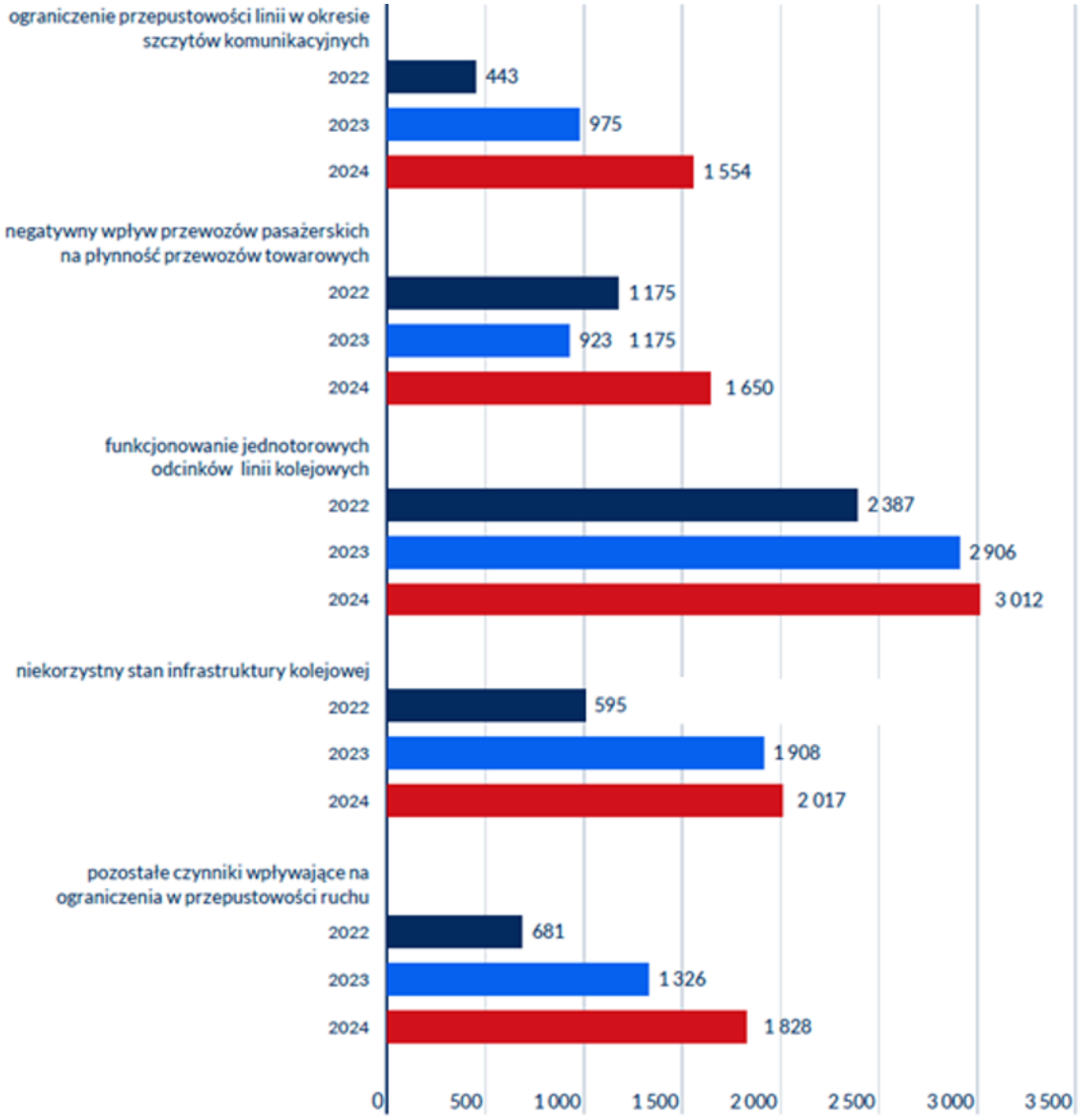
Wykres 2 przedstawia ocenę stanu technicznego nawierzchni kolejowej w Polsce w latach 2019–2023. Choć udział nawierzchni określanych jako „dobre” systematycznie wzrastał – z 60,3% w 2019 roku do 66,7% w 2023 roku – to nadal 33,3% infrastruktury znajduje się w stanie jedynie dostatecznym, niezadowalającym lub niedostatecznym. Dla przykładu, w 2023 roku 19,7% nawierzchni uznano za „dostateczne”, 7,9% za „niezadowalające”, a 5,7% za „niedostateczne”.

Pomimo widocznych efektów inwestycji modernizacyjnych i remontowych, skala problemów utrzymaniowych pozostaje znaczna. Pokazuje to, że działania naprawcze nie

są w stanie w pełni zniwelować skutków degradacji i intensywnej eksploatacji infrastruktury.

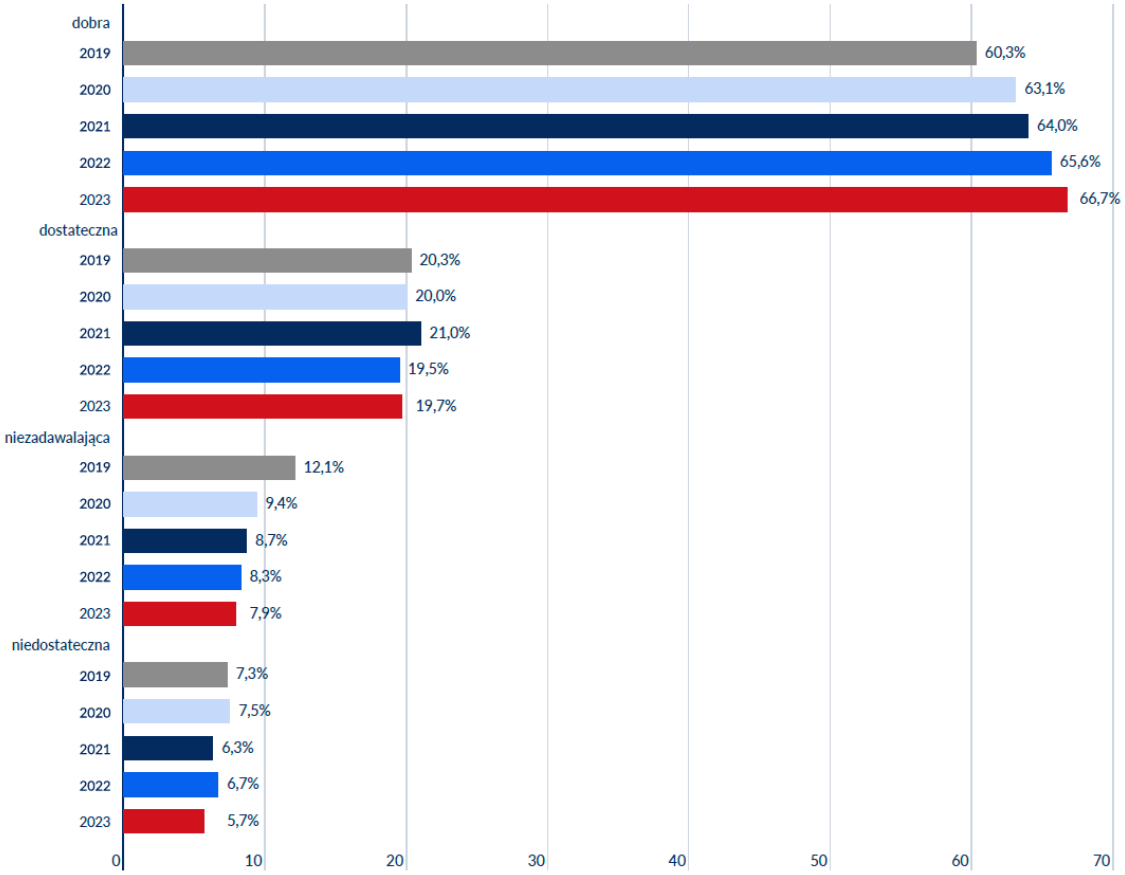
Dlatego też konieczne jest wdrażanie systemów wspierających procesy diagnostyki nawierzchni. Regularne i zautomatyzowane monitorowanie stanu infrastruktury przy użyciu inspekcji wizyjnych pozwoli na wcześniejsze wykrywanie wad oraz bardziej precyzyjne planowanie działań utrzymaniowych. Tym samym możliwe będzie zwiększenie przepustowości linii kolejowych bez konieczności natychmiastowych, kosztownych inwestycji w infrastrukturę torową.

Wykres 1 Długość linii kolejowych z ograniczoną przepustowością ruchu w latach 2022–2024



Źródło: Urząd Transportu Kolejowego, Sprawozdanie z funkcjonowania rynku transportu kolejowego 2024 [164]

Wykres 2 Ocena stanu technicznego nawierzchni kolejowej w Polsce w latach 2019–2023

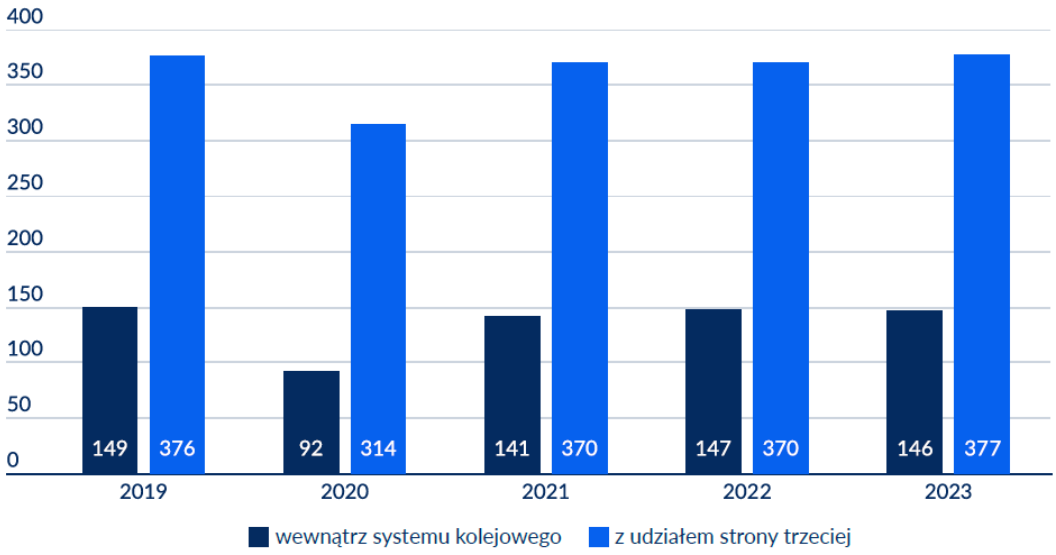


Źródło: Urząd Transportu Kolejowego, Sprawozdanie ze stanu bezpieczeństwa ruchu kolejowego 2023 [165]

Bezpieczeństwo personelu.

Bezpieczeństwo na kolei powinno być najwyższym priorytetem [27,77,89,107,153]. Zarządcy są odpowiedzialni za utrzymanie infrastruktury kolejowej poprzez prowadzenie prac mających na celu utrzymanie stanu i zdolności istniejącej infrastruktury kolejowej do bezpiecznego prowadzenia ruchu kolejowego, w tym nadzór nad funkcjonowaniem urządzeń sterowania ruchem kolejowym i przytorowych urządzeń kontroli bezpiecznej jazdy pociągów. Jedną z najważniejszych czynności w ramach utrzymania infrastruktury są oględziny techniczne torów. Obecnie przegląd ten odbywa się na otwartych liniach kolejowych, co zwiększa ryzyko zdarzeń z udziałem pracowników przeprowadzających oględziny. Wykres 3 przedstawia dane, z których wynika, że przyczyną prawie 39% wszystkich wypadków w 2023 roku jest wewnętrzny system kolejowy.

Wykres 3 Wypadki wewnątrz systemu kolejowego oraz z udziałem strony trzeciej w latach 2019- 2023 r.



Źródło: Urząd Transportu Kolejowego, Sprawozdanie ze stanu bezpieczeństwa ruchu kolejowego 2023 [165]

W wewnętrznym systemie kolejowym uwzględnia się również wypadki z pracownikami wykonującymi prace na torach. Jedną z metod poprawy bezpieczeństwa może być wykorzystanie urządzeń diagnostycznych monitorujących infrastrukturę kolejową w trakcie użytkowania taboru, które zredukują konieczność fizycznej obecności personelu na torach, tym samym minimalizując ryzyko zdarzeń kolejowych [110].

Nadzór nad stanem technicznym infrastruktury kolejowej.

Stan techniczny infrastruktury kolejowej jest jednym z ważniejszych czynników przekładających się bezpośrednio na poziom bezpieczeństwa ruchu kolejowego [42,147,165]. Właściwie sprawowany nadzór w tym zakresie, jak również skuteczne wdrażanie środków prewencyjnych, nie tylko wpływa na jakość świadczonych usług w zakresie realizowanych przewozów, ale przede wszystkim ogranicza zagrożenie wystąpienia negatywnych w skutkach zdarzeń kolejowych. Nadzór w tym obszarze jest realizowany poprzez przeprowadzane kontrole przez oddziały terenowe UTK. W celu zapewnienia porównywalności wyników kontroli oraz możliwości ich uśredniania na przestrzeni lat, opracowany został wskaźnik nieprawidłowości, który wyliczany jest według następującego wzoru [165]:

$$W_n = \frac{L_n}{L_d} \quad (2)$$

Źródło: Urząd Transportu Kolejowego, Sprawozdanie ze stanu bezpieczeństwa ruchu kolejowego 2023

gdzie:

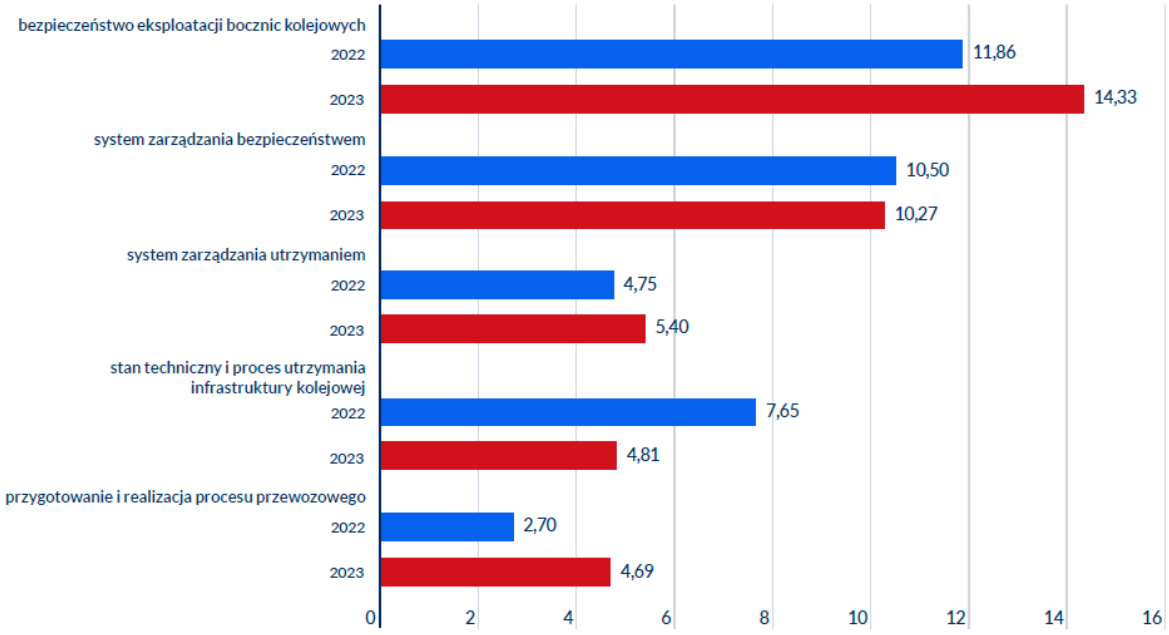
W_n – wskaźnik nieprawidłowości;

L_n – liczba nieprawidłowości stwierdzona podczas kontroli;

L_d – liczba kontroli w badanym okresie

Kontrole przeprowadzone przez UTK wykazują, że mimo poprawy w niektórych obszarach, takich jak system zarządzania bezpieczeństwem (spadek z 10,50 do 10,27) czy stan techniczny i proces utrzymania infrastruktury (spadek z 7,65 do 4,81), w innych odnotowano niepokojący wzrost wskaźników nieprawidłowości (Wykres 4).

Wykres 4 Zakresy tematyczne z najwyższym wskaźnikiem nieprawidłowości w 2023 r. w porównaniu do 2022 r. (z udziałem w 2023 r. powyżej 4)



Źródło: Urząd Transportu Kolejowego, Sprawozdanie ze stanu bezpieczeństwa ruchu kolejowego 2023 [165]

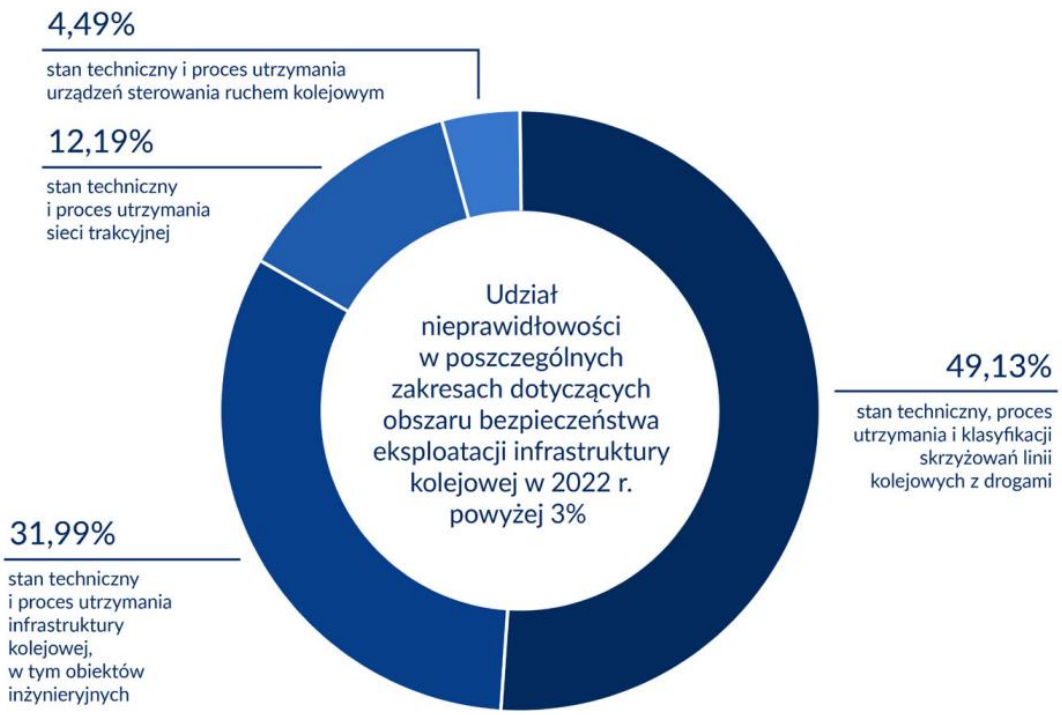
Szczególnie alarmujący jest wzrost w zakresie bezpieczeństwa eksploatacji bocznic kolejowych – z 11,86 w 2022 roku do aż 14,33 w 2023 roku, co stanowi wzrost o ponad 20%. Również obszary przygotowania i realizacji procesu przewozowego

(wzrost z 2,70 do 4,69) oraz systemu zarządzania utrzymaniem (z 4,75 do 5,40) wykazały wyraźne pogorszenie.

Dane te wskazują, że mimo lokalnych usprawnień, system utrzymania i nadzoru nad infrastrukturą kolejową nadal charakteryzuje się istotnymi lukami – szczególnie na bocznicach oraz w zakresie przygotowania procesu przewozowego, które często pozostają poza regularnym nadzorem zarządcy infrastruktury. Te nieprawidłowości potwierdzają potrzebę szukania nowych możliwych optymalizacji systemu utrzymania.

Szczegółowe analizy (dostępne wyłącznie w latach 2022) pokazują również, że aż 31,99% wszystkich stwierdzonych nieprawidłowości w obszarze bezpieczeństwa eksploatacji infrastruktury kolejowej w 2022 r. odnotowano w zakresie stanu technicznego i procesu utrzymania infrastruktury kolejowej, co przedstawiono na Rysunku 2.

Rysunek 2 Udział nieprawidłowości w obszarze eksploatacji infrastruktury kolejowej w 2022 r.



Źródło: Urząd Transportu Kolejowego, Sprawozdanie ze stanu bezpieczeństwa ruchu kolejowego 2022 [165]

Problem ten dotyczy szczególnie nieprawidłowości w nadzorze nad stanem technicznym torów i podtorza, dlatego warto podjąć działania nad skuteczniejszymi

metodami nadzoru utrzymania infrastruktury kolejowej. Trzeba zintensyfikować działania naprawcze, a w szczególności zwiększyć częstotliwość i dokładność kontroli.

Tylko poprzez kompleksowe podejście do utrzymania infrastruktury, integrujące tradycyjne metody przeprowadzania czynności utrzymaniowych, jak i innowacyjne rozwiązania diagnostyczne, można zapewnić wysoki poziom bezpieczeństwa oraz stan techniczny infrastruktury kolejowej.

Koszty utrzymania.

Utrzymanie infrastruktury kolejowej jest procesem wymagającym dużych nakładów czasowych i finansowych, głównie ze względu na konieczność regularnego wykonywania powtarzalnych czynności utrzymaniowych [124,129,132]. Tabela 7 [28] pokazuje, że obchód techniczny torów stanowi najbardziej czasochłonną czynność – 11% całkowitego czasu przeznaczonego na zadania utrzymaniowe infrastruktury kolejowej.

Tabela 7 Zestawienie 20% zadań utrzymaniowych generujących 85% kosztów pracy

	Nazwa zadania	Suma RBH/Rok	Udział procentowy [%]	Wartość skumulowana [%]
1	Obchód	6396	11	11
2	Akcja zima	5043	9	20
3	Dokręcanie / wymiana śrub / wkrętów	4774	8	28
4	Wymiana podkładów	3981	7	35
5	Czyszczenie	3980	7	41
6	Inne	3265	6	47
7	Transport	2678	5	52
8	Wybieranie podsypki	2656	5	56
9	Prace budowlano-porządkowe	2578	4	61
10	Miarkowanie luzów	2399	4	65
11	Remont toru	2217	4	68
12	Wymiana łubków	1373	2	71
13	Nadzór	1285	2	73
14	Pomiar kontrolny / badanie techniczne rozjazdów	1187	2	75
15	Usuwanie usterki	1143	2	77
16	Wycinanie / wykaszanie	999	2	79
17	Podbijanie	919	2	80
18	Obsypanie tłuczniem	883	2	82
19	Wymiana podrozjezdnic	877	2	83
20	Regulacja zamknięć nastawczych	825	1	85

Źródło: Klasyfikacja i analiza elementów utrzymania infrastruktury kolejowej w celu minimalizacji kosztów [28]

Przegląd torów pozostaje kluczowy dla zapewnienia bezpieczeństwa i płynności ruchu kolejowego, jednak angażuje znaczną część zasobów ludzkich zarządcy infrastruktury. Klasyfikacja tych czynności pozwala na precyzyjne określenie ich

czasochłonności oraz związanych z nimi nakładów finansowych. Dlatego rozwój nowych metod usprawniających techniczne inspekcje torów jest kluczowy dla zarządców infrastruktury. Dzięki zastosowaniu automatycznych inspekcji wizyjnych możemy skrócić czas poświęcony na obchody torów nawet o 50% [110]. Dodatkowo pozwala to na optymalne wykorzystanie personelu poprzez skierowanie go do innych zadań utrzymaniowych [28].

2.6.1 Sformułowanie problemu naukowego

Na podstawie analizy literatury oraz przeglądu dostępnych rozwiązań rynkowych stwierdzono, że tradycyjne metody diagnostyki infrastruktury kolejowej, oparte na manualnych obchodach i subiektywnej ocenie toromistrzów, nie spełniają współczesnych wymagań dotyczących precyzji, powtarzalności oraz efektywności monitorowania stanu technicznego torów. Metody te, mimo wieloletniego stosowania, wykazują istotne ograniczenia – są czasochłonne, wymagają dużego zaangażowania wykwalifikowanych pracowników, a ich dokładność w zakresie wykrywania wczesnych oznak degradacji jest ograniczona. W efekcie utrudniają planowanie działań utrzymaniowych i zwiększają koszty eksploatacji infrastruktury.

Dynamiczny rozwój technologii, zwłaszcza w obszarze systemów wizyjnych i algorytmów sztucznej inteligencji, otwiera nowe możliwości automatyzacji inspekcji torowisk. Nowe rozwiązania diagnostyczne mogą umożliwić szybkie i dokładne wykrywanie wad oraz eliminację subiektywnych błędów oceny. Analiza literatury wskazuje jednak na kilka istotnych luk badawczych, które ograniczają praktyczne zastosowanie dostępnych systemów oraz wymagają dalszych badań.

Pierwsza luka badawcza dotyczy braku szczegółowego porównania dokładności tradycyjnych metod diagnostyki torów z nowymi systemami inspekcji wizyjnej. Pomimo licznych badań nad metodami manualnymi oraz nowymi systemami pomiarowymi, brakuje kompleksowej analizy porównawczej, która jednoznacznie określiłaby różnice w dokładności, szybkości oraz opłacalności. Nie ma jednoznacznych dowodów na to, w jakim zakresie technologie oparte na wizji komputerowej przewyższają metody konwencjonalne.

Druga luka związana jest z ograniczoną funkcjonalnością dostępnych systemów w zakresie oceny stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej. Obecne rozwiązania rynkowe, takie jak Goldschmidt czy Mermec, koncentrują się głównie na detekcji pojedynczych wad, lecz nie oferują kompleksowego narzędzia do oceny

postępującego zużycia elementów torowych w sposób automatyczny i zgodny z wymogami polskich instrukcji utrzymaniowych. W literaturze [22,29,62,113,168,188] podejmowane są próby zastosowania wizji komputerowej do monitorowania stanu infrastruktury, jednak brak jest szczegółowych rozwiązań umożliwiających precyzyjną analizę stanu degradacji elementów nawierzchni torowej.

Trzecią luką badawczą jest brak pogłębionych analiz wpływu automatyzacji diagnostyki opartej na sztucznej inteligencji na procesy zarządzania infrastrukturą kolejową. Obecne publikacje skupiają się głównie na technicznych aspektach detekcji wad, pomijając analizę wpływu wdrażania systemów opartych na sztucznej inteligencji na efektywność operacyjną oraz ekonomiczne aspekty utrzymania infrastruktury [2,15,41,43,44,190]. W literaturze brakuje jednoznacznych analiz poświęconych wpływowi automatyzacji inspekcji nawierzchni torowej na koszty diagnostyki i efektywność zarządzania infrastrukturą kolejową [53,60,67].

Problem badawczy niniejszej pracy doktorskiej koncentruje się na ocenie dokładności i przydatności systemu inspekcji wizyjnej, wykorzystującego algorytmy sztucznej inteligencji, w inspekcji szyn i podkładów kolejowych. Kluczowym zagadnieniem jest określenie, w jakim stopniu system ten może zastąpić lub uzupełnić tradycyjne, manualne metody inspekcji, a także ocena jego zdolności do wczesnej identyfikacji wad oraz analizy stopnia degradacji.

Prezentowane w niniejszej pracy badania stanowią odpowiedź na zidentyfikowane w literaturze luki badawcze, obejmujące ograniczoną efektywność i powtarzalność tradycyjnych metod diagnostyki torów, brak kompleksowej oceny dokładności i skuteczności systemów inspekcji wizyjnej opartych na algorytmach sztucznej inteligencji oraz niewystarczające analizy wpływu automatyzacji procesów diagnostycznych na efektywność zarządzania i utrzymania infrastruktury kolejowej.

2.6.2 Przedmiot, cel i hipoteza badawcza pracy

Przedmiotem niniejszej pracy doktorskiej jest opracowanie systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej elementów nawierzchni torowej, który wykorzystuje technologie wizji komputerowej oraz algorytmy sztucznej inteligencji do automatycznej identyfikacji wad, a także oceny stopnia degradacji szyn i podkładów kolejowych. System składa się z modułowej części sprzętowej, obejmującej zestaw multisensorów oraz jednostkę przetwarzania danych, a także z oprogramowania wykorzystującego algorytmy sieci neuronowych oraz dedykowany model obliczeniowy.

Architektura systemu umożliwia łatwe skalowanie i adaptację do różnych warunków eksploatacyjnych. Analiza danych prowadzona jest w trybie offline oraz w czasie rzeczywistym, w zależności od konfiguracji.

Innowacyjność rozwiązania polega na wykorzystaniu systemu wizyjnego do dokładnego wykrywania wad z jednoczesną automatyczną oceną stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej. Został zaprojektowany jako uniwersalny, umożliwiający instalację na dowolnym typie taboru kolejowego i stosowania podczas codziennej eksploatacji.

Opracowany system może mieć istotny wkład w rozwój technologii diagnostycznych, zapewniając zarządcom infrastruktury kolejowej nowe narzędzie do ciągłego monitorowania stanu technicznego torów oraz precyzyjnego planowania działań utrzymaniowych.

Cel główny.

Celem niniejszej pracy jest opracowanie i ocena systemu diagnostycznego do detekcji wad powierzchniowych szyn i podkładów kolejowych z zastosowaniem inspekcji wizyjnej opartej na rozwiązaniach sztucznej inteligencji. System ten ma za zadanie automatycznie identyfikować wady oraz oceniać stopień degradacji szyn i podkładów kolejowych, zapewniając tym samym dokładne i efektywne narzędzie diagnostyczne, stanowiące alternatywę dla tradycyjnej metody inspekcji torów (obchód normalny).

Dla zrealizowania celu pracy przyjęto następującego wymagania dla nowego systemu diagnostycznego:

1. Automatyczna identyfikacja wad i ocena stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej za pomocą algorytmów sztucznej inteligencji i technik analizy obrazu.
2. Umożliwienie prowadzenie ciągłej inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej w rzeczywistych warunkach eksploatacyjnych, bez konieczności wstrzymywania ruchu kolejowego.
3. Zwiększenie dokładności wykrywania wad, skrócenie czasu inspekcji oraz poprawę bezpieczeństwa inspekcji torów.

Głównym założeniem praktycznym jest porównanie dokładności nowej metody inspekcji torów z konwencjonalną metodą pod kątem dokładności detekcji, efektywności operacyjnej oraz potencjału do przewidywania degradacji szyn i podkładów. Badania

będą skoncentrowane na dostosowaniu systemu do specyficznych wymagań infrastruktury kolejowej w Polsce, umożliwiając zarządcom infrastruktury lepsze planowanie działań utrzymaniowych i podnosząc poziom bezpieczeństwa transportu kolejowego.

Hipoteza główna.

Zastosowanie opracowanego systemu inspekcji wizyjnej wspieranego przez algorytmy sztucznej inteligencji umożliwi automatyczną identyfikację wad nawierzchni torowej z dokładnością o 15-30% wyższą niż tradycyjne metody manualne, skracając czas inspekcji o około 40-50% i redukując koszty inspekcji torów o 20-30%.

Poniżej przedstawiono wskaźniki, które zostaną zastosowane w celu potwierdzenia hipotezy głównej:

- Wskaźnik dokładności identyfikacji wad: Procentowy wzrost wykrywalności wad szyn oraz podkładów w porównaniu do tradycyjnych obchodów torów.
- Wskaźnik skrócenia czasu inspekcji: Procentowa redukcja czasu potrzebnego na wykonanie inspekcji torów w stosunku do standardowych procedur.
- Wskaźnik redukcji kosztów utrzymania infrastruktury torowej: Procentowa oszczędność kosztów inspekcji torów.

Cele cząstkowe.

Aby zrealizować cel główny pracy, konieczne jest osiągnięcie szeregu celów cząstkowych, które obejmują aspekty poznawcze, metodyczne oraz aplikacyjne, przyczyniając się do weryfikacji głównej tezy badawczej.

Cele poznawcze:

1. Analiza porównawcza tradycyjnej (manualny obchód torów) i nowej metody inspekcji nawierzchni torowej: porównanie skuteczności i dokładności manualnych metod z opracowanym systemem diagnostycznym wykorzystującym sztuczną inteligencję do identyfikacji wad oraz ocenie stopnia degradacji.
2. Wpływ automatyzacji na planowanie utrzymania infrastruktury: Zbadanie, jak zastosowanie sztucznej inteligencji i wizji komputerowej może wspierać długoterminowe zarządzanie infrastrukturą, przez dokładniejsze planowanie prac utrzymaniowych.

Cele metodyczne:

1. Rozwój algorytmów uczenia maszynowego: Adaptacja algorytmów uczenia maszynowego do analizy danych z opracowanego urządzenia diagnostycznego w celu

automatycznego wykrywania wad szyn i podkładów. Algorytmy te zostaną zoptymalizowane pod kątem specyficznych wymagań infrastruktury kolejowej oraz różnych warunków eksploatacyjnych. Celem jest umożliwienie detekcję wad z dokładnością co najmniej 90%.

2. Rozwój modelu oceny degradacji na podstawie inspekcji wizyjnej: Opracowanie i weryfikacja modelu imperatywnego, który pozwala na ocenę stopnia degradacji szyn i podkładów, bazując na danych z systemu inspekcji wizyjnej.

Cele aplikacyjne:

1. Redukcja kosztów utrzymania infrastruktury torowej: Zbadanie wpływu zastosowania inspekcji wizualnej na obniżenie kosztów utrzymania infrastruktury.

2. Weryfikacja skuteczności opracowanego systemu w warunkach polskiej infrastruktury kolejowej: Testowanie opracowanego systemu w polskich warunkach, aby wykazać jego zgodność z instrukcjami utrzymaniowymi oraz jego użyteczność dla zarządców infrastruktury.

2.6.3 Zakres autorskiego wkładu i wykorzystanie rezultatów projektu dofinansowanego przez NCBR

W niniejszej pracy doktorskiej wykorzystano wybrane rezultaty projektu badawczo-rozwojowego pt. „Opracowanie zintegrowanego systemu do monitorowania i utrzymania predykcyjnego infrastruktury oraz taboru kolejowego opartego na analizie danych operacyjnych i diagnostycznych", realizowanego w ramach programu „Szybka Ścieżka 1_2020" i finansowanego przez Narodowe Centrum Badań i Rozwoju, w którym autor pracy był współautorem wniosku aplikacyjnego o dofinansowanie oraz pełnił w nim podwójną rolę, jako Kierownik B+R odpowiedzialny za planowanie, integrację działań technologicznych oraz nadzór merytoryczny nad realizacją celów projektu, oraz Ekspert ds. infrastruktury kolejowej, odpowiadający za praktyczne ukierunkowanie działań badawczo-rozwojowych i ich dostosowanie do potrzeb eksploatacyjnych [118,119].

W rozprawie doktorskiej poszczególne rozdziały odzwierciedlają wkład autora w różne etapy prac badawczo-rozwojowych. Zadania realizowane w ramach Rozdziałów 1, 2, 3, 4, 14 i 15 zostały w całości opracowane przez autora pracy. Szczególną uwagę należy zwrócić na Rozdziały 3, 12 i 14, które stanowią oryginalny wkład naukowy, wykraczający poza zakres wyżej wspomnianego projektu. Rozdział 3 zawiera opracowaną przeze mnie nową metodę oceny degradacji szyn i podkładów, bazującą na

algorytmach imperatywnych, natomiast Rozdział 14 to kompleksowa analiza porównawcza skuteczności i dokładności inspekcji wizyjnej z wykorzystaniem sztucznej inteligencji względem tradycyjnych metod oceny stanu nawierzchni torowej. Oba rozdziały zawierają wyniki samodzielnych badań, analiz i wdrożeń, które mają potencjał wdrożeniowy i naukowy – nie były one przedmiotem prac realizowanych w ramach projektu.

W dalszych częściach pracy udział autora przedstawia się następująco: w Rozdziale 5 samodzielne opracowanie wymagań (5.1), natomiast pozostałe części zrealizowano we współpracy z zespołem technicznym ds. sprzętu i oprogramowania. W Rozdziale 6 autor realizował część 6.1, brał udział w montażu prototypu (6.3) i w badaniach eksploatacyjnych (6.4), natomiast 6.5 został opracowany przez zespół techniczny. Rozdział 7 został zrealizowany przez zespół ds. uczenia maszynowego na podstawie zdefiniowanych wymagań funkcjonalnych oraz eksperckiego procesu etykietowania danych wykonanych przez autora pracy. W Rozdziale 8 brał udział w ocenie dokładności modeli (8.3). W Rozdziale 9 opracował wymagania funkcjonalne (9.1) oraz samodzielnie prowadził zbieranie danych z infrastruktury (9.3). Część projektowa była realizowana przez zespół techniczny. Rozdział 10 został przygotowany przez zespół AI, gdzie rolą autora było jego opracowanie opisowe. W Rozdziale 11 opracował samodzielnie wymagania techniczne (11.1) i uczestniczył w badaniach terenowych (11.3). Rozdział 12 stanowi kolejny oryginalny wkład autorski – samodzielne zaprojektowanie wskaźników oceny stopnia degradacji, przeprowadzenie badań i walidację obliczeń. Wkład zespołu ograniczał się do implementacji algorytmów autora do systemu diagnostycznego. Rozdział 13, obejmujący jazdy testowe na linii kolejowej nr 250, był w całości zorganizowany i przeprowadzony z inicjatywy autora – od przygotowania, przez prace montażowe, po analizę danych.

Podsumowując, chociaż projekt dofinansowany z Narodowego Centrum Badań i Rozwoju (NCBiR) stanowił istotne zaplecze organizacyjne, finansowe i techniczne, zasadnicze elementy rozprawy doktorskiej – zwłaszcza te dotyczące metod oceny degradacji, analizy porównawczej dokładności inspekcji oraz badań wdrożeniowych – zostały opracowane przez autora pracy i stanowią oryginalny wkład w rozwój nauki w obszarze transportu szynowego i diagnostyki nawierzchni torowej.

3. OCENA STOPNIA DEGRADACJI SZYN I PODKŁADÓW KOLEJOWYCH Z WYKORZYSTANIEM SYSTEMU WIZYJNEGO

W Rozdziale 2 sformułowano problem naukowy pracy, wskazując na ograniczenia dotychczasowych metod diagnostycznych stosowanych w ocenie stanu technicznego nawierzchni torowej. W szczególności podkreślono niedoskonałości manualnych obchodów torów – przede wszystkim ich subiektywność, czasochłonność oraz brak możliwości prowadzenia ciągłego i powtarzalnego monitoringu. Zidentyfikowane przez autora luki badawcze obejmowały również brak metod pozwalających na automatyczną ocenę stopnia degradacji szyn i podkładów w sposób zgodny z krajowymi standardami utrzymaniowymi.

Celem niniejszego rozdziału jest przedstawienie nowej autorskiej metody oceny stopnia degradacji szyn i podkładów, opracowanej na potrzeby systemów diagnostycznych wykorzystujących technologię inspekcji wizyjnej. Zaproponowane rozwiązanie opiera się na imperatywnym algorytmie, który umożliwia ilościową ocenę stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej – bez konieczności identyfikacji konkretnych typów wad. Metoda została zaprojektowana jako narzędzie wspierające procesy diagnostyczne, z zamiarem zapewnienia zgodności z obowiązującymi wytycznymi największego polskiego zarządcy infrastruktury – PKP Polskie Linie Kolejowe S.A.

Instrukcja Id-1 „Warunki techniczne utrzymania nawierzchni na liniach kolejowych” wydana przez PKP PLK S.A. [129] została przyjęta jako główne źródło kryteriów technicznych i progów decyzyjnych, ponieważ stanowi ona powszechnie stosowany standard w Polsce. Jako największy zarządca infrastruktury kolejowej w kraju, PKP PLK wyznacza obowiązujące zasady utrzymania infrastruktury, z których korzystają również inni zarządcy – zarówno poprzez wykupienie licencji, jak i przez przyjęcie tych samych norm technicznych. Wybór tej właśnie instrukcji zapewnia zgodność nowo opracowanej metody z aktualną praktyką utrzymaniową i pozwala na bezpośrednią interpretację wyników w kontekście decyzji operacyjnych.

W niniejszym rozdziale omówiono najpierw dotychczasowe podejścia do oceny stopnia degradacji szyn i podkładów (3.1), a następnie przedstawiono autorską koncepcję algorytmu (3.2), który wykorzystuje dane z systemu wizyjnego do obliczenia wskaźników stopnia degradacji szyn G_s i podkładów G_p. Proponowana metoda nie

wymaga klasyfikacji rodzaju wad – koncentruje się na wyznaczeniu syntetycznego wskaźnika zużycia na podstawie obszarów, w których wykryto anomalie wizualne.

Zaprezentowane w dalszych podrozdziałach metody obliczania wskaźników degradacji dla szyn (3.2.1) i podkładów (3.2.2) stanowią podstawę analiz przeprowadzonych w rozdziale 12, gdzie zostały zaimplementowane i zweryfikowane w warunkach eksploatacyjnych.

3.1 Dotychczasowa metoda oceny stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej - szyn i podkładów

Stopień degradacji nawierzchni kolejowej, w szczególności szyn i podkładów, stanowi istotny parametr w ocenie stanu technicznego torowiska. Jego wiarygodne oszacowanie jest kluczowe dla planowania działań utrzymaniowych oraz minimalizacji ryzyka awarii. W niniejszej pracy skoncentrowano się na automatycznej ocenie degradacji dwóch podstawowych elementów nawierzchni: szyn oraz podkładów – zarówno betonowych, jak i drewnianych.

Ocena stanu tych elementów opiera się na mierzalnych wskaźnikach, definiowanych przez PKP Polskie Linie Kolejowe S.A. W pracy przyjęto, że metodyka oceny powinna odwoływać się bezpośrednio do kryteriów zawartych w instrukcji Id-1 „Warunki Techniczne utrzymania nawierzchni na liniach kolejowych".

W kontekście kompletności oceny degradacji całej nawierzchni torowej, należy zaznaczyć, że degradacja podsypki – choć istotna z punktu widzenia stabilności toru i oceny degradacja całej nawierzchni torowej – nie stanowi przedmiotu niniejszych analiz. Może jednak w przyszłości zostać zintegrowana z opracowaną metodyką jako jej uzupełnienie i rozszerzenie.

Ocena degradacja szyn.

Degradację szyn została podzielona na 3 kategorie.

Degradacja z uwagi na zmęczenie materiału

W przypadku zmęczenia materiału ocena degradacji opiera się na liczbie pęknięć na kontrolowanym odcinku toru. Wskaźnik degradacji G_s jest wyliczany na podstawie dwóch różnych typów pęknięć [219]:

$$G_s = \frac{n_{pp}}{dn_{pp}} \text{ lub } G_s = \frac{n_{pc}}{dn_{pc}} \quad (3)$$

gdzie:

n_{pp} - średnia liczba pęknięć pierwotnych szyn na 1 km toru jednorodnego,

dn_{pp} - dopuszczalna liczba pęknięć pierwotnych na 1 km toru jednorodnego,

n_{pc} - średnia liczba wszystkich pęknięć szyn na 1 km toru jednorodnego,

dn_{pc} - dopuszczalna liczba pęknięć szyn na 1 km toru jednorodnego.

Jeśli wskaźnik G_s przekracza wartość 1, oznacza to, że liczba pęknięć przekracza dopuszczalny poziom, co sugeruje konieczność wymiany lub naprawy szyn.

Degradacja z uwagi na zużycie szyn

Degradacja wynikająca z zużycia szyn odnosi się do zużycia bocznego szyn. Dla obu tych parametrów stosowane są następujące wzory:

Zużycie boczne szyny [219]:

$$G_s = \frac{Z_b}{dZ_b} \tag{4}$$

gdzie:

Z_b - aktualne zużycie boczne szyny (mm),

dZ_b - dopuszczalne zużycie boczne szyny (mm).

oraz zużycie pionowe szyny [219]:

$$G_s = \frac{Z_p}{dZ_p - (0{,}5 * Z_b)} \tag{5}$$

gdzie:

Z_p - aktualne zużycie pionowe szyny (mm),

dZ_p - dopuszczalne zużycie pionowe szyny (mm).

Przekroczenie wartości 1 dla wskaźnika G_s wskazuje na nadmierne zużycie boczne lub pionowe i oznacza konieczność niezwłocznej reakcji zarządcy infrastruktury.

Degradacja z uwagi na okres eksploatacji:

Wskaźnik degradacji z uwagi na okres eksploatacji G_s uwzględnia całkowite obciążenie przenoszone przez szynę w stosunku do jej granicznego obciążenia. Wzór ten ma postać [219]:

$$G_s = e^{2(\frac{Q}{Q_{gr}} - 1)} \tag{6}$$

gdzie:

e - podstawa logarytmu naturalnego,

Q - całkowite obciążenie przeniesione przez szynę (w Tg),

Q_{gr} - graniczne obciążenie szyny (w Tg).

Jeśli tor znajduje się na łuku o promieniu R<1500 m, należy zredukować graniczne obciążenie zgodnie ze wzorem [219]:

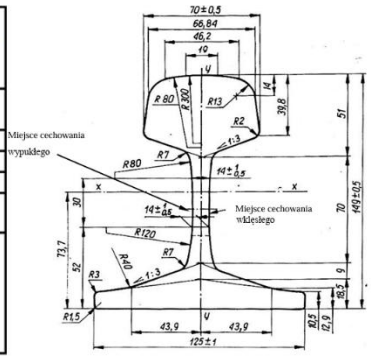
$$Q_{qR} = \frac{Q_{gr}}{1+\frac{200000}{R^2}} \quad (7)$$

Wskaźnik oceny stopnia degradacji pozwala określić, czy zużycie szyn mieści się w normach określonych w Instrukcji Id-1, która definiuje dopuszczalne liczby pęknięć oraz zużycia w zależności od kategorii linii kolejowej (Rysunek 3).

Rysunek 3 Wartości graniczne dla kryteriów użytkowania szyn oraz przekrój poprzeczny szyny UIC60

Klasa torów	Dopuszczalna liczba pęknięć szyn na 1 km		Dopuszczalne zużycie pionowe szyny [mm]		Dopuszczalne zużycie boczne szyny [mm]		Kąt nachylenia pow. bocznej główki szyny α
	wszystkie dn_{pc}	pierwotnych dn_{pp}	UIC60 (60E1)	pozostałe	UIC60 (60E1)	pozostałe	
0	6	2	12		14		65°
1	7	4	14	8	18	12	
2	8	5	16	10	20	14	60°
3	9	6	16	14	20	17	55°
4 i 5	10	7	20	16	22	19	55°
tory boczne	nie określa się		28	25	do dolnej krawędzi główki		55°

Uwagi: 1) w przypadku równoczesnego wystąpienia zużycia pionowego i bocznego, dopuszczalne zużycie pionowe należy zmniejszyć o połowę rzeczywistego zużycia bocznego,
2) w torach klasy 0 po osiągnięciu dopuszczalnego zużycia bocznego, niedopuszczalne jest przekładanie (zamienianie) szyn w tokach,
3) w szynach przekładanych dopuszczalne zużycie pionowe należy zmniejszać o połowę sumy obustronnych rzeczywistych zużyć bocznych.



Źródło: Instrukcja Id-1 [129]

Ocena degradacji podkładów kolejowych.

Podkłady, będące elementami nośnymi torowiska, podlegają zużyciu pod wpływem obciążeń eksploatacyjnych oraz czynników środowiskowych. Instrukcja Id-1 definiuje dwa główne sposoby określania stopnia degradacji podkładów: ocenę bezpośrednią stanu podkładów na torze oraz ocenę degradacji w odniesieniu do czasu eksploatacji.

Degradacja z uwagi na bezpośrednią ocenę stanu podkładów na torze:

Stan techniczny podkładów, zarówno drewnianych, jak i betonowych, może być oceniany na podstawie wizualnej inspekcji, która obejmuje wykrywanie wad strukturalnych, takich jak pęknięcia, rozszczepienia i deformacje lub pomiarów rozstawu podkładów i pomiaru wielkości ich skoszenia. Na podstawie wyników tych badań dokonuje się klasyfikacji podkładów do stanu:

Podkłady drewniane:

a) o zużyciu małym – stopień degradacja mniejszy od 0,2,

b) o zużyciu przeciętnym – stopień degradacji mniejszy od 0,7,

c) o zużyciu dużym – stopień degradacja mniejszy od 0,9,

d) o zużyciu bardzo dużym – stopień degradacji do 1,0.

Na Rysunku 4 przedstawiono kryteria klasyfikacja podkładów.

Rysunek 4 Kryteria kwalifikacji podkładów kolejowych

Stan podkładów	Kryteria kwalifikacji	Stopień degradacji
Podkłady drewniane		
Zużycie małe	Wcięcia podkładek na głębokość do 6 mm. Pęknięcia podłużne rozwarte nie większe niż 10 mm. Zukosowanie (skoszenie) nie większe niż 50 mm.	0 – 0,2
Zużycie przeciętne	Wcięcia podkładek 6 – 12 mm. Pęknięcia podłużne rozwarte nie więcej niż 15 mm. Wgniecenia i zarysowania powierzchni do 20 mm. Zukosowanie do 130 mm (przy braku pęknięć i wcięć do 160 mm).	0,2 – 0,7
Zużycie duże	Wcięcia podkładek na pełną głębokość i więcej. Pęknięcia podłużne rozwarte ponad 15 mm. Uszkodzenia powierzchni ponad 20 mm. Ślady murszu. Zukosowanie jak wyżej.	0,7 - 0,9
Zużycie bardzo duże	Wkręty dają się wyjąć palcami. Pęknięcia rozwarte na 30 mm i więcej. Widoczne pęknięcia poprzeczne (złamania). Spróchniałe podkłady.	0,9 - 1,0
Podkłady betonowe		
Zużycie małe	Brak pęknięć i złamań w części podszynowej. Pojedyncze włoskowate pęknięcia w części środkowej w ilości do 5 podkładów na szynie 30 m (do 4 podkładów na szynie 25 m).	0 – 0,2
Zużycie przeciętne	Brak pęknięć i złamań w części podszynowej. Włoskowate pęknięcia bez wykruszeń betonu w części środkowej w ilości do 10 podkładów na szynie 30 m (do 8 podkładów na szynie 25 m).	0,2 – 0,7
Zużycie duże	Pęknięcia w części podszynowej bez wykruszenia betonu w ilości do 5 podkładów na szynie 30 m (do 4 podkładów na szynie 25 m) lub z wykruszeniem w ilości do 2 podkładów na szynach 30 m i 25 m. Włoskowate pęknięcia w części środkowej z wykruszeniem betonu w ilości do 15 podkładów na szynie 30 m (do 12 podkładów na szynie 25 m). Pęknięcia w części środkowej z wykruszeniem betonu w ilości do 3 podkładów na szynach 30 m i 25 m. Złamania w ilości do 2 podkładów na szynach 30 m i 25 m.	0,7 – 0,9
Zużycie bardzo duże	Pęknięcia w części podszynowej bez wykruszeń betonu w ilości do 5 podkładów na szynie 30 m (do 4 podkładów na szynie 25 m) lub z wykruszeniem na ponad 2 podkładach na szynach 30 m i 25 m. Pęknięcia w części środkowej bez wykruszenia betonu w ilości ponad 15 podkładów na szynie 30 m (ponad 12 podkładów na szynie 25 m) lub z wykruszeniem betonu na ponad 3 podkładach na szynach 30 m i 25 m. Złamania 3 i więcej podkładów na szynach 30 m i 25 m.	0,9 - 1,0

Źródło: Instrukcja Id-1 [129]

Degradacja z uwagi na czas eksploatacji podkładów:

Stopień degradacji podkładów wynikający z czasu eksploatacji jest obliczany na podstawie relacji pomiędzy rzeczywistym okresem użytkowania podkładów, a ich graniczną trwałością. Wzór na wskaźnik degradacji podkładów G_p jest następujący [219]:

$$G_p = e^{2(\frac{T_{podk}}{T^{gr}_{podk}} - 0{,}95)} \quad (8)$$

gdzie:

G_p – stopień degradacji podkładów,

e – podstawa logarytmu naturalnego (ok. 2,7183),

T_{podk}– okres eksploatacji podkładów (w latach),

T^{gr}_{podk} – graniczna trwałość podkładów (w latach).

Do usunięcia z toru kwalifikują się podkłady:

a) o stopniu degradacji powyżej 0,9,
b) po osiągnięciu wieku przekraczającego trwałość graniczną (Rysunek 5),
c) betonowe, w których stwierdzono występowanie wad podanych w Załączniku 14 do instrukcji Id-1.

Rysunek 5 Graniczna trwałość podkładów (w latach)

Rodzaj podkładów	Klasy torów	
	0, 1, 2	3, 4, 5
Drewniane sosnowe	18	21
Drewniane bukowe	22	25
Drewniane azobe, dębowe	30	33
Betonowe	35	40

Źródło: Instrukcja Id-1 [129]

Wskaźniki degradacji podkładów opierają się zarówno na ocenie stanu fizycznego, jak i na analizie czasu eksploatacji w odniesieniu do dopuszczalnej trwałości. W połączeniu z korektą dla torów na łukach o mniejszym promieniu, metody te pozwalają na kompleksową ocenę stanu podkładów i wspierają zarządców infrastruktury w podejmowaniu decyzji o konserwacji lub wymianie tych elementów.

Przedstawiona w tym podrozdziale metodyka oparta na instrukcji Id-1 stanowi obecnie podstawę oceny stopnia zużycia szyn i podkładów, jednak jej realizacja wymaga ręcznych pomiarów i eksperckiej interpretacji. Manualna realizacja tych procedur ogranicza ich praktyczne zastosowanie, powtarzalność oraz śledzenie wyników. W odpowiedzi na te ograniczenia, w kolejnym podrozdziale zaprezentowano autorską koncepcję imperatywnego algorytmu, który umożliwia obliczanie wskaźników degradacji G_s i G_p na podstawie danych z systemu wizyjnego.

3.2 Projektowanie imperatywnego algorytmu oceny stopnia degradacji szyn i podkładów

Celem opracowanego algorytmu jest umożliwienie automatycznej, powtarzalnej i obiektywnej oceny stopnia degradacji dwóch kluczowych elementów nawierzchni torowej: szyn oraz podkładów. Zaprojektowana metoda stanowi odpowiedź na zidentyfikowaną wcześniej lukę badawczą – brak narzędzia umożliwiającego ilościowe wyznaczenie stopnia degradacji szyn i podkładów w sposób zgodny z wymogami eksploatacyjnymi określonymi w instrukcji Id-1 PKP PLK, przy jednoczesnym wykorzystaniu danych z systemu wizyjnego.

Opracowany system przetwarzania danych opiera się na trójstopniowym podejściu:

1. Wykrywanie wad wizualnych przy pomocy algorytmów uczenia maszynowego (ML).
2. Przekształcenie wykrytych anomalii w lokalne wartości wskaźników degradacji (G_s i G_p) na poziomie pojedynczych zdjęć.
3. Obliczenia imperatywne zgodne z zasadami określonymi w instrukcji Id-1, umożliwiające wyznaczenie końcowych wskaźników degradacji lub z zgodnie zasadami określonymi dla konkretnej badanej linii kolejowej.

Etap 1 – Klasyfikacja i detekcja wad

Na wejściu systemu znajdują się obrazy w skali szarości zarejestrowane przez system diagnostyczny. W pierwszej kolejności obrazy są klasyfikowane jako zawierające rozjazd lub nie. Jeśli detekcja wskazuje na obecność rozjazdu, zdjęcie nie jest dalej przetwarzane, a przypisany wskaźnik G przyjmuje domyślną wartość 0.

Dla pozostałych zdjęć wykonywana jest segmentacja torowiska, której celem jest rozdzielenie obrazu na trzy komponenty: szynę lewą (L), szynę prawą (R) oraz podkłady. Fragmenty te są następnie analizowane przez dedykowane modele uczenia maszynowego, zaprojektowane do klasyfikacji binarnej występowania wad.

W przypadku szyn, każdy wyodrębniony fragment (o długości 132 piksele) jest analizowany pod kątem obecności wad powierzchniowych. Modele ML przypisują każdemu segmentowi prawdopodobieństwo wystąpienia wady. Uzyskane prawdopodobieństwa (p) służą jako dane wejściowe do kolejnego etapu.

Dla podkładów zastosowano dwustopniowy proces: najpierw podkład klasyfikowany jest jako betonowy lub drewniany na podstawie cech wizualnych, a następnie – w zależności od przypisanej klasy – analizowany przez model do detekcji

wad charakterystycznych dla danego typu. Wynikiem tej analizy jest wartość *p*, która określa prawdopodobieństwo obecności wad wizualnych na danym podkładzie.

Etap 2 – Estymacja lokalnych wskaźników degradacji (G_s i G_p)

Na podstawie wyników klasyfikacji, mapowana jest wartość wskaźnika stopnia degradacji dla każdego elementu toru obecnego na zdjęciu. Dla każdego obrazu, w którym wykryto szynę lewą i prawą wyznaczane są dwa niezależne wskaźniki lokalne dla obu z nich.

Wartości te są przekształcane z prawdopodobieństw występowania wad zgodnie z wcześniej wyuczonymi modelami regresyjnymi. Regresory te odwzorowują zależność między natężeniem wykrytych anomalii, a poziomem zużycia technicznego, modelując wpływ takich cech jak:

- liczba fragmentów sklasyfikowanych jako wadliwe,
- długość ciągów wad,
- intensywność detekcji (średnia i maksymalna wartość p dla danego elementu).

Dla podkładów przetwarzanych na pojedynczym zdjęciu, wyznaczany jest wskaźnik G jako średnia arytmetyczna wartości G przypisanych do wszystkich wykrytych podkładów – osobno dla betonu i drewna, zależnie od klasyfikacji. Niezależność od typu podkładu uwzględniana jest przez zastosowanie oddzielnych modeli estymacyjnych dla obu kategorii.

Etap 3 – Obliczenie końcowych wskaźników degradacji dla badanego odcinka toru

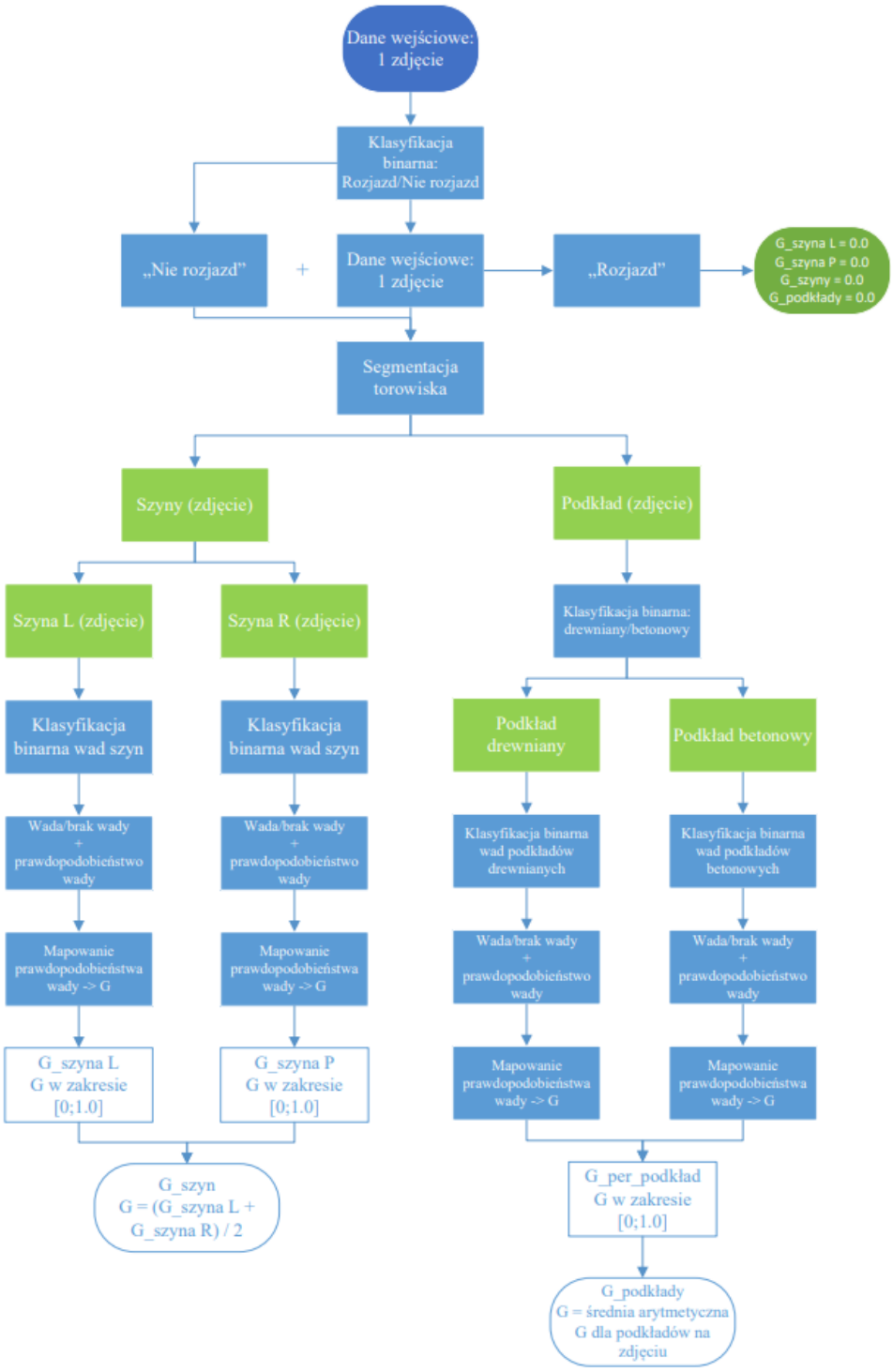
Wskaźniki lokalne G_s i G_p wyznaczone dla pojedynczego obrazu nie stanowią końcowej oceny diagnostycznej, jednak ich wyznaczenie jest kluczowe z punktu widzenia praktyki zarządzania infrastrukturą kolejową. Pozwalają one bowiem z dużą dokładnością na identyfikację miejsc o podwyższonym poziomie degradacji, co umożliwia podejmowanie decyzji opartych na rzeczywistym stanie nawierzchni, a nie jedynie na harmonogramach czy rutynowych przeglądach. Dodatkowo stanowią podstawę do tworzenia map ryzyka degradacji, które wspierają zarządców w priorytetyzacji interwencji oraz alokacji zasobów technicznych i finansowych. Co istotne, wskaźniki te mogą również pełnić rolę danych wejściowych do modeli predykcyjnych, umożliwiających rozwój strategii utrzymania opartego na prognozowaniu zużycia.

Końcowa ocena stanu danego odcinka toru oparta jest na agregacji wskaźników G dla wielu zdjęć należących do tego samego odcinka jednorodnego.

Wartości graniczne określone w Id-1 stanowią progi decyzyjne, według których system odpowiednio klasyfikuje odcinki torów.

Na Rysunku 6 przedstawiono potok przetwarzania danych uczenia maszynowego.

Rysunek 6 Schemat potoku przetwarzania danych



Źródło: Opracowanie własne

Walidacja modeli regresyjnych.

W celu oceny dokładności i użyteczności zaprojektowanych modeli regresyjnych, zastosowano metrykę średniego błędu bezwzględnego (MAE – ang. Mean Absolute Error). MAE pozwala na ilościową ocenę różnicy pomiędzy przewidywaną przez algorytm wartością wskaźnika degradacji ($\hat{G}$) a oceną referencyjną ($G_{\_ref}$), przypisaną na podstawie ekspertyzy eksperta ds. utrzymania infrastruktury torowej. Jest to intuicyjna i odporna na wartości odstające miara jakości regresji, szeroko stosowana w zastosowaniach inżynierskich i przemysłowych.

Wartość MAE została zdefiniowana według standardowego wzoru [195]:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{G}_i - G_{ref,i}\right| \tag{9}$$

gdzie:

$\hat{G}_i$ – wartość wskaźnika degradacji wyznaczona przez algorytm dla próbki i,

$G_{ref,i}$– wartość referencyjna przyznana przez eksperta,

n – liczba próbek w zbiorze testowym.

Do walidacji przygotowano zbiór 40 obrazów torowiska, zarejestrowanych w różnych warunkach eksploatacyjnych, obejmujący zarówno szyny, jak i podkłady o zróżnicowanym poziomie degradacji. Zestaw ten został niezależnie oceniony przez doświadczonych pracowników technicznych, których kwalifikacje są zgodne z wymaganiami obowiązującymi w PKP PLK.

Wartość progowa MAE przyjęta w niniejszym metodzie wynosi 0,25, co odpowiada maksymalnie 25-procentowemu odchyleniu predykcji algorytmu od oceny referencyjnej. Próg ten został ustalony z uwzględnieniem:

- zmienności ocen manualnych wynikającej z subiektywizmu inspekcji,
- niedoskonałości wizualnego odwzorowania wad w obrazach 2D,
- zakładanej tolerancji błędu w decyzjach operacyjnych w zakresie planowania napraw nawierzchni torowej.

Przyjęcie MAE $\leq$ 0,25 jako kryterium akceptacji uzasadniono sposobem wykorzystania wskaźników degradacji G. Służą one do klasyfikacji elementów nawierzchni w czterech klasach stanu technicznego (np. G < 0,6, G $\geq$ 0,8), a błąd tej wielkości nie powoduje w większości przypadków przesunięcia elementu do niewłaściwej klasy.

Szczegółowa analiza wyników walidacji, w tym porównanie predykcji z ocenami eksperckimi i przedstawienie rozkładu błędów dla szyn i podkładów, została opisana w Rozdziale 12.

Przedstawiona architektura algorytmu stanowi podstawę dla opracowania dedykowanych metod oceny zużycia poszczególnych elementów nawierzchni torowej. W kolejnych podrozdziałach (3.2.1 i 3.2.2) szczegółowo opisano sposób wyznaczania wskaźników G_s i G_p na podstawie danych wizualnych, z uwzględnieniem specyfiki degradacji szyn oraz podkładów kolejowych.

3.2.1 Proponowana nowa metoda oceny stopnia degradacji szyn

Wskaźnik G_s opracowano jako narzędzie umożliwiające ilościową ocenę stopnia degradacji szyn na podstawie danych wizualnych pozyskiwanych z systemu inspekcji wizyjnej. Stanowi on kluczowy element algorytmu diagnostycznego, pozwalający na obiektywne wykrycie obszarów wymagających interwencji utrzymaniowej. Jego konstrukcja uwzględnia dwa niezależne aspekty degradacji: częstość występowania wad oraz ich rozmieszczenie na odcinku torowiska.

W niniejszej rozprawie we wzorach i schematach zastosowano angielskie nazwy zmiennych oraz oznaczenia techniczne, co wynika z powszechnie przyjętej praktyki w literaturze naukowej z zakresu inżynierii, a także z chęci zachowania spójności z wykorzystywanymi źródłami międzynarodowymi, w tym dokumentami UIC, normami EN oraz publikacjami anglojęzycznymi. Na przykład termin „defect” stosowany w opisach zmiennych odpowiada polskiemu określeniu „wada”, zgodnie z przyjętą w pracy konwencją terminologiczną. Użycie angielskiego słownictwa pozwala także na łatwiejsze porównanie i implementację modeli w środowiskach obliczeniowych oraz przy przyszłej publikacji wyników w czasopismach międzynarodowych. Pełne znaczenie elementów wzorów i sposób interpretacji przedstawiono również w języku polskim.

Struktura wskaźnika G_s.

Wskaźnik G_s wyznaczany jest jako średnia ważona dwóch parametrów:

- Frakcja segmentów toru zawierających wady *(frac_splits_with_defects)* – odsetek analizowanego odcinka toru, w którym wykryto wady,
- Średnią odległość między wykrytymi wadami *(mean_defect_distance)* – określającą rozmieszczenie wad wzdłuż torowiska.

$$G_s = \text{frac}_{\text{splits}_{\text{with}_{\text{defects}}}} * w + \text{mean}_{\text{defects}_{\text{distance}}} * (1 - w) \quad (9)$$

Źródło: Opracowanie własne

gdzie:

w – waga przypisana częstości występowania wad (domyślnie w=0,7),

$(1-w)$ – waga przypisana rozkładowi przestrzennemu wad.

Takie podejście pozwala uwzględnić zarówno gęstość występowania wad, jak i ich skupienie na określonych odcinkach – co ma istotne znaczenie przy identyfikowaniu zagrożeń strukturalnych. Dla torów głównych wartość *„w”* może być większa, aby lepiej identyfikować rozproszone wady na długich dystansach.

Wartość w = 0,7 została przyjęta jako domyślna na podstawie założenia, że dla zarządców infrastruktury najistotniejsze znaczenie ma sam fakt występowania wad – czyli częstość ich pojawiania się na danym odcinku toru, a nie tylko ich rozmieszczenie. Praktyka utrzymaniowa pokazuje, że:

- nawet pojedyncze, ale regularnie pojawiające się wady mogą świadczyć o pogarszającym się stanie infrastruktury,
- wysoka frakcja uszkodzonych segmentów sygnalizuje większe ryzyko operacyjne,
- zarządcy potrzebują jasnych progów do podejmowania decyzji o działaniach naprawczych.

W związku z tym, częstość występowania wad (frakcja segmentów z wadami) została potraktowana jako dominujący czynnik oceny, co uzasadnia zastosowanie wyższej wagi (0,7) względem drugiego składnika, czyli średniej odległości między wadami.

Wartość ta może być modyfikowana w zależności od kategorii linii lub preferencji eksploatacyjnych – np. w torach manewrowych lub bocznicach większe znaczenie może mieć rozkład przestrzenny wad niż ich ogólna liczba.

Frakcja segmentów z wadami.

Aby określić, jaka część długości szyny jest wadliwa, stosujemy wzór:

$$frac\_splits\_with\_defects = \frac{\text{split\_intervals\_with\_defects}}{no\_split\_intervals} \quad (10)$$

Źródło: Opracowanie własne

gdzie:

- frac_splits_with_defects - frakcja segmentów toru zawierających wady,
- split_intervals_with_defects – liczba okienek zidentyfikowanych jako zawierające wady,
- no_split_intervals – całkowita liczba segmentów szyny analizowanych na danym odcinku.

Dzięki temu wskaźnik G_s może być dynamicznie przeliczany na krótszych odcinkach (np. 250 m), co umożliwia lokalizację odcinków przekraczających wartości graniczne zawarte w instrukcji Id-1 i generowanie ostrzeżeń.

Średnia odległość między wadami.

Drugi składnik wskaźnika G_s obliczany jest według wzoru:

$$mean\_defect\_distance = \frac{\sum distances\_between\_damaged\_windows}{split\_intervals\_with\_defects} \quad (11)$$

Źródło: Opracowanie własne

gdzie:

mean_defect_distance – średnia odległość między wadami,

distances_between_damaged_windows – łączny dystans między kolejnymi wykrytymi wadami,

split_intervals_with_defects – liczba segmentów zawierających wady.

Niższe wartości tego wskaźnika oznaczają skupiska wad, co może świadczyć o pogłębiającej się degradacji lokalnej. Takie informacje są szczególnie istotne z punktu widzenia bezpieczeństwa i planowania napraw punktowych.

Niezależna analiza szyny lewej i prawej.

Z uwagi na asymetryczne zużycie szyn w torze, wartości G_s są wyznaczane oddzielnie dla szyny lewej i prawej:

$$G_{s,total} = \frac{G_{s,lewa} + G_{s,prawa}}{2} \quad (12)$$

Źródło: Opracowanie własne

gdzie:

$G_{s,total}$ – wartość stopnia degradacji dla jednego zdjęcia,

$G_{s,lewa}$– wartość stopnia degradacji szyny lewej dla jednego zdjęcia,

$G_{s,prawa}$– wartość stopnia degradacji szyny prawej dla jednego zdjęcia.

Indywidualna ocena obu szyn pozwala na precyzyjne określenie stanu toru, szczególnie w sytuacjach, gdy jedna z nich narażona jest na większe obciążenie – np. na łukach lub przy jednostronnym hamowaniu.

Możliwość kalibracji do warunków eksploatacyjnych.

Parametry algorytmu mogą być dostosowane do konkretnej klasy toru, uwzględniając:

- różne progi dopuszczalnej liczby pęknięć,
- specyfikę odcinków torów w łuku (automatyczne korekty granicznych wartości),
- relatywną wagę częstotliwości w stosunku do rozmieszczenia wad.

Dzięki temu system jest skalowalny i może być stosowany zarówno na liniach głównych, jak i na bocznicach.

Agregacja na poziomie dłuższych odcinków.

Ponieważ pojedyncze zdjęcie obejmuje ograniczoną długość torowiska (w przypadku opracowanego systemu wizyjnego to 4,2 m), w celu uzyskania kompleksowej oceny G_s oblicza się dla wszystkich zdjęć obejmujących analizowany odcinek, a następnie wartości te są uśredniane:

$$G_{s\_avg} = \frac{\sum_{i=1}^{n} G_{s,i}}{n} \tag{13}$$

Źródło: Opracowanie własne

gdzie:

n – liczba zdjęć obejmujących dany odcinek,

$G_{s,i}$ – wskaźnik degradacji dla i-tego zdjęcia.

Dzięki temu możliwe jest zarówno wyznaczenie stopnia degradacji szyn dla całego odcinka jak i wskazanie fragmentów torów o podwyższonym ryzyku eksploatacyjnym i szybka lokalizacja miejsc wymagających interwencji.

Interpretacja wyników i podejmowanie działań utrzymaniowych.

Wskaźnik G_s odzwierciedla poziom degradacji szyn, uwzględniając liczbę oraz rozkład przestrzenny wykrytych wad powierzchniowych, takich jak pęknięcia i wykruszenia. Na podstawie Instrukcji Id-1 dopuszczalna liczba pęknięć na 1 km toru

różni się w zależności od klasy torów, co oznacza, że wartości graniczne G_s muszą być dostosowane do tych limitów.

Interpretacja wartości G_s:

- $G_s < 1.0$ – Liczba pęknięć szyn na danym odcinku jest poniżej dopuszczalnej wartości $dn_{\_pc}$ (wszystkie pęknięcia) oraz $dn_{\_pp}$ (pierwotne pęknięcia) dla danej klasy toru. Stan techniczny toru mieści się w granicach norm i nie wymaga natychmiastowej interwencji.
- $G_s \approx 1.0$ – Liczba pęknięć szyn osiąga wartość graniczną zgodnie z klasą toru. Oznacza to, że infrastruktura zbliża się do dopuszczalnego limitu i konieczna jest szczegółowa inspekcja oraz analiza ryzyka dalszej eksploatacji.
- $G_s > 1.0$ – Liczba pęknięć przekracza wartości dn_pc lub dn_pp, co oznacza, że tor wymaga natychmiastowej interwencji. Może to skutkować koniecznością ograniczenia prędkości, wymiany szyn lub innymi działaniami naprawczymi.

Dla torów bocznych nie określa się jednoznacznych wartości dopuszczalnej liczby pęknięć, co oznacza konieczność indywidualnej oceny ich stanu na podstawie wyników wizualnych, pomiarów diagnostycznych lub operacyjnych wymagań eksploatacyjnych. W takich przypadkach decyzja o konieczności naprawy lub interwencji musi być podejmowana w sposób ekspercki, uwzględniając lokalne warunki użytkowania oraz potencjalne zagrożenia dla bezpieczeństwa ruchu.

Takie podejście pozwala na elastyczne dostosowanie wartości G_s do wymogów eksploatacyjnych danej linii kolejowej – np. bardziej restrykcyjne progi dla torów o wysokim natężeniu ruchu lub większej prędkości pociągów oraz bardziej liberalne podejście dla linii niskiego znaczenia operacyjnego.

Ograniczenia i dalszy rozwój.

Na obecnym etapie rozwoju systemu diagnostycznego nie została jeszcze wdrożona funkcjonalność umożliwiająca automatyczne rozróżnianie typów wad szyn – w szczególności odróżnianie pęknięć od innych powierzchniowych wad, takich jak ubytki, wżery czy lokalne odkształcenia. Z tego powodu nie jest możliwe bezpośrednie zastosowanie procedury oceny zmęczenia materiału szyn, określonej w Instrukcji Id-1, która wymaga precyzyjnego zliczenia pęknięć o określonych parametrach geometrycznych i lokalizacyjnych.

W związku z powyższym opracowano alternatywne podejście diagnostyczne, oparte na syntetycznym wskaźniku G_s, umożliwiające obiektywną ocenę stopnia zużycia szyn wyłącznie na podstawie obrazu wizyjnego – bez konieczności klasyfikacji rodzaju wad. Zastosowano w tym celu skalę czterostopniową, analogiczną do podejścia stosowanego przy ocenie podkładów i podsypki, gdzie wartość G mieści się w przedziale od 0 (brak degradacji) do 1 (degradacja krytyczna).

W przyjętej klasyfikacji:

- Zużycie małe ($G_s<0,2$) oznacza stan dobry, bez wad wpływających na bezpieczeństwo;
- Zużycie przeciętne ($0,2\leq G_s<0,7$) wskazuje na obecność umiarkowanych wad, które należy monitorować;
- Zużycie duże ($0,7\leq G_s<0,9$) sugeruje znaczące zużycie i konieczność zaplanowania działań naprawczych;
- Zużycie bardzo duże ($0,9\leq G_p\leq 1,0$) sygnalizuje konieczność natychmiastowej interwencji technicznej.

Choć podejście to nie odpowiada w pełni zapisom Id-1, pozwala na szybką, ilościową ocenę techniczną toru, bazując wyłącznie na detekcji anomalii wizualnych. Metoda ta ma została przyjęta jako rozsądny kompromis między aktualnymi możliwościami systemu wizyjnego, a potrzebą wprowadzenia zautomatyzowanej diagnostyki. Docelowo, wraz z rozwojem systemu i implementacją klasyfikacji typów wad (w szczególności pęknięć), możliwe będzie przejście do pełnej zgodności z wymaganiami eksploatacyjnymi PKP PLK, w tym stosowanie progów granicznych zgodnych z instrukcją Id-1.

3.2.2 Proponowana nowa metoda oceny stopnia degradacji podkładów

Założenia metody oceny degradacji podkładów.

Ocena degradacji podkładów kolejowych, zarówno betonowych, jak i drewnianych, opiera się na analizie wizualnej, która pozwala określić prawdopodobieństwo występowania wad. Tutaj również proponuje się podejście integrujące algorytmy uczenia maszynowego, modele regresyjne oraz reguły imperatywne. Takie połączenie umożliwia nie tylko identyfikację wad, ale również ich ilościową ocenę w celu wyznaczenia wskaźnika degradacji podkładów (G_p).

Ocena wskaźnika opiera się na analizie prawdopodobieństwa wykrycia wad w podkładach, które są identyfikowane na podstawie obrazów pozyskanych przez system diagnostyczny.

Model oceny degradacji podkładów.

Podkłady kolejowe, w zależności od rodzaju materiału, wykazują odmienne mechanizmy degradacji. Dlatego przyjęto różne wartości progowe dla analizy ich wad:

- Podkłady betonowe – ulegają degradacji głównie poprzez pęknięcia oraz wady strukturalne wynikające z długotrwałego oddziaływania sił dynamicznych.
- Podkłady drewniane – podlegają zużyciu w wyniku procesów biologicznych (np. próchnienie, zgnilizna) oraz mechanicznych (pęknięcia, osłabienie struktury).

Aby uwzględnić te różnice, wskaźnik G_p przypisuje każdemu podkładowi wartość w zależności od prawdopodobieństwa występowania wady:

- Dla podkładów betonowych: jeśli prawdopodobieństwo wady przekracza 0.90, przypisywana jest wartość $G_p = 0.1$.
- Dla podkładów drewnianych: ze względu na naturalną podatność drewna na mikropęknięcia, zastosowano bardziej restrykcyjny próg – wada jest klasyfikowana jako istotna, gdy prawdopodobieństwo przekroczy 0.99.
- W przeciwnym razie: $G_p = 0$, co oznacza, że podkład jest uznawany za dobry.

Matematycznie, wartość wskaźnika dla pojedynczego podkładu definiuje się jako:

$$G_p = \begin{cases} 0{,}1, jeśli\ P\ \text{uszkodzony} > 0{,}9\ (podkład\ betonowy) \\ 0{,}1, jeśli\ P\ uszkodzony > 0{,}99\ (podkład\ drewniany) \\ 0, dla\ pozostałych\ przypadków \end{cases} \quad (14)$$

Źródło: Opracowanie własne

Przyjęcie takich wartości wynika z analizy właściwości materiałowych – pęknięcia w betonie stanowią istotne zagrożenie dla integralności strukturalnej, dlatego dla tych podkładów zastosowano niższy próg detekcji. W przypadku podkładów drewnianych drobne pęknięcia mogą występować naturalnie i nie zawsze oznaczają konieczność wymiany, stąd bardziej konserwatywne podejście do interpretacji wad.

Agregacja wyników dla jednego zdjęcia odzwierciedlającego 4,2 metra toru.

Dla każdego zdjęcia, obejmującego fragment torowiska, analizowana jest populacja podkładów widocznych na obrazie. Globalny wskaźnik G_p dla danego zdjęcia obliczany jest jako średnia arytmetyczna wskaźników G_p przypisanych do poszczególnych podkładów:

$$G_p = \frac{\sum_{i=1}^{n} G_{p,i}}{n} \tag{15}$$

Źródło: Opracowanie własne

gdzie:

$G_{p,i}$ – wskaźnik degradacji dla i-tego podkładu (wartość 0.1 lub 0 w zależności od prawdopodobieństwa występowania wady),

n – liczba podkładów analizowanych na zdjęciu.

Taki sposób obliczania pozwala na uzyskanie uśrednionej oceny degradacji podkładów na analizowanym odcinku, co umożliwia precyzyjne określenie stopnia ich zużycia.

Interpretacja wartości G_p.

Interpretacja wartości wskaźnika G_p została dostosowana do rzeczywistych kryteriów kwalifikacji stanu podkładów przedstawionych w instrukcji Id-1:

- $G_p<0,2$ – zużycie małe;

Podkłady znajdują się w dobrym stanie technicznym. Niewielkie wady, takie jak płytkie wcięcia (dla podkładów drewnianych) czy pojedyncze włoskowate pęknięcia bez wykruszenia betonu (dla podkładów betonowych), nie wpływają na nośność toru. Nie ma konieczności interwencji.

- $0,2 \leq G_p<0,7$ – zużycie przeciętne;

Występują zauważalne wady, które mogą wymagać monitorowania. W przypadku podkładów drewnianych obejmuje to głębsze wcięcia oraz pęknięcia o większej szerokości. Dla podkładów betonowych w tej kategorii mogą występować większe ilości włoskowatych pęknięć, ale bez istotnego wykruszenia betonu. Zalecana jest okresowa inspekcja, zwłaszcza na liniach o wysokim obciążeniu.

- $0,7 \leq G_p<0,9$ – zużycie duże;

Występują istotne wady mogące negatywnie wpływać na stateczność toru. Dla podkładów drewnianych oznacza to pełne wcięcia, szerokie pęknięcia oraz widoczne ślady murszu. Podkłady betonowe mogą wykazywać pęknięcia w części podszyciowej

i lokalne wykruszenia. Niezbędne jest podjęcie decyzji o planowanej wymianie podkładów na danym odcinku toru.

- $0{,}9 \leq G_p \leq 1{,}0$ – zużycie bardzo duże.

Podkłady są w stanie krytycznym, ich wady mogą prowadzić do poważnych problemów eksploatacyjnych. W przypadku podkładów drewnianych mogą być one spróchniałe lub wykazywać duże pęknięcia poprzeczne. Podkłady betonowe mogą posiadać wykruszenia o znacznej głębokości oraz liczne złamania. Konieczna jest natychmiastowa interwencja w postaci wymiany.

Znaczenie okresu eksploatacji w analizie stopnia degradacji podkładów.

Zgodnie z wytycznymi zawartymi w Instrukcji Id-1, trwałość podkładów kolejowych jest ograniczona czasowo i zależna od typu podkładu (drewniany, betonowy) oraz klasy toru, na którym są one eksploatowane.

W opracowanej metodzie przyjęto założenie, że ocena techniczna podkładów może zostać przeprowadzona na podstawie analizy wizualnej ich stanu, bez bezpośredniego uwzględnienia wieku. Taki sposób interpretacji wartości G_p został celowo przyjęty na etapie badań, w celu uproszczenia obliczeń i zapewnienia jednolitych zasad analizy dla całego zbioru danych. Niemniej jednak, w praktyce eksploatacyjnej wiek podkładów stanowi istotny czynnik diagnostyczny – w przypadku podkładów o długim okresie eksploatacji, które zbliżają się do końca swojej przewidywanej trwałości, nawet umiarkowany poziom degradacji może oznaczać konieczność ich wymiany. Z drugiej strony, nowe lub niedawno wymienione podkłady, które wykazują jedynie niewielkie wady powierzchniowe, mogą być nadal bezpiecznie eksploatowane – pod warunkiem, że wady nie wpływają negatywnie na nośność i stabilność toru.

W dalszym rozwoju metody obliczania stopnia degradacji interpretacja wartości G_p powinna uwzględniać również inne dodatkowe czynniki operacyjne, takie jak:

- natężenie ruchu pociągów i obciążenia dynamiczne,
- lokalizacja podkładów na łukach o małym promieniu,
- warunki atmosferyczne (np. cykle zamarzania i rozmrażania),
- rodzaj zastosowanej nawierzchni i podłoża.

Zaprojektowany algorytm uwzględnia potencjalną możliwość korekty progów klasyfikacyjnych G_p w zależności od powyższych parametrów, jednak funkcjonalność ta wymaga dalszych prac rozwojowych. W ramach niniejszej pracy funkcjonalność ta nie

została w pełni wdrożona. Przyszłe badania powinny skupić się na formalizacji tych modyfikacji oraz ich walidacji.

Podsumowując, w niniejszym Rozdziale przedstawiono autorską metodę oceny stopnia degradacji szyn i podkładów kolejowych, opartą na danych wizualnych pozyskiwanych z systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej wspieranego przez algorytmy sztucznej inteligencji. Zaproponowane wskaźniki G_s i G_p umożliwiają obiektywną, ilościową ocenę stanu elementów nawierzchni torowej. Choć model został uproszczony na etapie badań, stanowi solidną podstawę do dalszego rozwoju, w tym uwzględnienia wieku podkładów i klasyfikacji typów wad szyn. W kolejnym Rozdziale zostaną określone wymagania funkcjonalne i techniczne dla systemu wizyjnego, który będzie źródłem danych do identyfikacji wad szyn i podkładów oraz do obliczania zaproponowanych wskaźników stopnia degradacji.

4. WYMAGANIA TECHNICZNE I FUNKCJONALNE SYSTEMU WIZYJNEGO DO INSPEKCJI NAWIERZCHNI TOROWEJ

Opracowanie systemu wizyjnego do inspekcji nawierzchni torowej wymaga jednoznacznego określenia wymagań funkcjonalnych i technicznych, które zapewnią zgodność z rzeczywistymi potrzebami użytkowników oraz uwarunkowaniami operacyjnymi. Wymagania przedstawione w niniejszym rozdziale zostały sformułowane na podstawie:

- przeprowadzonych analiz obowiązujących norm kolejowych i wytycznych dotyczących utrzymania infrastruktury kolejowej oraz przepisów bezpieczeństwa dla systemów zainstalowanych na taborze szynowym,
- doświadczeń własnych autora zebranych podczas 15-letniej pracy w branży kolejowej oraz realizacji projektów badawczo-rozwojowych w obszarze utrzymania infrastruktury kolejowej, w których pełnił funkcję kierownika projektów oraz eksperta ds. taboru oraz infrastruktury kolejowej,
- konsultacji i wywiadów z przedstawicielami użytkowników końcowych, w tym z zespołem PKP Polskie Linie Kolejowe S.A. – Centrum Diagnostyki, PKP Intercity – Biuro Infrastruktury oraz PKP SKM w Trójmieście – zarządcą linii kolejowej nr 250, które umożliwiły uwzględnienie rzeczywistych wymagań eksploatacyjnych, ograniczeń infrastrukturalnych oraz oczekiwań dotyczących integracji systemu z istniejącymi procesami utrzymaniowymi,
- analizy dostępnych rozwiązań diagnostycznych i zidentyfikowanych luk technologicznych, omówionych we wcześniejszych Rozdziałach.

Podejście to zapewniło realistyczne i jednocześnie ambitne określenie założeń projektowych, które są zgodne zarówno z wymaganiami rynku, jak i kierunkiem rozwoju technologii. W kolejnych podrozdziałach przedstawiono wymagania eksploatacyjne, sprzętowe, programowe oraz integracyjne, niezbędne do skutecznego wdrożenia systemu wizyjnego w warunkach rzeczywistej pracy na sieci kolejowej.

4.1 Główne założenia projektowanego systemu wizyjnego

Projekt systemu wizyjnego koncentruje się na opracowaniu, wykonaniu, przetestowaniu i ocenie urządzenia do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej, opartego na technologii wizji komputerowej i sztucznej inteligencji. Celem systemu jest

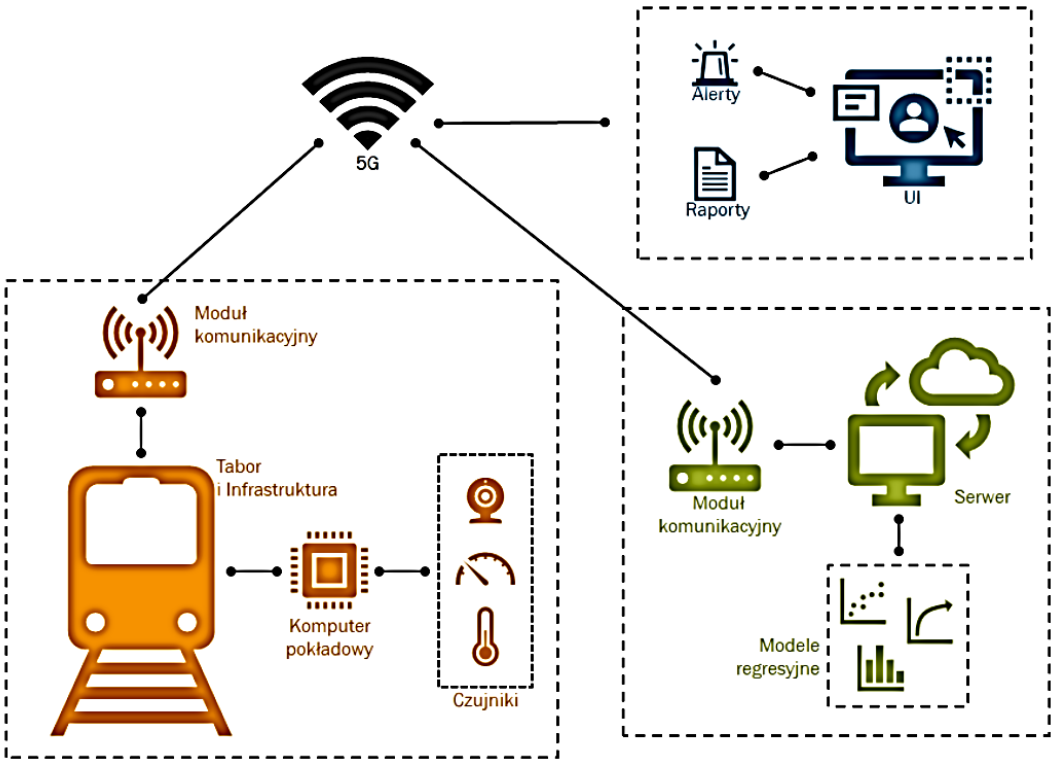
automatyczna identyfikacja wad oraz ocena stopnia degradacji szyn i podkładów kolejowych zgodnie z zaproponowaną metodą obliczeniową.

Główne założenia systemu obejmują:

- Możliwość instalacji systemu wizyjnego na dowolnym pojeździe kolejowym;
- Zbieranie danych wizyjnych (obrazów) z kamer przemysłowych o wysokiej rozdzielczości, które pozwalają na szczegółową analizę stanu infrastruktury;
- Wykrywanie wad nawierzchni torowej przy użyciu algorytmów uczenia maszynowego;
- Automatyczną identyfikację wad szyn oraz podkładów kolejowych na podstawie pozyskanych obrazów;
- Obliczanie stopnia degradacji szyn i podkładów na podstawie wyników przeprowadzonej inspekcji;
- Umożliwienie przeprowadzania inspekcji przy prędkościach operacyjnych do 120 km/h.

Schemat poglądowy architektury rozwiązania przedstawiono na Rysunku 7.

Rysunek 7 Schemat poglądowy architektury systemu wizyjnego



Źródło: Opracowanie własne

4.2 Wymagania eksploatacyjne

Wymagania eksploatacyjne obejmują warunki, w jakich system wizyjny powinien funkcjonować podczas rzeczywistej pracy operacyjnej na sieci kolejowej. Uwzględniają one nie tylko parametry środowiskowe, ale także aspekty związane z integracją systemu z taborem, możliwością ciągłej pracy, niezawodnością oraz sposobem interakcji z użytkownikiem. Zapewnienie zgodności z wymaganiami eksploatacyjnymi jest kluczowe dla skutecznego wdrożenia systemu w warunkach operacyjnych oraz dla jego dalszej eksploatacji przez zarządców infrastruktury i operatorów kolejowych.

System wizyjny powinien:

1. Działać w pełnym zakresie prędkości eksploatacyjnych do 120 km/h, przy zachowaniu funkcjonalności diagnostycznych. Preferowane jest dostosowanie do pełnego zakresu prędkości taboru konwencjonalnego (do 300 km/h), co zapewni uniwersalność zastosowania;
2. Powinien być niezależny od rodzaju taboru, tj. możliwy do zainstalowania zarówno na pojazdach pasażerskich, towarowych, jak i technicznych bez konieczności wprowadzania istotnych zmian w konstrukcji pojazdu;
3. Pracować w trybie ciągłym, bez konieczności zatrzymywania pociągu, niezależnie od pory dnia i nocy oraz zmiennych warunków pogodowych (deszcz, śnieg, mgła, ekspozycja na promieniowanie słoneczne);
4. Zapewniać wysoką dostępność operacyjną, tj. możliwość eksploatacji przez minimum 95% czasu w każdym miesiącu kalendarzowym, z możliwością szybkiego serwisu i wymiany komponentów bez konieczności długotrwałych przerw w pracy systemu;
5. Być kompatybilny z systemami zasilania taboru kolejowego, zasilanie 24 V DC ± 5%, przy jednoczesnej możliwości pracy bateryjnej w razie braku zasilania;
6. Zawierać systemy komunikacyjne i lokalizacyjne, tj. moduł GPS o dokładności ±1 m oraz możliwość transmisji danych do systemów zarządzania infrastrukturą w czasie rzeczywistym (za pomocą LTE lub Wi-Fi). Wymagana jest integracja z centralnymi bazami danych operatora kolejowego.
7. Oferować ergonomiczny interfejs użytkownika, umożliwiający łatwą konfigurację parametrów inspekcji, monitorowanie pracy systemu oraz podgląd wyników inspekcji w czasie rzeczywistym.
8. Wspierać automatyczne generowanie raportów i alertów, np. przekroczenia progów wskaźników G_s i G_p, zgodnie z zasadami opisanymi w podrozdziale 3.2.

9. Umożliwiać pracę w warunkach ograniczonego dostępu do Internetu, z możliwością lokalnego zapisu danych oraz ich późniejszej synchronizacji z bazą centralną.

Wszystkie powyższe wymagania mają zapewnić niezawodność i przydatność systemu w codziennej eksploatacji przez podmioty odpowiedzialne za utrzymanie torów, niezależnie od lokalnych warunków technicznych, klimatycznych i organizacyjnych.

4.3 Wymagania techniczno-konstrukcyjne

Określenie wymagań techniczno-funkcjonalnych dla systemu wizyjnego jest kluczowym etapem projektowania, ponieważ wpływa na jego skuteczność diagnostyczną oraz możliwość integracji z różnymi typami taboru kolejowego.

W Tabeli nr 8 przedstawiono wymagania sprzętowe, a w Tabeli 9 wymagania programowe dla projektowanego systemu wizyjnego.

Wymagania dotyczące konstrukcji mechanicznej docelowego systemu wizyjnego.

Projekt systemu wizyjnego przeznaczonego do inspekcji nawierzchni torowej wymaga również szczegółowego określenia wymagań dotyczących konstrukcji mechanicznej. Ze względu na integrację urządzenia z taborem kolejowym, system powinien być przystosowany do pracy w trudnych warunkach eksploatacyjnych oraz spełniać normy i przepisy obowiązujące w branży kolejowej.

Wymagania dotyczące konstrukcji mechanicznej systemu wizyjnego obejmują następujące aspekty:

1. Warunki atmosferyczne i klimatyczne

System wizyjny musi być odporny na szeroki zakres warunków atmosferycznych, aby zapewnić nieprzerwane działanie w zmiennych warunkach pogodowych. Zakres temperatur pracy powinien wynosić od –30°C do +40°C, co odpowiada normie EN 50125-1 dla zastosowań kolejowych. Promieniowanie UV wymaga stosowania powłok ochronnych oraz systemów chłodzenia, aby zapobiec przegrzewaniu się komponentów optycznych.

Tabela 8 Wymagania sprzętowe dla systemu wizyjnego

Kategoria	Wymagania	Opis
Kamery przemysłowe	Rozdzielczość obrazu	Minimum 1920x1080 pikseli (Full HD), zalecane 4K dla precyzyjniejszej detekcji wad.
	Częstotliwość akwizycji danych	Minimum 500 Hz, co odpowiada pomiarom co ok. 16 cm przy prędkości 300 km/h.
	Kąt widzenia	Szeroki kąt widzenia umożliwiający pełne pokrycie obszaru szyn i podkładów – min 2600 mm.
	Ochrona przed warunkami atmosferycznymi	Kamery odporne na deszcz, kurz, śnieg oraz zmienne temperatury. Klasa ochrony minimum IP65.
Oświetlenie	Regulowane źródła światła LED	Możliwość dostosowania intensywności oświetlenia do różnych warunków eksploatacyjnych (dzień/noc)
	Równomierne oświetlenie	Zapewnienie jednolitego oświetlenia na całej powierzchni monitorowanej nawierzchni torowej
Jednostka przetwarzająca	Wydajny procesor i GPU	Wymagane do przetwarzania obrazów oraz do działania algorytmów AI
	Pamięć operacyjna RAM	Minimum 32 GB dla płynnego przetwarzania danych obrazowych.
	Przechowywanie danych	Dyski SSD o dużej pojemności (minimum 2 TB) dla szybkiego zapisu i odczytu danych.
Stabilizacja obrazu	Stabilizacja mechaniczna i/lub cyfrowa	Wymagana do kompensacji drgań wynikających z ruchu pojazdu kolejowego
Modularność i skalowalność	Modułowa konstrukcja	Możliwość łatwej wymiany komponentów oraz adaptacji do różnych typów taboru
Energia	Zasilanie urządzenia	System musi być zasilany bezpośrednio z pojazdu kolejowego i bateryjnie
System GPS	Dokładna lokalizacja wykrytych wad	Dokładność GPS minimum ±1 m dla precyzyjnej lokalizacji usterek.

Źródło: Opracowanie własne

System powinien działać przy wysokiej wilgotności względnej (do 100% w tunelach), a kondensacja nie może wpływać na jego funkcjonowanie. Odporność na opady atmosferyczne, takie jak deszcz (natężenie do 6 mm/min), śnieg, grad (bryły lodu do 15 mm) oraz mróz, jest kluczowa dla zapewnienia ciągłości działania.

System musi również wytrzymać promieniowanie słoneczne o maksymalnej wartości 1120 W/m² oraz działanie silnych podmuchów wiatru.

Tabela 9 Wymagania programowe dla systemu wizyjnego

Kategoria	Wymagania	Opis
Analiza obrazu	Przetwarzanie obrazu w czasie rzeczywistym	Opóźnienie nie większe niż 100 ms, w celu informowania o usterkach krytycznych
	Automatyczna detekcja wad	Algorytmy AI rozpoznające różne typy uszkodzeń szyn i podkładów.
	Wykrywanie obiektów obcych na torowisku	Automatyczna identyfikacja przeszkód, takich jak kamienie czy pręty na torach.
Algorytmy uczenia maszynowego	Model głębokiego uczenia (deep learning)	Stosowanie sieci neuronowych do klasyfikacji wad z dokładnością co najmniej 90%.
	Model głębokiego uczenia (deep learning)	Umiejętność segregacji nawierzchni torowej na elementy składowe
	Douczanie modeli sztucznej inteligencji	Możliwość aktualizacji modeli na podstawie nowych danych, co zwiększa adaptacyjność systemu
	Pamięć operacyjna RAM	Minimum 32 GB dla płynnego przetwarzania danych obrazowych.
	Przechowywanie danych	Dyski SSD o dużej pojemności (minimum 2 TB) dla szybkiego zapisu i odczytu danych.
Zarządzanie danymi	Przechowywanie i przetwarzanie dużych wolumenów danych	Wymagana wydajna baza danych oraz możliwość integracji z chmurą obliczeniową.
	Szyfrowanie danych	Zapewnienie bezpieczeństwa danych zgodnie z wymaganiami GDPR.
Algorytmy imperatywny	Degradacja nawierzchni torowej G	Automatyczne obliczanie stopnia degradacji szyn i podkładów na podstawie zaproponowanej metody

Źródło: Opracowanie własne

2. Obciążenia dynamiczne i statyczne

Urządzenia wchodzące w skład systemu wizyjnego powinny być odporne na obciążenia statyczne i dynamiczne, które wynikają z eksploatacji w trudnych warunkach torowych. Drgania spowodowane nierównościami torów, przyspieszaniem oraz hamowaniem wymagają konstrukcji zgodnej z normą EN 61373 dotyczącą odporności na udary mechaniczne i wibracje. System powinien być również odporny na wstrząsy mechaniczne oraz uderzenia kamieni i innych obiektów. Mocowanie urządzeń do taboru kolejowego powinno spełniać wymagania norm PN-EN 12663 dla elementów zintegrowanych z pudłem taboru oraz PN-EN 13749 dla elementów montowanych na wózku kolejowym. Konstrukcja powinna wytrzymać dynamiczne obciążenia wynikające z jazdy z prędkością do 160 km/h.

3. Czynniki zewnętrzne i zanieczyszczenia

System wizyjny powinien być odporny na zanieczyszczenia, pył, błoto oraz uszkodzenia mechaniczne. Szczelność na poziomie IP65 lub wyższa zapewnia ochronę przed kurzem oraz wodą, co gwarantuje nieprzerwaną pracę w trudnych warunkach torowych. Konstrukcja powinna być odporna na zanieczyszczenia chemiczne i biologiczne, zgodnie z normą EN 60721-3-5:1997. Aby zwiększyć odporność na uszkodzenia mechaniczne, system powinien posiadać osłony ochronne zabezpieczające przed uderzeniami kamieni oraz innymi obiektami na torach. Konstrukcja powinna również zapobiegać aktom wandalizmu i kradzieży poprzez montaż w trudno dostępnych miejscach oraz zastosowanie solidnych zabezpieczeń mechanicznych.

4. Normy i przepisy kolejowe

System wizyjny powinien być zaprojektowany zgodnie z obowiązującymi normami i przepisami dotyczącymi sprzętu montowanego na pojazdach kolejowych. W szczególności należy uwzględnić wymagania normy EN 50125-1 dotyczącej warunków środowiskowych dla taboru kolejowego oraz normy EN 61373 dotyczącej odporności na wibracje i wstrząsy mechaniczne. Elementy konstrukcyjne powinny spełniać wymagania norm PN-EN 12663 (dotyczących pudeł pojazdów szynowych) oraz PN-EN 13749 (dla ram wózków kolejowych). Dodatkowo, system powinien być zgodny z przepisami ochrony przeciwpożarowej określonymi w normie PN-EN 45545 oraz normami dotyczącymi odporności na akty wandalizmu i zanieczyszczenia środowiskowe.

Wymagania dotyczące pozostałych urządzeń pokładowych.

Aby zapewnić poprawne funkcjonowanie systemu wizyjnego na pokładzie pojazdu kolejowego, konieczne jest zastosowanie odpowiednich urządzeń pokładowych.

Obejmują one:

- Komputer pokładowy – odpowiedzialny za przetwarzanie danych obrazowych oraz zarządzanie algorytmami sztucznej inteligencji;
- Router komunikacyjny – umożliwia przesyłanie danych diagnostycznych do zewnętrznych systemów analitycznych w czasie rzeczywistym;
- Switch'e komunikacyjne – zapewniają wydajną transmisję danych między modułami systemu wizyjnego;
- Akumulatory – gwarantują nieprzerwaną pracę systemu w przypadku chwilowych przerw w zasilaniu;
- Przetwornice DC/DC – stabilizują napięcie zasilania dla sprzętu optycznego oraz modułów przetwarzających;
- Przekaźniki, przyciski i rozłączniki – umożliwiają kontrolę systemu i zapewniają bezpieczeństwo użytkowania;
- Anteny komunikacyjne – zapewniają niezawodną transmisję danych oraz lokalizację GPS dla dokładnego pozycjonowania wykrytych wad.

Urządzenia pokładowe systemu wizyjnego muszą być przystosowane do pracy w trudnych warunkach eksploatacyjnych, typowych dla taboru kolejowego. Wszystkie komponenty elektryczne muszą pracować na zasilaniu 24 V DC ± 5%, co jest standardem dla pojazdów szynowych. Temperatury pracy muszą mieścić się w zakresie od -30°C do +50°C, aby zapewnić bezawaryjne działanie w zmiennych warunkach klimatycznych.

Komputer pokładowy musi być wyposażony w wydajny procesor oraz GPU, aby umożliwić przetwarzanie obrazu w czasie rzeczywistym oraz działanie zaawansowanych algorytmów AI. Wymagana pamięć operacyjna to minimum 32 GB RAM, co zapewnia płynne działanie aplikacji przetwarzających dane obrazowe.

Router komunikacyjny powinien wspierać prędkość transferu danych minimum 1 Gbps, aby umożliwić szybkie przesyłanie dużych wolumenów danych wizualnych. Powinien być wyposażony w moduł Wi-Fi, dwa moduły komórkowe LTE, port Ethernet 1000T-Base oraz moduł GPS, co pozwala na niezawodne połączenie z systemami zarządzania danymi.

Akumulatory muszą umożliwiać rozładowywanie prądem 50 A oraz ładowanie prądem powyżej 30 A, co jest niezbędne do utrzymania pracy systemu wizyjnego w trybie

ciągłym. Ładowarka powinna posiadać klasę odporności na poziomie IP66 lub wyższą, aby zapewnić ochronę przed wilgocią oraz pyłem.

Wszystkie zastosowane urządzenia pokładowe muszą spełniać wymagania wynikające z obowiązujących przepisów kolejowych oraz norm technicznych dotyczących sprzętu montowanego na pojazdach szynowych. Do kluczowych norm należą:

- 2006/42/WE Dyrektywa Maszynowa – dotycząca bezpieczeństwa maszyn oraz urządzeń na taborze kolejowym;
- 2014/35/UE Dyrektywa Niskonapięciowa (LVD) – określająca wymagania dotyczące bezpieczeństwa urządzeń elektrycznych niskiego napięcia;
- PN-EN 50155:2018 – normy dla urządzeń elektronicznych stosowanych na taborze kolejowym, obejmujące wymagania środowiskowe oraz wytrzymałościowe;
- PN-EN 45545-2:2021 – normy dotyczące ochrony przeciwpożarowej w pojazdach szynowych, które zapewniają bezpieczeństwo użytkowania;
- PN-EN 60529:2003 (Kod IP) – określająca stopnie ochrony zapewnianej przez obudowy, wymagana jest klasa IP65 lub wyższa dla urządzeń zewnętrznych;
- PN-EN 50121-3-2:2017 – kompatybilność elektromagnetyczna dla aparatury taboru kolejowego, co zapewnia bezpieczne i niezawodne działanie w warunkach silnych zakłóceń elektromagnetycznych;
- PN-EN 50125-1:2014 – normy dotyczące warunków środowiskowych dla urządzeń montowanych na taborze kolejowym.

Spełnienie powyższych wymagań zapewnia bezpieczną integrację urządzeń pokładowych z systemem wizyjnym oraz umożliwia ich legalne użytkowanie w rzeczywistych warunkach operacyjnych na torach kolejowych.

4.4 Wymagania integracyjne

Wymagania integracyjne odnoszą się do fizycznych, funkcjonalnych i operacyjnych aspektów powiązania systemu wizyjnego z pojazdem kolejowym oraz – opcjonalnie – z infrastrukturą informatyczną operatora lub zarządcy infrastruktury. Ich spełnienie ułatwia wdrożenie systemu wizyjnego w rzeczywistych warunkach i umożliwia jego dalsze skalowanie.

1. Integracja fizyczna z taborem kolejowym

System wizyjny powinien być montowany w sposób nieingerujący w konstrukcję nośną pojazdu, z wykorzystaniem istniejących punktów mocowań lub uniwersalnych adapterów. Wymagana jest możliwość szybkiego montażu i demontażu – bez konieczności wykonywania trwałych modyfikacji strukturalnych. Wszystkie komponenty powinny być zabezpieczone przed uszkodzeniami mechanicznymi i oddziaływaniem dynamicznym wynikającym z jazdy.

2. Zgodność z infrastrukturą pokładową

System powinien być kompatybilny z pokładowym zasilaniem oraz nie zakłócać działania innych systemów znajdujących się na pojeździe (np. urządzeń sterowania, komunikacji, SRK). Wskazane jest, aby nie wymagał ingerencji w magistrale danych pojazdu i mógł pracować jako samodzielny system zasilany i zarządzany lokalnie.

3. Niezależność operacyjna systemu

System powinien być zaprojektowany jako moduł autonomiczny, działający niezależnie od infrastruktury informatycznej użytkownika końcowego. Wszystkie dane mogą być przetwarzane, gromadzone i eksportowane lokalnie – bez konieczności integracji z systemami operatora. Taka architektura zwiększa elastyczność wdrożeń i upraszcza formalności związane z instalacją na różnych typach taboru.

4. Możliwość integracji z systemami użytkownika (opcjonalnie)

Choć nie jest to warunek konieczny, system wizyjny może zostać zintegrowany z systemami informatycznymi zarządcy infrastruktury lub operatora kolejowego. Integracja ta może obejmować:

- eksport danych diagnostycznych w otwartych formatach (np. CSV, JSON),
- synchronizację wyników z istniejącymi bazami danych,
- wizualizację danych w systemach GIS lub BI.

Tego typu integracja ułatwia włączenie danych z inspekcji wizyjnej do istniejących procesów planowania utrzymania i zarządzania infrastrukturą.

5. Wymagania dokumentacyjne i odbiorcze

Dla ułatwienia wdrożenia systemu na różnych pojazdach, wymagane jest przygotowanie kompletnej dokumentacji integracyjnej, obejmującej:

- schematy montażowe,
- procedury uruchomieniowe i serwisowe,
- wymagania środowiskowe i zasilające,
- zalecenia eksploatacyjne.

W przypadku instalacji na pojazdach już dopuszczonych do eksploatacji, mogą być wymagane uzgodnienia z producentem pojazdu, przeprowadzenie jazd testowych w celu potwierdzenia zgodności systemu z przepisami eksploatacyjnymi lub nawet ponowna homologacja pojazdu w przypadku wskazania zmiany istotnej stwierdzonej w wyniku przeprowadzonej Analizy Znaczenia Zmiany.

Podsumowując, w Rozdziale 4 określono kluczowe wymagania funkcjonalne, techniczne, konstrukcyjne oraz eksploatacyjne dla systemu wizyjnego przeznaczonego do diagnostyki nawierzchni torowej. Przyjęte założenia uwzględniają zarówno rzeczywiste potrzeby użytkowników końcowych, jak i uwarunkowania wynikające z eksploatacji w środowisku kolejowym.

5. BUDOWA STANOWISKA BADAWCZEGO DO DETEKCJI WAD NAWIERZCHNI TOROWEJ I BADANIA STANOWISKOWEGO

W niniejszym rozdziale omówiono budowę i sprawdzenie działania stanowiska badawczego zaprojektowanego do testowania systemu wizyjnego wykorzystywanego do detekcji wad nawierzchni torowej. Celem stanowiska było umożliwienie doboru optymalnych komponentów sprzętowych (kamer, oświetlenia, systemu sterowania) oraz wstępna walidacja działania algorytmów detekcji w kontrolowanych warunkach laboratoryjnych. Opisano zdefiniowane wymagania, architekturę techniczną oraz wyniki przeprowadzonych testów i ocenę ich dokładności. Stanowisko to stanowiło kluczowy etap przygotowania prototypu urządzenia diagnostycznego do dalszych badań terenowych.

5.1 Wymagania techniczno-funkcjonalne stanowiska badawczego

Wymagania techniczno-funkcjonalne zostały zdefiniowane na podstawie założeń systemu wizyjnego do diagnostyki nawierzchni torowej. Stanowisko to miało umożliwić wstępne testowanie algorytmów detekcji wad szyn i podkładów kolejowych, weryfikację ich dokładności oraz dobór optymalnych komponentów sprzętowych do prototypowego systemu diagnostycznego. Wymagania podzielono na trzy kategorie: funkcjonalne, obsługowe i bezpieczeństwa.

Wymagania funkcjonalne obejmowały kluczowe cele działania stanowiska. Zaprojektowano je tak, aby możliwe było:

- Dynamiczne testowanie kamer liniowych – ocena jakości obrazów uzyskiwanych podczas ruchu wózka z regulowaną prędkością (docelowo ok. 1 m/s);
- Integracja sprzętu optycznego – montaż kamery liniowej Basler Racer GiGE raL4096-24gm [198] o wysokiej rozdzielczości oraz liniowych oświetlaczy LED Di Soric Barlight (model BEK-A500-G5T-K-B [200] dla równomiernego oświetlenia całej szerokości toru oraz BEK-A100-G5T-K-B [199] dla testowania różnych konfiguracji światła). Taki zestaw miał umożliwić przechwytywanie szczegółowych obrazów nawierzchni torowej (w tym pęknięć szyn i podkładów);
- Optymalizację konfiguracji optycznej – dobór obiektywów i źródeł światła w celu uzyskania najlepszego odwzorowania detali toru;

- Pozyskiwanie danych obrazowych – gromadzenie zdjęć z przykładami typowych wad (np. pęknięcia, zużycie, deformacje) jako bazę treningową dla algorytmów sztucznej inteligencji analizujących stan toru.

Stanowisko laboratoryjne zostało zaprojektowane tak, aby jak najbardziej odzwierciedlało rzeczywiste warunki eksploatacji. Założono m.in., że wózek pomiarowy (z zainstalowanymi czujnikami) będzie mógł rozpędzać się do wymaganej prędkości minimalnej $V \approx 1$ m/s na odcinku $\geq 1{,}2$ m oraz utrzymywać tę prędkość na odcinku $\geq 0{,}5$ m. Dzięki temu można testować system wizyjny przy różnych prędkościach ruchu, odzwierciedlających rzeczywiste przejazdy pojazdu diagnostycznego.

Wymagania obsługowe stanowiska miały zapewnić elastyczność i wygodę konfiguracji systemu wizyjnego. Najważniejsze z nich to:

- Regulacja położenia kamery liniowej i oświetlaczy – możliwość precyzyjnego ustawienia wysokości, odległości i kątów padania światła na tor poprzez ruchome uchwyty. Ułatwia to dostosowanie geometrii układu optycznego do różnych scenariuszy testowych;
- Dynamiczna zmiana parametrów pracy – możliwość szybkiej korekty czasu ekspozycji kamery oraz intensywności oświetlenia w trakcie testów. Pozwala to uzyskać optymalne warunki obrazowania przy zmiennych ustawieniach prędkości czy innych czynnikach;
- Synchronizacja ruchu z akwizycją – pełna integracja systemu sterowania wózkiem z wyzwalaniem kamer, aby uzyskać stabilne, nieprzerwane sekwencje zdjęć podczas jazdy. Ma to kluczowe znaczenie dla jakości danych – zdjęcia powinny być wykonywane w stałych odstępach drogi;
- Szybka wymiana komponentów – modułowa budowa pozwalająca na łatwe przepięcie lub zmianę kamery, obiektywu czy oświetlacza bez demontażu całego stanowiska. Dzięki temu można efektywnie testować różne modele urządzeń w krótkim czasie;
- Niezależne zasilanie zewnętrzne – przystosowanie do zasilaczy laboratoryjnych, co zapewnia stabilne zasilanie sprzętu optycznego i elektroniki sterującej. Uniezależnia to stanowisko od zakłóceń sieci i pozwala prowadzić testy w warunkach kontrolowanych.

Spełnienie powyższych wymagań gwarantuje, że stanowisko może być szybko skonfigurowane do różnych doświadczeń, a proces zbierania danych będzie efektywny i powtarzalny.

Wymagania bezpieczeństwa są równie istotne, by chronić operatorów i sprzęt podczas testów. Projekt stanowiska zgodny jest z obowiązującymi dyrektywami UE (m.in. 2006/42/WE – dyrektywa maszynowa [125] oraz 2014/35/UE – dyrektywa niskonapięciowa [126]) oraz z normami bezpieczeństwa maszyn, takimi jak PN-EN ISO 12100:2012 (ogólne zasady projektowania i oceny ryzyka) [133]. W konstrukcji uwzględniono m.in.:

- Osłony fizyczne – zabudowy ochronne oddzielające ruchome elementy (wózek, mechanizmy napędowe) od operatora;
- Awaryjne wyłączniki STOP – co najmniej dwa grzybkowe przyciski bezpieczeństwa (po obu stronach stanowiska), odcinające napęd natychmiast po wciśnięciu. Zastosowano tu m.in. kurtynę bezpieczeństwa i przekaźnik bezpieczeństwa (Wieland SNO 4062K [217]) nadzorujący obwód awaryjny oraz grzyby Eaton serii M22 [202] w układzie dwukanałowym dla redundancji sygnału. Ponowne uruchomienie wymaga ręcznego resetu, co zapobiega przypadkowemu załączeniu po alarmie;
- Sygnalizację stanu – sygnały świetlne i dźwiękowe informujące o pracy urządzenia. Na stanowisku zamontowano lampę sygnalizacyjną typu wieża (np. Banner TL50 [197]) wskazującą tryb pracy lub alarm;
- Ograniczniki krańcowe – czujniki (np. indukcyjne) zatrzymujące wózek na końcach toru jazdy, zapobiegając wyjechaniu poza dozwolony zakres.

Dzięki spełnieniu powyższych wymagań bezpieczeństwa, stanowisko może być obsługiwane w sposób bezpieczny dla personelu. Zaprojektowane mechanizmy ochronne minimalizują szanse wypadku i zabezpieczają sprzęt przed uszkodzeniem w razie awarii.

5.2 Architektura stanowiska badawczego

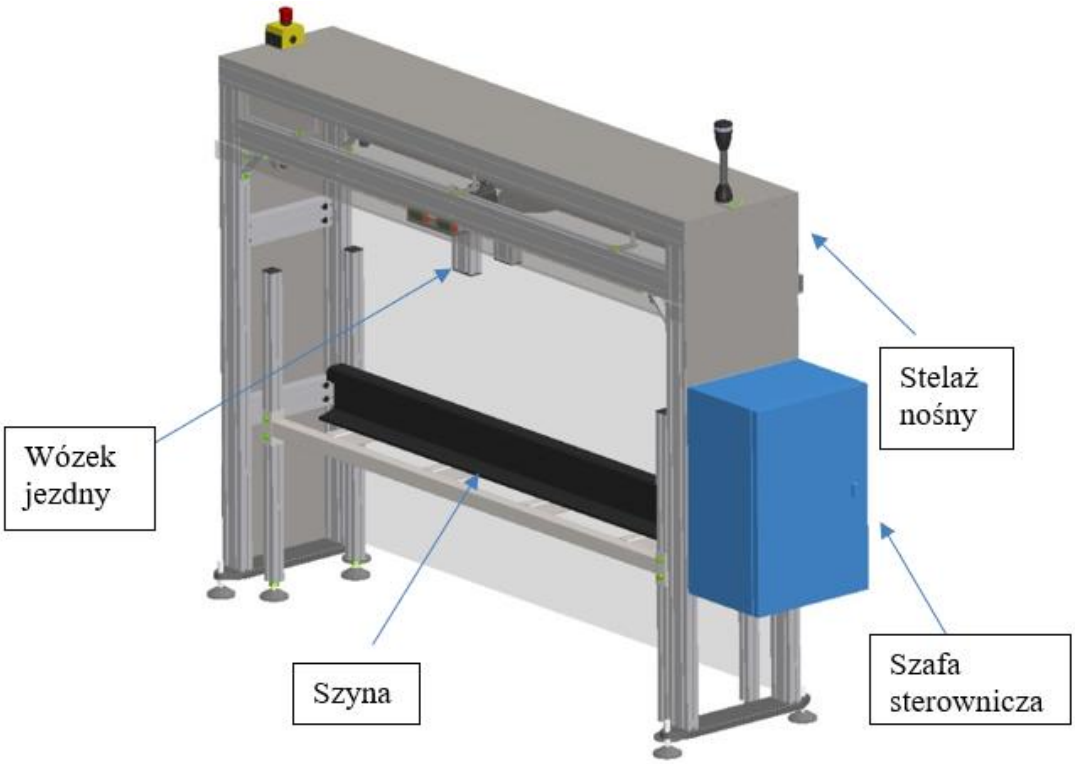
Architektura stanowiska została opracowana z myślą o wszechstronnych testach algorytmów wykrywania wad oraz ocenie różnych konfiguracji sprzętowych przed implementacją systemu na pojeździe kolejowym.

Konstrukcja mechaniczna. Stanowisko zaprojektowano w programie CAD (SolidWorks) jako modułowy układ składający się z dwóch głównych części: modułu głównego (napęd i mocowanie aparatury pomiarowej) oraz stelaża torowego (uchwyt

badanego fragmentu szyny). Na Rysunku 8 przedstawiono ogólną wizualizację opracowanego stanowiska badawczego (ok. 2300 mm długości × 600 mm szerokości × 1800 mm wysokości, masa <150 kg).

Moduł główny. Obejmuje aluminiowy stelaż nośny, ruchomy wózek jezdny z napędem oraz skrzynkę sterującą. Stelaż wykonano z profili aluminiowych 80×40 mm, co zapewnia dużą sztywność przy niewielkiej masie (Rysunek 8). U podstawy zamontowano regulowane stopy wahliwe do wypoziomowania całości. Wzdłuż stelaża poprowadzono listwę zębatą oraz prowadnice liniowe, po których porusza się wózek. Profile służą także do uporządkowanego prowadzenia okablowania (korytka kablowe do szafy sterowniczej).

Rysunek 8 Stanowisko badawcze liniowe - wizualizacja



Źródło: Raport okresowy [118]

Wózek jezdny porusza się po prowadnicach i jest napędzany za pomocą napędu zębatego współpracującego z listwą na ramie. Użyto serwosilnik Estun EMJ-04AFP22 [204] sprzężony z przekładnią zębatą i zintegrowanym enkoderem 20-bit, zapewniającym precyzyjne pozycjonowanie. Do płyty bazowej wózka przymocowano uchwyty pozwalające zamontować wszystkie czujniki (kamery, skanery itp.)

z wymaganym zakresem regulacji. W razie potrzeby na wózku można też umieścić płytę ze szkła ochronnego między czujnikami a badanym obiektem – symuluje to docelową szybę ochronną urządzenia pomiarowego zamontowanego na pojeździe. W skrajnych położeniach ruch wózka ograniczają czujniki krańcowe, zapobiegając kolizjom.

Skrzynka sterownicza. Zawiera niezbędną elektronikę i układy zasilania. Umieszczono w niej m.in. główny wyłącznik zasilania Lovato GX1610U25 [208] oraz zasilacz impulsowy Mean Well MDR-20-24 [209], który konwertuje zasilanie ~230 V AC na 24 V DC dla obwodów sterowniczych. W szafie zainstalowano również sterownik serwonapędu Estun ProNet-04AMG [205] odpowiadający za kontrolę silnika (pozycja, prędkość, moment), a także moduły układu bezpieczeństwa – wspomniany przekaźnik bezpieczeństwa Wieland [217] i inne komponenty chroniące przed przeciążeniem i zwarciem (wyłączniki nadmiarowe na poszczególne sekcje). Z przodu skrzynki znajdują się przyciski sterujące (w tym RESET) oraz sygnalizacja stanu (lampka/banner) umożliwiające operatorowi kontrolę nad urządzeniem. Cała aparatura elektryczna jest zabudowana zgodnie z normami, a okablowanie poprowadzone w sposób uporządkowany w prowadnikach kablowych.

Stelaż torowy. Niezależna rama służąca do mocowania próbki toru – kilkumetrowego odcinka szyny (np. typu S49) wraz z podkładami lub ich fragmentami. Stelaż ten jest mocowany obok modułu głównego i pozwala precyzyjnie ustawić pozycję szyny względem toru ruchu wózka. Konstrukcję wykonano jako ramę spawaną z profili stalowych, malowaną proszkowo dla ochrony przed korozją. Regulacja wysokości i poziomu szyny odbywa się poprzez przesuwne elementy – profile ze stopami wahliwymi umożliwiają uniesienie lub opuszczenie szyny oraz jej przesunięcie poprzeczne. Zapewnia to zachowanie równoległości szyny do trasy wózka, co jest kluczowe dla powtarzalności testów. W późniejszym etapie stelaż zmodyfikowano, dodając możliwość ułożenia fragmentu podsypki i zamocowań (przytwierdzeń) szyn, aby jeszcze lepiej symulować warunki eksploatacyjne. Cała konstrukcja stelaża jest bardzo sztywna i stabilna, eliminując drgania próbek podczas testów dynamicznych.

Układ automatyki. Sterowanie stanowiskiem zaprojektowano z uwzględnieniem precyzyjnej synchronizacji ruchu liniowego z akwizycją obrazów. Schemat automatyki obejmuje trzy główne części: obwód zasilania, obwód bezpieczeństwa oraz układ sterowania ruchem.

Zasilanie. Stanowisko zasilane jest z standardowej sieci ~230 V/50 Hz. Główny wyłącznik/rozłącznik (Lovato GX1610U25 [208]) pozwala odciąć zasilanie podczas prac

serwisowych. Za wyłącznikiem głównym obwód podzielono na sekcje zabezpieczone wyłącznikami nadprądowymi (osobno dla napędu, oświetlenia, sterowania itp.), co zwiększa bezpieczeństwo i niezawodność. Napięcie robocze 24 V DC do zasilania elektroniki i czujników zapewnia zasilacz Mean Well 24 V [209] umieszczony w szafie sterowniczej.

Układ bezpieczeństwa. Sygnały z awaryjnych STOP-ów trafiają do przekaźnika bezpieczeństwa Wieland SNO 4062K [217], który kontroluje natychmiastowe wyłączenie napędu w razie konieczności. Obwód bezpieczeństwa zaprojektowano zgodnie z normą SIL (spełnia wymogi PN-EN ISO 13850) – dwukanałowo i z monitoringiem, aby każda naciśnięta grzyba skutecznie zatrzymała ruch, a powrót do pracy wymagał resetu systemu. Dodatkowo czujniki krańcowe wpinają się w ten układ, inicjując awaryjne zatrzymanie, gdy wózek dojedzie do końca prowadnicy.

Sterowanie ruchem. Ruch liniowy wózka kontrolowany jest przez zestaw serwonapędowy firmy Estun – serwosilnik EMJ 0.4 kW [204] z enkoderem oraz cyfrowy sterownik ProNet [205]. Serwonapęd realizuje nastawy pozycji, prędkości i przyspieszenia z wysoką dokładnością. Enkoder (20-bit, ~1 mln impulsów/obrót) przekazuje informację o położeniu wózka, co wykorzystywane jest do synchronizacji z kamerą. Komunikacja między sterownikiem a komputerem sterującym odbywa się poprzez interfejsy cyfrowe – w prototypie wykorzystano początkowo Modbus ASCII, ale finalnie wdrożono szybszy protokół CANopen dla minimalizacji opóźnień. Protokół CANopen umożliwia wysyłanie bieżących danych z enkodera oraz zdalną zmianę parametrów ruchu w czasie rzeczywistym.

Oprogramowanie sterujące. Oprogramowanie stanowiska zostało przygotowane w języku Python, co ułatwia integrację różnych modułów. Struktura jest modułowa – wydzielono kod do obsługi serwonapędu oraz kod do akwizycji i przetwarzania obrazów. Komunikacja z serwosilnikiem realizowana jest za pomocą bibliotek MinimalModbus (dla Modbus) oraz PyCAN (dla CANopen) – pozwoliło to zaimplementować oba tryby komunikacji i ostatecznie wykorzystać wydajniejszy CANopen. Program sterujący umożliwia wybór trybu statycznego lub dynamicznego pracy wózka, regulację prędkości, zakresu ruchu, przyspieszeń oraz parametrów akwizycji obrazu. Dzięki temu każde doświadczenie można precyzyjnie zaplanować, a dane zapisywane są wraz z metadanymi (ustawienia) w plikach konfiguracyjnych YAML.

System akwizycji i przetwarzania obrazów. Integralną częścią stanowiska jest system wizyjny oparty na kamerze liniowej i dedykowanym oświetleniu. Zastosowano kamerę liniową Basler Racer raL4096-24gm [198] (rozdzielczość 4096 pikseli, maks. ~26 kHz liniowych skanów) wraz z interfejsem GigE Vision do szybkiej transmisji danych do komputera. Sterowanie kamerą i odbiór obrazów odbywa się z wykorzystaniem biblioteki Basler Pylon SDK, która umożliwia m.in. ustawienie czasu ekspozycji, częstotliwości wyzwalania i parametrów obrazu. Jako źródła światła użyto dwóch synchronizowanych oświetlaczy liniowych LED firmy Di Soric: model BEK-A500-G5T-K-B [200] (silne, równomierne światło na szerokość skanowanej szyny) oraz BEK-A100-G5T-K-B [199] (mniejszy, do testów różnych kątów oświetlenia). Oświetlacze emitują światło ciągłe, a ich pozycje i kąty są regulowane tak, by minimalizować odblaski od metalicznej powierzchni szyny – najlepsze rezultaty uzyskano kierując na główkę szyny słabszą część strumienia, a mocniejsze światło na stopkę, co poprawiło widoczność detali na powierzchni tocznej.

Akwizycja obrazów odbywa się w ścisłej synchronizacji z ruchem wózka: sygnały z enkodera serwosilnika wykorzystywane są do sprzętowego wyzwalania kolejnych skanów kamery co zadany odcinek (tzw. *pitch*). Zapewnia to uzyskanie równomiernego rozkładu zdjęć wzdłuż całej długości testowanego toru, co jest kluczowe dla późniejszej analizy wad. System może pracować w trybie statycznym – wózek zatrzymuje się w kolejnych pozycjach i dopiero wtedy wykonywane są zdjęcia (maksymalna ostrość i brak rozmycia), lub w trybie dynamicznym – wózek porusza się płynnie, a kamera wykonuje serie skanów w ruchu (testowanie realistycznych warunków, kosztem możliwego nieznacznego rozmycia przy wyższych prędkościach).

Odebrane obrazy poddawane są wstępnemu przetwarzaniu w czasie rzeczywistym za pomocą biblioteki OpenCV. Zaimplementowane algorytmy obejmują kalibrację i korekcję obrazu, filtrację szumów oraz detekcję krawędzi. Pozwala to ocenić jakość zdjęć już podczas eksperymentu i ewentualnie dostosować parametry (np. zwiększyć doświetlenie lub skrócić czas ekspozycji, jeśli obraz jest zbyt ciemny lub rozmyty). Wszystkie obrazy są zapisywane w oryginalnej jakości na dysku, a system pozwala na ich eksport do formatów obsługiwanych przez frameworki AI, takie jak TensorFlow i PyTorch. Zebrane w ten sposób zdjęcia stanowią podstawę do szkolenia i walidacji modeli głębokiego uczenia służących do automatycznej detekcji wad nawierzchni torowej.

5.3 Przeprowadzenie badań wstępnych detekcji wad nawierzchni torowej

Po zbudowaniu stanowiska przeprowadzono serię wstępnych badań eksperymentalnych, mających na celu sprawdzenie działania systemu wizyjnego i zebranie pierwszych danych. Testy te – wykonane w kontrolowanych warunkach laboratoryjnych – pozwoliły zweryfikować jakość obrazów uzyskiwanych przez kamerę liniową przy różnych konfiguracjach oraz ocenić wpływ parametrów pracy (prędkości, ekspozycji, oświetlenia) na wykrywalność typowych wad szyn i podkładów.

Zaprojektowano program testowy [118], umożliwiający automatyczne generowanie i wykonywanie wielu scenariuszy pomiarowych. Parametry testu definiowane były w plikach konfiguracyjnych (format YAML) – m.in. typ testu (statyczny/dynamiczny), pitch (odstęp pomiaru, jeśli dynamiczny), całkowity dystans przejazdu, prędkość wózka, czas ekspozycji kamery, maksymalne przyspieszenie/hamowanie oraz konfiguracja użytych czujników. Dzięki temu możliwe było zaplanowanie całej serii kombinacji.

Badania obejmowały dwa podstawowe rodzaje testów:

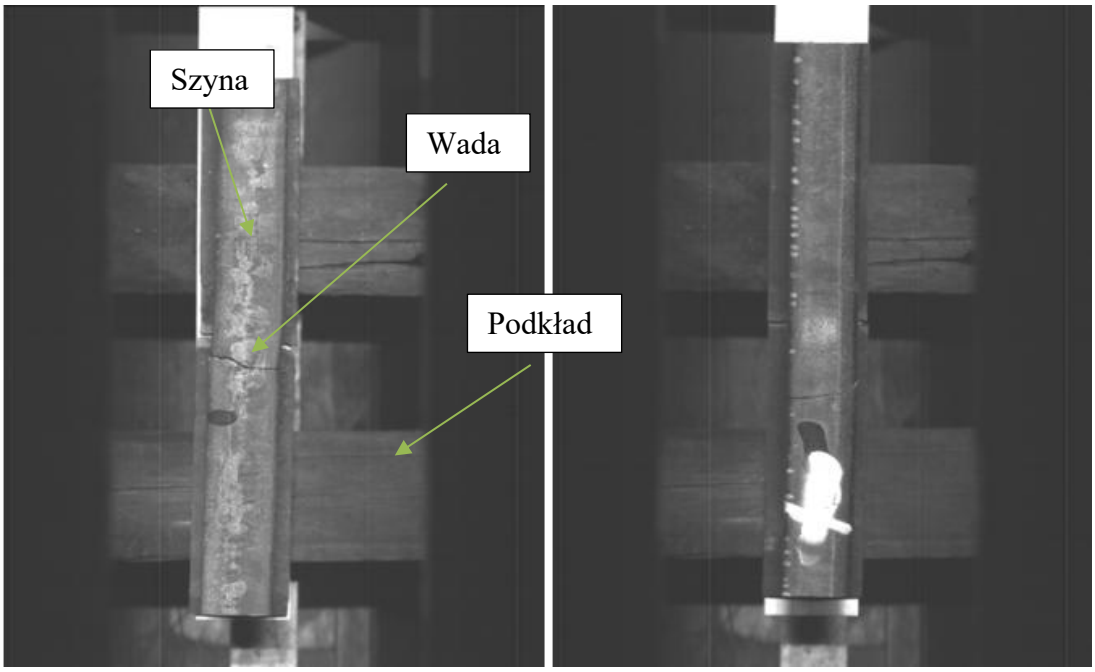
- Testy statyczne – wózek przesuwał się krokowo: po każdej krótkiej fazie ruchu (np. kilkanaście cm) następowało zatrzymanie i wykonanie pomiaru obrazu. W ten sposób kamera mogła rejestrować kolejne odcinki szyny bez zniekształceń obrazu spowodowanych ruchem. Celem testów statycznych było określenie maksymalnej dokładności odwzorowania detali – czyli upewnienie się, że system optyczny jest w stanie uchwycić nawet drobne rysy, pęknięcia czy ubytki powierzchni szyny, gdy nie występuje efekt rozmazywania ruchomego obrazu;
- Testy dynamiczne – wózek poruszał się ze stałą zadaną prędkością (np. 0,75 m/s oraz 1 m/s) na określonym dystansie, a pomiary były inicjowane automatycznie co stały odcinek drogi poprzez sygnał z enkodera. Pozwoliło to sprawdzić maksymalną częstotliwość akwizycji użytego sprzętu wizyjnego i określić graniczne parametry, przy których jakość obrazów jest akceptowalna. W testach dynamicznych kluczowe było znalezienie kompromisu między prędkością ruchu a czasem ekspozycji – zbyt długi czas naświetlania przy szybszym ruchu wózka powoduje rozmycie obrazu.

Każdy test obejmował różne kombinacje powyższych parametrów. Dla przykładu, przeprowadzono pomiary dla prędkości w zakresie od ok. 0,75 m/s do 1 m/s oraz dla dwóch charakterystycznych czasów ekspozycji: 250 µs i 500 µs. Ponadto testowano różne ustawienia intensywności i geometrii oświetlenia – korzystając

naprzemiennie z dużego oświetlacza BEK-A500 oraz/lub dodatkowego BEK-A100, a także zmieniając kąt ich nachylenia względem szyny. Dzięki tak szerokiej gamie zaplanowanych eksperymentów uzyskano przekrojowy zbiór danych obrazowych pozwalających ocenić wpływ każdego czynnika na jakość zdjęć.

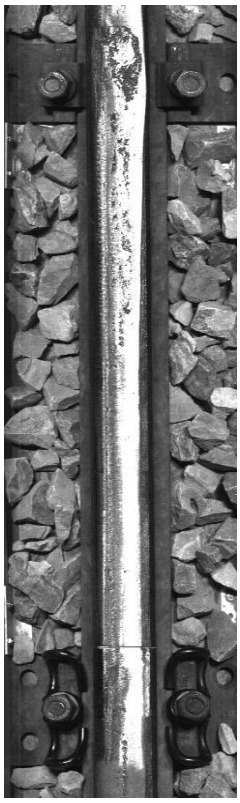
W trakcie badań rejestrowano obrazy fragmentów szyn S49 przygotowanych specjalnie do testów. Wykonano serie zdjęć przedstawiających m.in.: miejsca łączenia i spawów szyn, obszary zużycia powierzchni tocznej, drobne pęknięcia (tzw. mikropęknięcia) oraz lokalne deformacje i wady krawędzi. Dzięki regulacji położenia kamery i oświetlaczy uzyskano także obrazy pod różnymi kątami – to pozwoliło sprawdzić, jak perspektywa obserwacji wpływa na widoczność wad (istotne np. przy ukośnych pęknięciach). Zebrane zdjęcia wysokiej rozdzielczości zostały następnie posegregowane i opisane, tworząc zalążek bazy danych do trenowania modeli ML. Wszystkie dane zostały odpowiednio skatalogowane w zestawy treningowe i walidacyjne, aby umożliwić bezpośrednie wykorzystanie ich do uczenia sieci neuronowych wykrywających wady. Przykładowe obrazy uzyskane na stanowisku (fragment szyny z widocznymi wadami) zaprezentowano na Rysunek 9 i 10.

Rysunek 9 Przykładowe dane obrazowe ze stanowiska badawczego



Źródło: Opracowanie własne na podstawie danych pozyskanych na stanowisku badawczym [118]

Rysunek 10 Zdjęcie szyny zrobione kamerą liniową na stanowisku badawczym



Źródło: Opracowanie własne na podstawie danych pozyskanych na stanowisku badawczym [118]

5.4 Weryfikacja jakości wyników badań stanowiskowych

Przeprowadzone badania stanowiskowe dostarczyły cennych informacji na temat wydajności kamer liniowych i oświetlenia w kontekście detekcji wad toru. Analiza uzyskanych obrazów potwierdziła, że jakość zdjęć silnie zależy od parametrów testu, przede wszystkim od prędkości ruchu wózka oraz ustawionego czasu ekspozycji kamery.

Dla prędkości 0,1 m/s i niższych obrazy były bardzo ostre, o wysokim poziomie szczegółów – możliwa była wyraźna identyfikacja nawet drobnych rys i pęknięć szyn. Przy większych prędkościach (zbliżonych do 1 m/s) zauważono pogorszenie ostrości: detale zaczynały się rozmywać, a krawędzie wad były mniej czytelne. Zjawisko to wynika z krótszego czasu, jaki kamera ma na naświetlenie podczas szybkiego ruchu – gdy wózek jedzie szybciej, obraz przemieszcza się na matrycy kamery w trakcie ekspozycji, powodując rozmycie ruchome.

Aby zminimalizować rozmycie przy dużych prędkościach, konieczne okazało się skracanie czasu ekspozycji oraz zwiększenie intensywności oświetlenia. Eksperymentalnie ustalono, że ekspozycja w zakresie 250–500 µs daje najlepsze rezultaty. Przy 250 µs uzyskano wysoki kontrast i ostrość (o ile oświetlenie jest

wystarczająco mocne), a wydłużanie do 500 µs nie pogarszało znacząco jakości przy umiarkowanych prędkościach. Natomiast ekspozycje poniżej 250 µs prowadziły czasem do niedoświetlenia ciemniejszych obszarów obrazu, a powyżej 500 µs – do miejscowych prześwietleń i silnego rozmycia krawędzi. Dzięki zastosowaniu wydajnych lamp LED możliwe było nawet zejście do czasów rzędu <30 µs przy testach dodatkowych – wówczas obrazy pozostawały ostre, a kamera mogła pracować z maksymalną częstotliwością skanowania ~26 kHz bez gubienia detali.

Bardzo ważnym czynnikiem okazała się optymalna konfiguracja oświetlenia. Potwierdzono, że większy oświetlacz BEK-A500 zapewnia równomierne i silne naświetlenie całej sceny, co przekłada się na powtarzalność i jednorodność obrazu (istotne np. przy automatycznej analizie piksel po pikselu). Z kolei mniejszy BEK-A100 umożliwił testowanie różnych kątów padania światła – okazało się to przydatne do uwypuklenia określonych wad. Przykładowo, dla pęknięć powierzchniowych najlepsze rezultaty osiągnięto, gdy światło padało pod niewielkim kątem, rzucając cienie w szczelinach powstałych w wyniku pęknięć (to zwiększa kontrast pęknięcia względem tła). Z kolei odbicia od błyszczącej główki szyny zminimalizowano poprzez ustawienie oświetlaczy pod takimi kątami, by najjaśniejsza część strumienia oświetlała boczne powierzchnie szyny, a nie bezpośrednio górną powierzchnię jezdną. Dzięki temu detale na główce stały się lepiej widoczne, bez efektu „wypalenia" obrazu przez refleksy.

Wyniki testów posłużyły do opracowania optymalnych ustawień dla docelowego systemu. Ustalono m.in., że dla skutecznej detekcji typowych wad należy ograniczyć prędkość inspekcji lub odpowiednio dobrać ekspozycję (np. przy 1 m/s – czas ≤250 µs przy maksymalnym doświetleniu). Rekomenduje się zastosowanie kombinacji dwóch oświetlaczy: dużego, gwarantującego bazowe oświetlenie całego kadru oraz pomocniczego, ustawionego tak, by wydobywać specyficzne szczegóły geometrii wad. Ponadto, zebrane dane obrazowe (setki zdjęć wysokiej jakości) zostały wykorzystane do wstępnego treningu algorytmów detekcji – już na tym etapie algorytmy te były w stanie poprawnie rozpoznawać niektóre wzorce wad (np. pęknięcia szyn) na podstawie dostarczonych obrazów, co zostało omówione w dalszej części pracy.

Zrealizowana budowa stanowiska badawczego i przeprowadzone na nim eksperymenty potwierdziły przydatność opracowanego systemu wizyjnego w diagnostyce torów. Stanowisko spełniło założenia projektowe – umożliwiło testy kamer liniowych i oświetlaczy w warunkach zbliżonych do rzeczywistych oraz weryfikację algorytmów detekcji wad. Kluczowe wnioski z badań to:

- Konieczność synchronizacji prędkości i ekspozycji – dla zachowania ostrości obrazów przy większych prędkościach należy skracać czas naświetlania i wzmacniać oświetlenie;
- Istotna rola konfiguracji oświetlenia – odpowiednie ukierunkowanie i kombinacja źródeł światła znacząco zwiększa wykrywalność wad;
- Przydatność kamer liniowych wysokiej rozdzielczości – kamera Basler sprawdziła się w rejestrowaniu drobnych szczegółów szyny, co dowodzi słuszności jej doboru do prototypu systemu.

Zgromadzony zbiór danych obrazowych rzeczywistych wad stanowi podstawę do dalszych prac nad modelami sztucznej inteligencji. Wyniki badań posłużyły do dopracowania prototypowego urządzenia diagnostycznego (dobór optymalnych komponentów i kalibracja algorytmów), które będzie testowane w warunkach eksploatacyjnych i opisane w kolejnych Rozdziałach.

6. OPRACOWANIE ORAZ BADANIA WSTĘPNE PROTOTYPU URZĄDZENIA DIAGNOSTYCZNEGO DO DETEKCJI WAD SZYN I PODKŁADÓW

Wstępne badania eksploatacyjne miały na celu zweryfikowanie działania prototypowego systemu wizyjnego do detekcji wad szyn i podkładów kolejowych w warunkach rzeczywistych. Główny nacisk położono na ocenę dokładności systemu w detekcji wad nawierzchni torowej oraz sprawdzenie stabilności i niezawodności działania urządzenia w warunkach eksploatacyjnych.

Badania eksploatacyjne zrealizowano na bocznicy kolejowej Warszawa Grochów, gdzie odwzorowano docelowe warunki pracy systemu. W ramach testów przeprowadzono adaptację prototypu systemu wizyjnego do warunków operacyjnych, zaprojektowano i zbudowano niezbędne komponenty mechaniczne oraz elektroniczne, a następnie zintegrowano całość na wózku motorowym WM15-A. Wykorzystanie tego pojazdu umożliwiło symulację rzeczywistych warunków jazdy po torach podczas prób funkcjonalnych. W trakcie badań skupiono się na optymalizacji konfiguracji sprzętowej prototypu oraz weryfikacji współpracy kamer liniowych z doświetlaczami LED. Analizowano wpływ kluczowych parametrów, takich jak prędkość jazdy, czas ekspozycji kamer czy konfiguracja oświetlenia, na jakość uzyskiwanych obrazów i dokładność detekcji wad nawierzchni torowej. Równolegle prowadzono akwizycję danych wizyjnych. Zebrane obrazy posłużyły do utworzenia wstępnego zbioru danych treningowych dla algorytmów sztucznej inteligencji w dalszych etapach pracy.

W dalszych częściach Rozdziału przedstawiono kolejno: wymagania techniczno-funkcjonalne prototypu diagnostycznego (podrozdział 6.1), architekturę zaprojektowanego urządzenia (6.2), integrację prototypu na pojeździe badawczym WM15-A (6.3), przebieg i wyniki wstępnych badań eksploatacyjnych (6.4) oraz sposób akwizycji i ocenę jakości zebranych danych wizyjnych (6.5).

6.1 Wymagania techniczno-funkcjonalne prototypowego urządzenia diagnostycznego

Projektowanie prototypowego urządzenia diagnostycznego wymagało określenia szeregu wymagań techniczno-funkcjonalnych, które musiało spełniać to rozwiązanie, aby skutecznie działać w warunkach rzeczywistych. Najważniejsze z tych wymagań obejmowały:

- Wysoką rozdzielczość obrazowania – system powinien zapewniać szczegółowe odwzorowanie elementów torowiska, umożliwiające detekcję nawet drobnych wad szyn i podkładów. Wymóg ten podyktowany był koniecznością identyfikacji niewielkich wad, co bezpośrednio przekłada się na jakość diagnozy infrastruktury;
- Niezależność od warunków oświetleniowych – urządzenie musi skutecznie funkcjonować przy zmiennym oświetleniu otoczenia (różne pory dnia, cienie, sztuczne światło w tunelach). Wymaga to zastosowania wydajnych źródeł światła oraz możliwości dostosowania parametrów ekspozycji, tak aby zapewnić jednolite oświetlenie analizowanego obszaru nawierzchni torowej;
- Odporność na wibracje i wstrząsy – podczas jazdy po torach system jest narażony na drgania pochodzące od nierówności torowiska i pracy pojazdu. Konstrukcja prototypu powinna więc minimalizować przenoszenie wibracji na kamery i sprzęt optyczny, np. poprzez zastosowanie elementów tłumiących drgania (przekładki gumowe) oraz sztywnych mocowań zwiększających stabilność całej instalacji;
- Przystosowanie do trudnych warunków atmosferycznych – ze względu na pracę w terenie wymagane było zabezpieczenie urządzenia przed wpływem czynników środowiskowych, takich jak deszcz, śnieg, kurz czy skrajne temperatury. Sprzęt należało wyposażyć w obudowy o wysokiej klasie szczelności (co najmniej IP67) chroniące wrażliwe podzespoły optyczne i elektroniczne;
- Synchronizacja z ruchem pojazdu – aby uzyskać obrazy o jednakowej skali (rozdzielczości przestrzennej) niezależnie od prędkości jazdy wózka motorowego WM15-A, system musi synchronizować akwizycję danych z przebytą drogą. W tym celu przewidziano integrację urządzenia z czujnikami ruchu pojazdu (enkoderem przy kole pomiarowym lub modułem IMU/GPS), tak by wyzwalanie kamer następowało proporcjonalnie do przebytej odległości;
- Modułową i ergonomiczną konstrukcję – wymagane było opracowanie ramy i mocowań umożliwiających szybki montaż oraz demontaż urządzenia na pojeździe, a także łatwą regulację położenia kamer i doświetlaczy. Pozwala to dostosować konfigurację systemu do specyfiki badanego torowiska oraz ułatwia jego transport i obsługę serwisową;
- Wydajne przetwarzanie i zapisywanie danych – prototyp powinien być zdolny do przetwarzania strumienia obrazów w czasie rzeczywistym oraz zapisu dużej ilości

danych wizyjnych do późniejszej analizy. Wymaga to wyposażenia go w odpowiednie oprogramowanie sterujące i nośniki danych o dużej pojemności (np. szybkie dyski SSD) do archiwizacji obrazów wysokiej rozdzielczości.

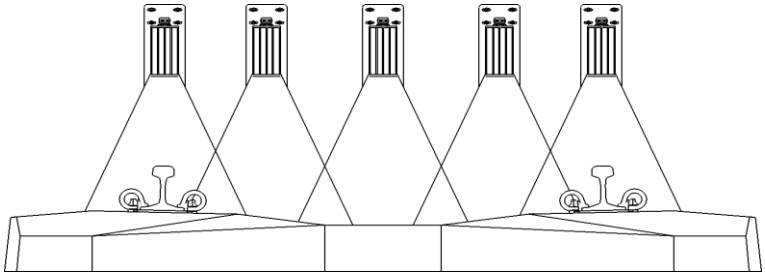
Spełnienie powyższych wymagań miało zapewnić, że zbudowany prototypowy system wizyjny będzie w stanie wiarygodnie i efektywnie wykonywać inspekcję nawierzchni torowej w warunkach eksploatacyjnych. Wymagania te stały się podstawą do opracowania architektury urządzenia, doboru komponentów oraz rozwiązań konstrukcyjnych, omówionych w kolejnym podrozdziale.

6.2 Architektura prototypu urządzenia diagnostycznego

Architektura prototypu nawiązuje do stanowiska laboratoryjnego opisanego w Rozdziale 5, lecz została dostosowana do warunków eksploatacyjnych. Główny moduł wizyjny zawiera pięć zsynchronizowanych kamer liniowych Basler Racer raL4096-24gm, rozmieszczonych na odpowiedniej szerokości w celu objęcia jak najszerszego przekroju toru.

Kamery te zapewniają wysoką rozdzielczość (4096 pikseli) i szybkie rejestrowanie linii (do 27 kHz), co umożliwia szczegółowe odwzorowanie szyn i podkładów nawet przy dużych prędkościach przejazdu. Pola widzenia są tak dobrane, by sąsiednie obrazy zachodziły na siebie – dzięki temu detale na krawędziach kadrów nie umykają uwagi, a łączenie obrazów jest bardziej spójne. Rysunek 11 przedstawia układ kamer liniowych pokrywających szerokość torowiska. Takie wykorzystanie wielu zsynchronizowanych kamer liniowych do obrazowania nawierzchni toru jest zgodne z podejściem stosowanym w nowoczesnych systemach inspekcji torowej [13].

Rysunek 11 Rozmieszczenie zespołu kamer liniowych w urządzeniu diagnostycznym

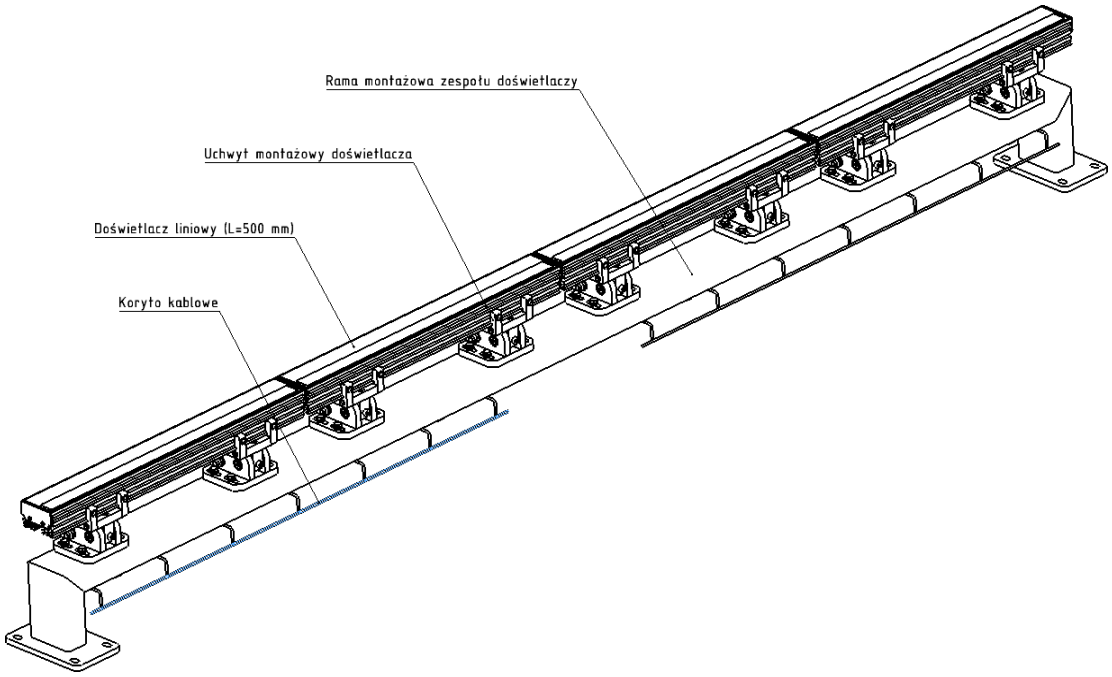


Źródło: Raport okresowy [118]

Aby zapewnić jednolite oświetlenie i wysoki kontrast wykrywanych wad, prototyp wyposażono w dodatkowe doświetlacze LED – liniowe iluminatory Di Soric Barlight BEK-A500-GxT-K-BS. Są one zamontowane w jednej osi z kamerami.

Rysunek 12 prezentuje zespół doświetlaczy przy kamerach, które emitują intensywne, równomierne światło na całej szerokości toru.

Rysunek 12 Zespół doświetlaczy



Źródło: Raport okresowy [118]

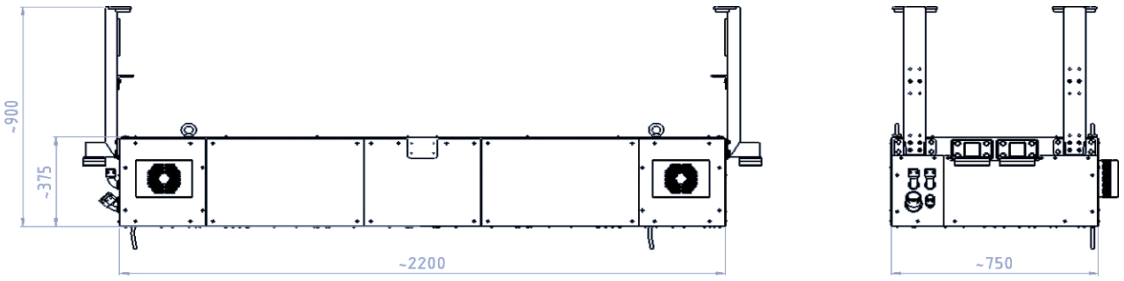
Możliwa jest regulacja kąta padania i jasności oświetlenia, co pozwala dostosować warunki naświetlenia do pory dnia czy cieni w otoczeniu. Konstrukcja urządzenia jest modułowa i solidna – kamery i oświetlacze zamocowano na sztywnej ramie z opcją regulacji położenia. Zadbano przy tym o izolację drgań: zastosowano gumowe przekładki w punktach mocowania oraz sztywne mocowania, by ograniczyć przenoszenie wibracji na układ optyczny. Układ wizyjny zabezpieczono przed wpływem środowiska – kamery umieszczono w szczelnych obudowach Autovimation Orca o klasie IP67, chroniących przed wodą, pyłem i skrajnymi temperaturami. Dodatkowo moduł wyposażono w klimatyzatory PK 50 HK (chłodzące i grzewcze), które stabilizują temperaturę wewnątrz obudowy. Dzięki tym rozwiązaniom prototyp może pracować w deszczu, śniegu, zapyleniu oraz przy dużych wahaniach temperatur.

Integralną częścią architektury jest system synchronizacji z ruchem pojazdu. Do modułu dołączono enkoder inkrementalny zamontowany na osi wózka WM15-A, który na bieżąco mierzy przebytą drogę. Sygnały z enkodera wykorzystywane są do precyzyjnego wyzwalania kamer – każda linia obrazu jest rejestrowana w równych

odstępach drogi, niezależnie od aktualnej prędkości jazdy. Zapewnia to stałą rozdzielczość przestrzenną obrazowania i eliminuje wpływ zmian prędkości na odległość między kolejnymi ujęciami. Jednostka przetwarzająca prototypu to komputer pokładowy z dedykowanym oprogramowaniem modułowym, zaprojektowanym tak, aby łatwo można je było rozbudować o nowe funkcje. Oprogramowanie korzysta z pakietu Basler Pylon SDK do pełnej kontroli parametrów kamer m.in. czas ekspozycji, częstotliwość akwizycji, intensywność oświetlenia oraz realizuje akwizycję i wstępne przetwarzanie danych w czasie rzeczywistym. Strumienie obrazów z kamer przesyłane są poprzez sieć Ethernet do komputera, co zapewnia wysoką przepustowość i dokładną synchronizację działania kamer oraz doświetlaczy. Dane obrazowe są na bieżąco buforowane i poddawane wstępnej obróbce (np. filtrowanie szumów, korekcja kontrastu), po czym zapisywane w formacie *.png* na dysku. Tak przygotowane obrazy stanowią podstawę do dalszej analizy oraz mogą być wykorzystane na etapie uczenia maszynowego algorytmów detekcji wad.

Moduł diagnostyczny do inspekcji nawierzchni torowej, zawierający kamery i jednostki przetwarzania, przedstawiono na Rysunku 13.

Rysunek 13 Widok boczny i czołowy modułu inspekcyjnego do rejestracji obrazu nawierzchni torowej, wykorzystywanego w prototypowym systemie diagnostycznym

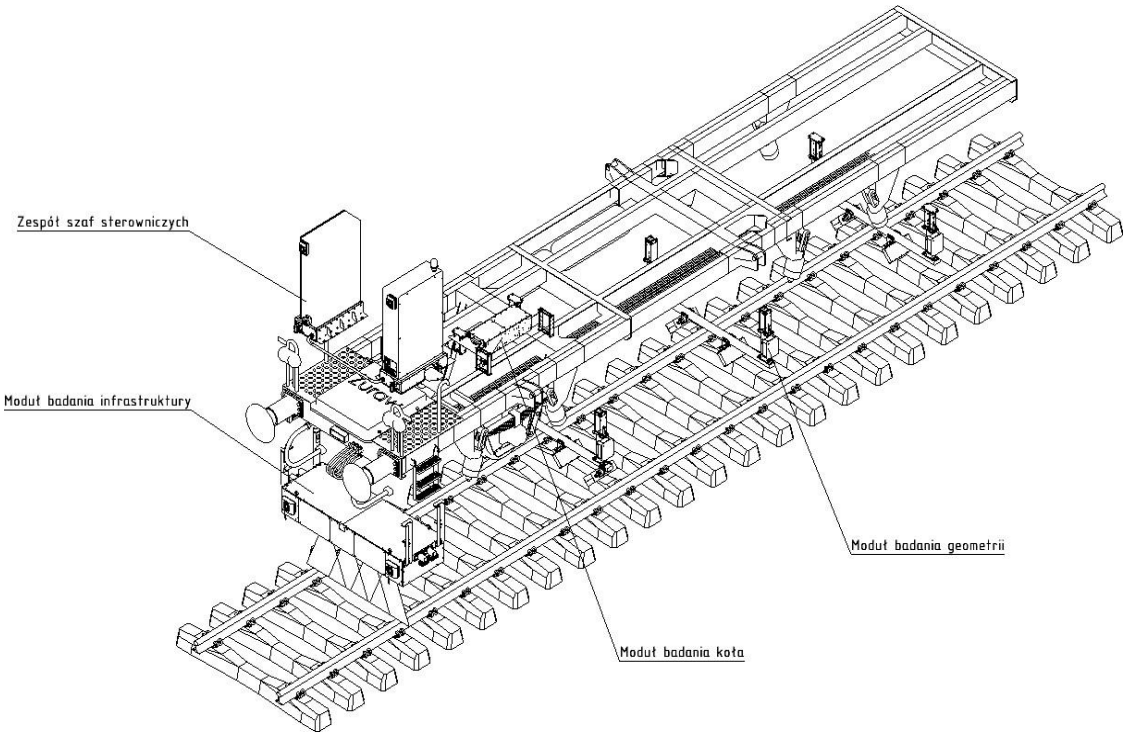


Źródło: Raport okresowy [118]

6.3 Integracja prototypu urządzenia diagnostycznego na wózku motorowym WM15-A

Kompletny moduł do badania nawierzchni torowej został zintegrowany z wózkiem motorowym WM15-A w celu przeprowadzenia testów w warunkach rzeczywistych. Montaż prototypu na pojeździe wykonano w tylnej części wózka, poniżej poziomu platformy. Rysunek 14 przedstawia rozmieszczeniu modułów prototypu urządzenia diagnostycznego na wózku WM15-A.

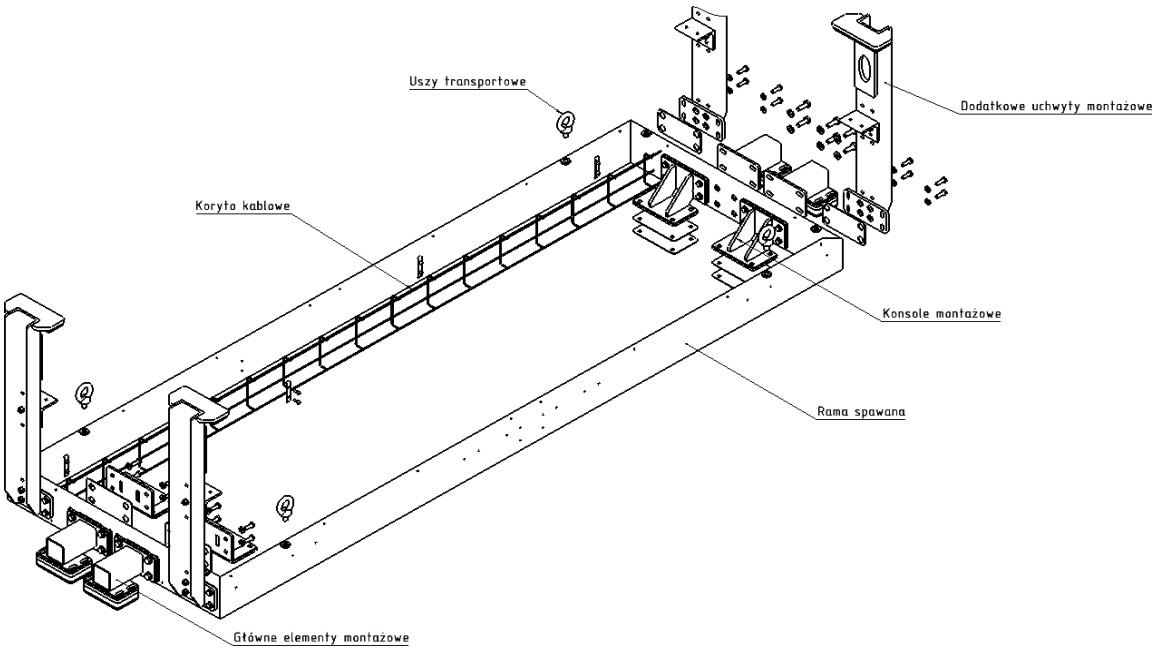
Rysunek 14 Rozmieszczenie modułów prototypu urządzenia diagnostycznego



Źródło: Raport okresowy [118]

Taka lokalizacja chroni urządzenie przed przypadkowymi uderzeniami przez obiekty na torze. Moduł umieszczono na ramie, którą przymocowano do ramy wózka za pomocą śrub oraz specjalnego wspornika montażowego (Rysunek 15).

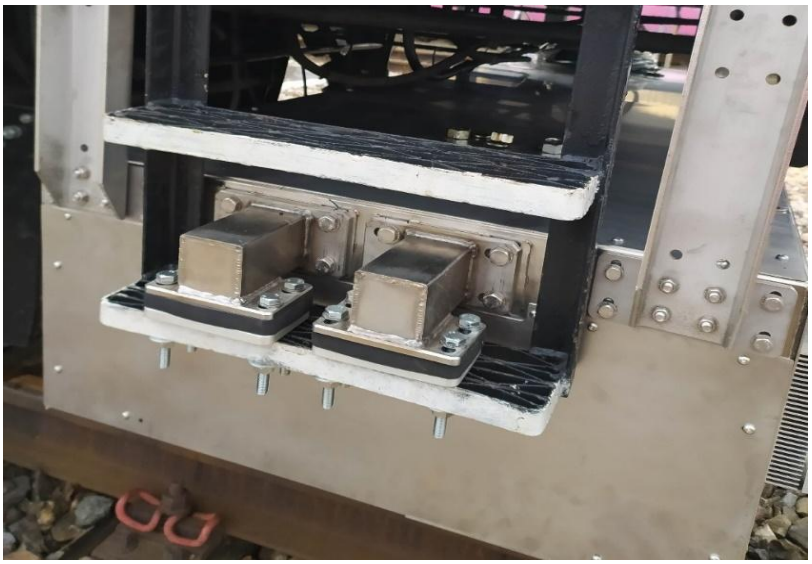
Rysunek 15 Konstrukcja ramy do montażu prototypu urządzenia diagnostycznego na ramie wózka WM15-A



Źródło: Raport okresowy [118]

Redukcja wibracji była kluczowym aspektem integracji – w punktach styku modułu z ramą pojazdu zastosowano gumowe przekładki i usztywnione mocowania, które skutecznie tłumią drgania przenoszone z wózka na kamery (rozwiązanie antywibracyjne pokazano na Rysunku 16). Dzięki temu zabiegowi zwiększono stabilność obrazu podczas jazdy. W ramach integracji zadbano także o synchronizację prototypu z układami wózka. Enkoder inkrementalny został zamontowany na osi wózka WM15-A i podłączony do systemu wizyjnego, co umożliwia śledzenie ruchu pojazdu i precyzyjne wyzwalanie rejestracji obrazów w zadanych odstępach drogi.

Rysunek 16 Wspornik montażowy z redukcją wibracji



Źródło: Opracowanie własne

Zachowanie jednolitej skali odwzorowania niezależnie od prędkości przejazdu oraz spełnienie wymagań rozdzielczości pomiarowej w warunkach eksploatacyjnych wymaga zastosowania odpowiednich mechanizmów synchronizacji. Integracja prototypu z wózkiem motorowym przebiegła pomyślnie – układ zasilania pojazdu zapewnił energię dla kamer i oświetlaczy (poprzez przetwornice i zabezpieczenia opisane w Rozdziale 5), a komunikacja sygnałów enkodera i kamer odbyła się bez zakłóceń. Tak zainstalowany system wizyjny na WM15-A pozwolił przeprowadzić dynamiczne testy eksploatacyjne, weryfikując działanie urządzenia podczas przejazdów po układzie torowym na Bocznicy.

6.4 Wstępne badania eksploatacyjne

Wstępne badania eksploatacyjne prototypu przeprowadzono na wózku WM15-A w warunkach rzeczywistych, aby zweryfikować działanie systemu wizyjnego podczas

jazdy po torach. Testy odbyły się na odcinkach torowych na terenie bocznicy PKP Intercity S.A., Warszawa Grochów, co umożliwiło symulację typowych warunków kolejowych. Głównym celem badań była ocena dokładności weryfikacji wad infrastruktury torowej oraz sprawdzenie stabilności i niezawodności modułu w dynamicznym środowisku. Podczas przejazdów testowych zwracano uwagę na zachowanie konstrukcji (mocowanie kamer, tłumienie drgań) oraz na wpływ drgań i zmiennych warunków (nierówności toru, zmienne oświetlenie) na jakość rejestrowanych obrazów.

W trakcie testów dokonano optymalizacji konfiguracji sprzętowej systemu wizyjnego, obejmującej dobór i dostrajanie kluczowych parametrów pracy urządzeń. Regulowano parametry ekspozycji kamer (czas naświetlania, wzmocnienie sygnału) oraz intensywność i kąt emisji doświetlaczy LED. Sprawdzono działanie kamer liniowych w połączeniu z oświetlaczami – oceniano ostrość i kontrast obrazów. Próby wykonywano przy prędkościach przejazdu między 20–25 km/h (ograniczonych warunkami bocznicy). Akwizycja danych wizualnych była istotnym elementem tych badań – zebrano obszerny zbiór obrazów szyn i podkładów o zróżnicowanym stanie technicznym. Pozyskane dane posłużyły do budowy zbioru danych (dataset) obrazowych niezbędnych do rozwijania algorytmów detekcji wad opartych na uczeniu maszynowym. Innymi słowy, wykonano pierwszą serię pomiarów, na podstawie których możliwe będzie trenowanie sieci neuronowych do automatycznej identyfikacji wad. Wstępne testy potwierdziły poprawność funkcjonowania prototypu – system wykazał się zdolnością do stabilnej pracy podczas jazdy i rejestrował obrazy o jakości wystarczającej do dalszych analiz. Wyniki badań stanowią podstawę do dalszej optymalizacji urządzenia oraz integracji zaawansowanych metod analizy wizyjnej przed docelowym wdrożeniem.

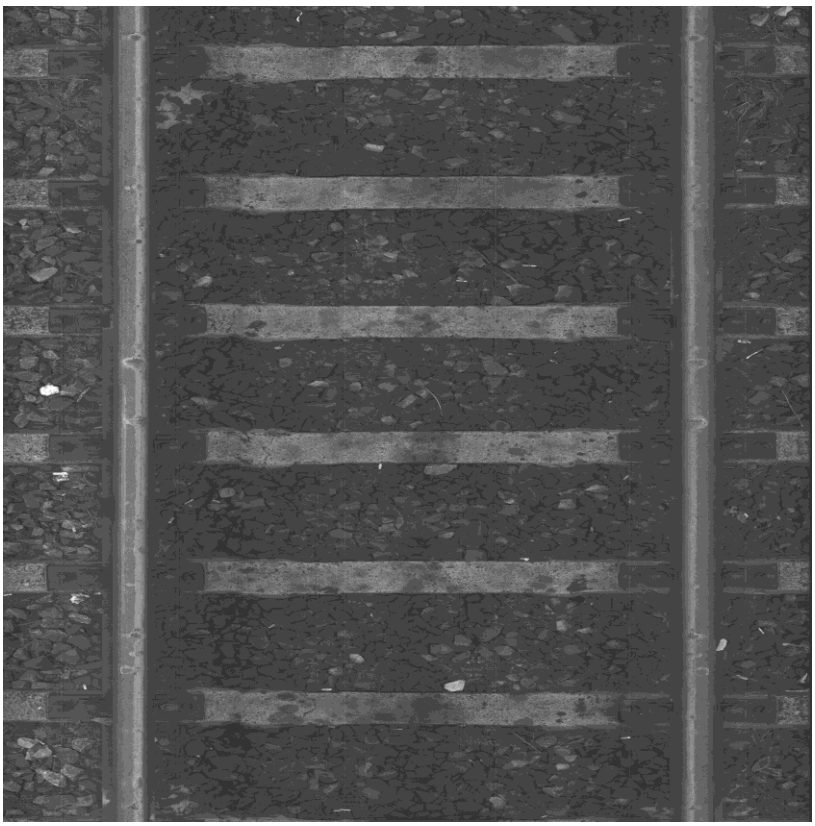
6.5 Akwizycja i ocena jakości danych wizyjnych

Po zakończeniu jazd testowych przeprowadzono szczegółową ocenę jakości zebranych danych. Celem tej oceny było sprawdzenie czy obrazy uzyskane z pięciu zsynchronizowanych kamer liniowych spełniają wymagania detekcji. Analizie poddano kluczowe parametry jakości obrazu: rozdzielczość przestrzenną, stabilność obrazu (wpływ drgań), jednolitość oświetlenia i kontrast detali, a także spójność danych z poszczególnych kamer po ich połączeniu w jeden obraz.

6.5.1 Ocena rozdzielczości przestrzennej

Rozdzielczość przestrzenna obrazów okazała się kluczowym parametrem pozwalającym na wykrywanie nawet drobnych wad toru. Dzięki synchronizacji akwizycji danych z ruchem pojazdu (realizowanej sygnałami z enkodera) uzyskano jednolitą rozdzielczość na poziomie ok. 2 mm na piksel, co odpowiada założeniom dokładnej inspekcji elementów nawierzchni torowej [61]. Analiza obrazów zebranych przy różnych prędkościach jazdy (od 1 do 25 km/h) wykazała, że rozdzielczość pozostaje niezmienna w całym tym zakresie prędkości. Potwierdza to skuteczność synchronizacji kamer z prędkością wózka motorowego – system rejestruje obraz w równych odstępach drogi bez względu na tempo jazdy. Wysoka częstotliwość rejestracji kamer liniowych (do 27 kHz) pozwoliła na uchwycenie bardzo szczegółowych ujęć elementów torowiska. Przykładowo, Rysunek 17 prezentuje fragment toru (główkę szyny, podkład, przytwierdzenia) zarejestrowany przez prototyp urządzenia diagnostycznego – widoczne na obrazie detale potwierdzają, że dobrana rozdzielczość oraz synchronizacja spełniają wymagania stawiane systemowi.

Rysunek 17 Przykładowe zdjęcie torowiska o długości nominalnej 4,2 metra

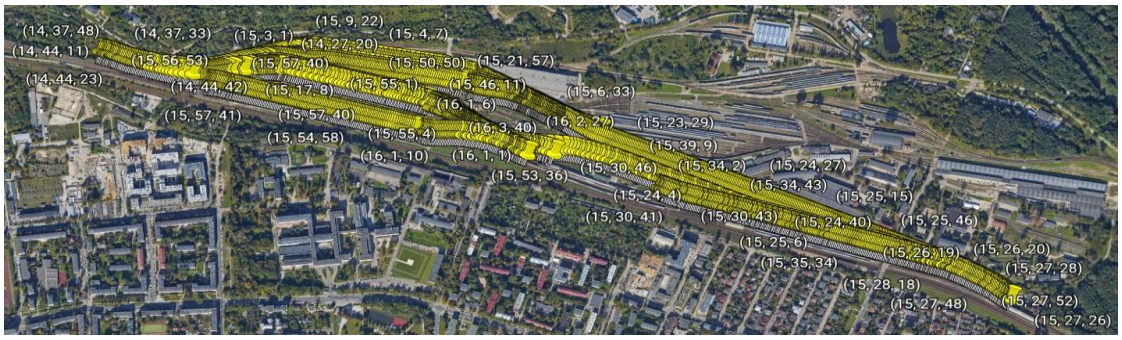


Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez prototyp urządzenia diagnostycznego w trakcie testów na bocznicy Warszawa Grochów

6.5.2 Stabilność obrazu i wpływ wibracji

Stabilność obrazu oceniano poprzez analizę wpływu wibracji i wstrząsów na jakość zdjęć w różnych warunkach jazdy. Wyniki testów potwierdziły skuteczność zastosowanych rozwiązań – drgania przenoszone na kamery zostały istotnie wytłumione, a obrazy pozostały ostre i pozbawione rozmyć nawet przy prędkościach 25 km/h. Na Rysunku 18 przedstawiono mapę trasy przejazdów testowych w obrębie bocznicy Warszawa Grochów (zapisy punktów GPS), co obrazuje układ torowy, w jakim pracował system podczas prób. Pomimo nierówności torów i zmiennych prędkości nie zaobserwowano na zarejestrowanych zdjęciach widocznych zniekształceń geometrycznych ani artefaktów wynikających z wibracji pojazdu. Oznacza to, że prototyp zachował stabilność obrazowania wymaganą do niezawodnej detekcji wad.

Rysunek 18 Mapa przejazdów drezyny na terenie Bocznicy Warszawa Grochów



Źródło: Wizualizacja GPS wykonana w Google Earth/QGIS na podstawie danych z testów prototypu urządzenia diagnostycznego [118]

6.5.3 Ocena jakości oświetlenia i kontrastu

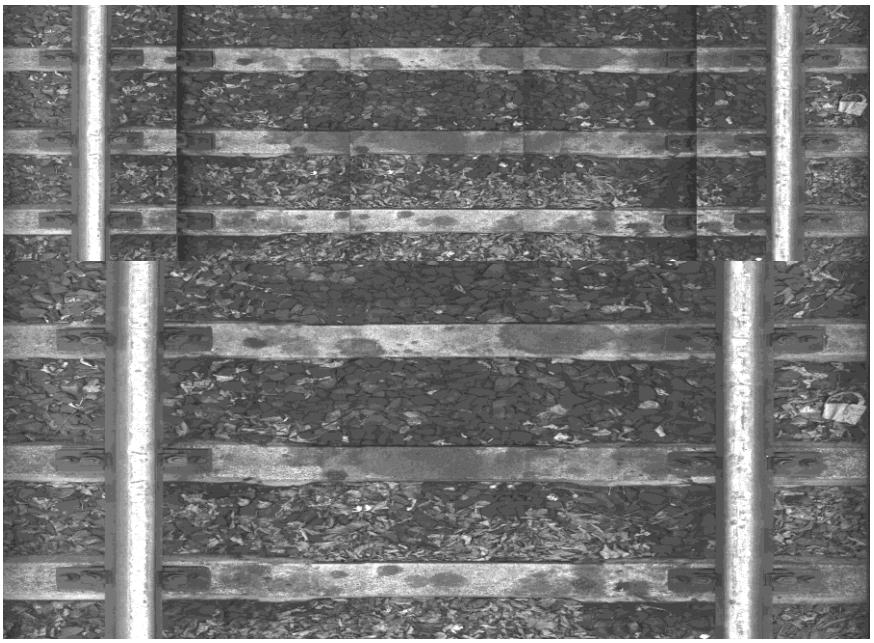
Równomierne doświetlenie obszaru inspekcji oraz odpowiedni kontrast szczegółów na obrazach były kolejnymi ocenianymi aspektami, ponieważ warunkują one dokładność automatycznej detekcji wad. W prototypie zastosowano zsynchronizowane z kamerami oświetlacze LED o regulowanej intensywności, dzięki czemu każda linia obrazu była doświetlana optymalnie, niezależnie od warunków zewnętrznych. Jakość oświetlenia oceniano m.in. poprzez analizę histogramów jasności pikseli na zdjęciach – pozwoliło to obiektywnie sprawdzić rozkład luminancji i kontrast. Analiza histogramów wykazała, że zastosowane doświetlacze zapewniają właściwy poziom jasności i kontrastu na całej szerokości obrazów nawet przy zmiennych warunkach pogodowych i oświetleniowych (różne pory dnia, zacienienie itp.). Na uzyskanych zdjęciach nie stwierdzono obszarów prześwietlonych (o przepalonych pikselach) ani niedoświetlonych

– świadczy to o poprawnej synchronizacji czasów ekspozycji kamer z pracą oświetlaczy. Dodatkowo użycie filtrów polaryzacyjnych skutecznie wyeliminowało odblaski od metalicznej powierzchni szyn, przez co obrazy zachowały czytelność detali. Ogółem, prototyp uzyskał wymagany jednolity poziom oświetlenia i kontrastu, gwarantujący dobrą widoczność potencjalnych wad na zdjęciach.

6.5.4 Ocena spójności i jakości łączenia obrazów

Ze względu na wykorzystanie wielu kamer, kluczowe było zapewnienie spójności obrazów z poszczególnych modułów oraz ich prawidłowego połączenia w jeden ciągły widok torowiska. Kamery rozmieszczono tak, by pola widzenia częściowo na siebie nachodziły – powstałe fragmenty należało odpowiednio zintegrować, aby finalny obraz był jednolity. W tym celu zastosowano algorytm automatycznego składania obrazów z pięciu kamer [118]. Nakładające się brzegi przycinano, eliminując podwójne odwzorowanie, a na stykach wykorzystano technikę blendingu, polegającą na płynnym przenikaniu krawędzi. Dzięki temu uzyskano spójną panoramę nawierzchni torowej, pozbawioną widocznych linii podziału i artefaktów. Rysunek 19 przedstawia obraz toru przed i po blendingu, ukazując poprawną konfigurację układu wielokamerowego i wysoką jakość łączenia danych.

Rysunek 19 Przykładowe złożone zdjęcia z kamer liniowych przed i po zastosowaniu blendingu



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez prototyp urządzenia diagnostycznego w trakcie testów na bocznicy Warszawa Grochów

Przedstawiony w niniejszym Rozdziale proces budowy i integracji prototypowego systemu diagnostycznego oraz wyniki badań potwierdzają możliwość pozyskiwania danych wizyjnych w warunkach rzeczywistej eksploatacji. Opracowane rozwiązanie, zainstalowane na wózku motorowym WM15-A, pozwala na ocenę jakości obrazu, stabilności systemu, efektywności oświetlenia oraz przydatności danych do dalszej analizy automatycznej. Wnioski z tego etapu prac stanowią podstawę do planowania testów operacyjnych na sieci kolejowej, dalszego rozwoju urządzenia diagnostycznego oraz rozwoju algorytmów detekcji wad elementów nawierzchni torowej.

7. ZASTOSOWANIE UCZENIA MASZYNOWEGO W ANALIZIE DANYCH WIZYJNYCH ELEMENTÓW NAWIERZCHNI TOROWEJ

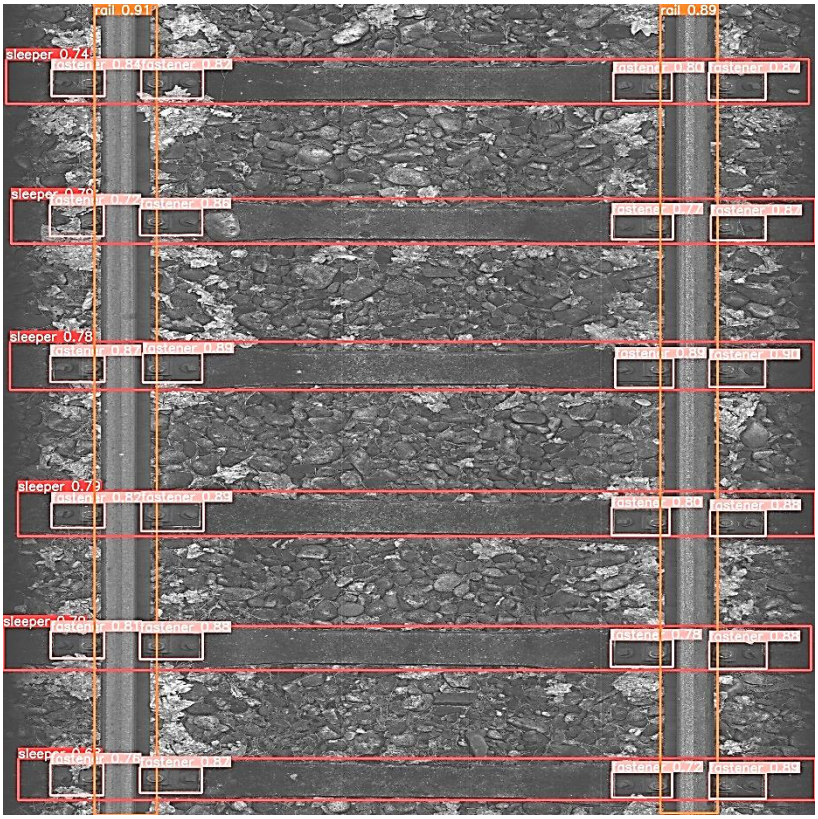
W niniejszym Rozdziale przedstawiono proces doboru i konfiguracji modeli sieci neuronowych zastosowanych w systemie inspekcji nawierzchni torowej oraz opisano przygotowanie i przetwarzanie zebranych danych wizyjnych. Omówiono kolejno wybór odpowiedniej architektury sieci neuronowych dostosowanych do specyfiki zadania, sposób pozyskania i ręcznego etykietowania (anotacji) zdjęć torowiska, a także techniki przygotowania danych (augmentacja, generowanie obrazów tła) w celu zwiększenia efektywności uczenia. Na koniec zaprezentowano przebieg wstępnego trenowania wybranych modeli na ograniczonym zbiorze danych oraz wnioski wynikające z uzyskanych wyników.

7.1 Wybór i konfiguracja modeli sieci neuronowych

Detekcja elementów toru. Do wykrywania podstawowych komponentów nawierzchni torowej wybrano algorytm detekcji obiektów oparty o jednostopniową sieć konwolucyjną YOLOv5 w wariancie nano. Sieci YOLO (You Only Look Once) cechują się wysoką dokładnością i realizacją detekcji, co jest kluczowe przy inspekcji prowadzonej z pojazdu poruszającego się po torze. Metody dwuetapowe (np. rodzina R-CNN) zapewniają wprawdzie wysoką dokładność detekcji, ale ich złożoność obliczeniowa uniemożliwia uzyskanie wystarczającej szybkości działania w praktyce. Z kolei sieci jednofazowe takie jak SSD, czy YOLO eliminują etap proponowania regionów, dzięki czemu przyspieszają predykcję bez istotnej utraty jakości. Wybór najmniejszego modelu YOLOv5n podyktowany był ponadto ograniczoną liczbą danych treningowych – wariant nano ma najmniej parametrów w rodzinie YOLOv5, co zmniejsza ryzyko nadmiernego dopasowania (przeuczenia) przy małej próbce i ułatwia uogólnienie modelu. Należy jednak podkreślić, że mniejsza liczba parametrów jedynie ogranicza ryzyko przeuczenia, ale go nie eliminuje – istotną rolę odgrywa także jakość zbioru danych, zastosowane metody regularyzacji oraz strategie augmentacji obrazów. W badaniach porównawczych [15,66] z innymi architekturami (m.in. YOLOv5s-Ghost oraz MobileNetV3+SSDLite) to właśnie YOLOv5n osiągnął najwyższe wyniki detekcji komponentów toru. Model ten skutecznie wykrywa na zdjęciach podstawowe elementy infrastruktury – szyny, podkłady (drewniane i betonowe) oraz przytwierdzenia –

oznaczając je prostokątnymi ramkami odpowiedniej klasy, co pokazano na Rysunku 20 [118].

Rysunek 20 Detekcja elementów nawierzchni torowej przez wybrany model



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wygenerowanych przez system inspekcji wizyjnej [118]

Konfiguracja modelu YOLOv5n została dostosowana eksperymentalnie. Obrazy wejściowe skalowano do rozdzielczości 640×640 pikseli (z zachowaniem proporcji poprzez dodanie pasów tła), aby zbalansować szczegółowość detekcji z efektywnością czasową przetwarzania obrazu wejściowego. Należy jednak zauważyć, że proces skalowania i dodawania „paddingu" może prowadzić do zniekształceń proporcji obiektów i wprowadzać artefakty, co w pewnych przypadkach może negatywnie wpływać na wyniki detekcji. Sieć trenowano przez 100 epok, korzystając z partii (batch size) 16 obrazów na epokę oraz optymalizatora Stochastic Gradient Descent (SGD) ze współczynnikiem uczenia początkowo równym 0,001. Przyjęto domyślne wartości zalecane w dokumentacji środowiska YOLOv5: próg pewności detekcji 0,25 oraz próg IoU = 0,45 dla mechanizmu Non-Maximum Suppression. W celu poprawy zdolności uogólniania modelu zastosowano augmentację danych – m.in. losowe odbicia lustrzane, niewielkie rotacje, zmiany jasności i kontrastu – a także dołączono do zbioru treningowego specjalnie wygenerowane ujęcia tła toru bez obiektów (tłucznia) metodą

Background Image Extraction (omówioną w dalszej części rozdziału). Dzięki tym zabiegom detektor uzyskał bardzo wysokie miary jakości na zbiorze testowym. Należy jednak podkreślić, że wysoki wynik, uzyskany na stosunkowo niewielkim zbiorze testowym, może wskazywać na przeuczenie modelu i nie gwarantuje pełnej generalizacji na nowe dane.

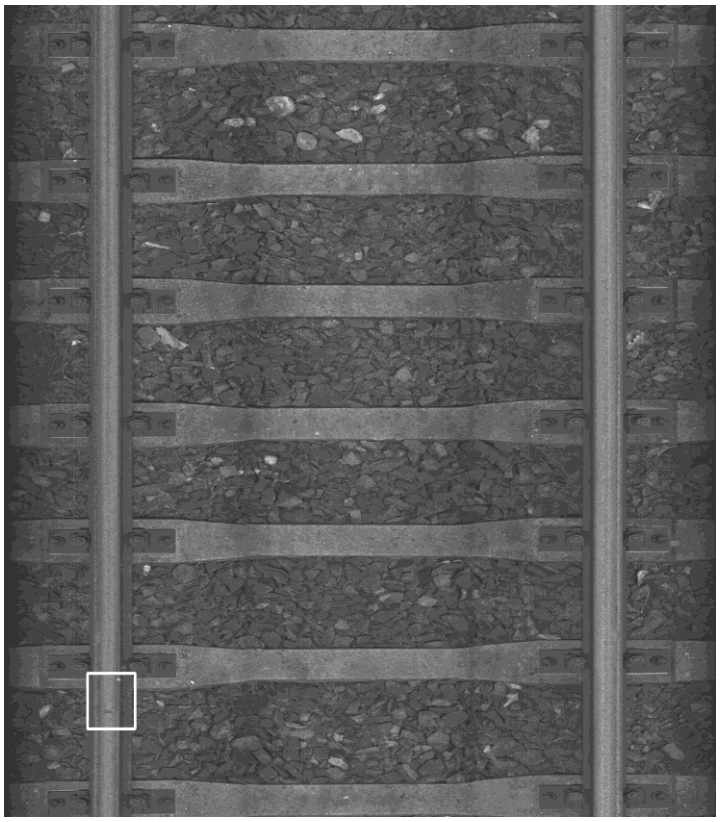
Identyfikacja wad szyn. Samo wykrycie obecności szyn na obrazie to dopiero pierwszy krok – kolejnym jest ocena ich stanu technicznego. Typowe wady szyn (pęknięcia powierzchniowe, wyłuszczenia główki szyny, ubytki itp.) mają charakter lokalny i mogą zajmować niewielki fragment długiej szyny. Z tego względu nieefektywne byłoby trenowanie drugiego detektora obiektów do znajdowania drobnych wad – zdecydowano się zamiast tego na podejście klasyfikacyjne. Opracowany moduł dzieli wykrytą wcześniej szynę na mniejsze segmenty obrazowe (o długości ok. 132 pikseli każdy wzdłuż osi szyny) i klasyfikuje każdy segment binarnie pod kątem występowania wady. Długość segmentu została dobrana eksperymentalnie jako kompromis między dostatecznym kontekstem obrazu (aby sieć rozpoznawała lokalne wady w otoczeniu fragmentu szyny) a zachowaniem wysokiej rozdzielczości szczegółów. Segmentacja przebiega bez nakładania okien, co ogranicza redundancję danych i skraca czas przetwarzania. Świadomie zrezygnowano ze „sliding window" z nakładaniem, ponieważ w testach nie przynosiło to istotnej poprawy jakości klasyfikacji, a znacząco zwiększało koszt obliczeniowy; ryzyko błędów na granicach segmentów zostało zminimalizowane przez odpowiedni dobór długości okna.

Jako model klasyfikatora wybrano konwolucyjną sieć neuronową o architekturze AlexNet, trenowaną od podstaw. Choć współcześnie zalecane jest transfer learning, w tym przypadku z niego zrezygnowano ze względu na ograniczoną zgodność domeny – dostępne sieci wstępnie trenowane (np. na ImageNet) zawierają dane naturalnych obrazów, które znacząco odbiegają od specyfiki zdjęć kolejowych, co wstępnie potwierdziły eksperymenty z transferem. Mimo że AlexNet jest stosunkowo płytką siecią, okazał się najskuteczniejszy spośród rozważanych modeli – sieci głębsze nie przyniosły poprawy przy ograniczonej liczbie przykładów wad, a wręcz miały tendencję do nadmiernego dopasowania.

Trening prowadzono z wykorzystaniem funkcji straty binary cross-entropy oraz optymalizatora Adam (learning rate = 1×10^-4) przez około 50 epok – taki zakres okazał się wystarczający do zbieżności modelu. Wybór Adama był podyktowany potrzebą

szybszej konwergencji na małym zbiorze danych; należy jednak podkreślić, że w porównaniu do SGD wiąże się on z większym ryzykiem przeuczenia. Ostatecznie skonfigurowany klasyfikator segmentów szyn osiągnął dokładność ok. 81% w rozpoznawaniu wad szyny na zbiorze testowym. Poprawę wyniku uzyskano dzięki zbalansowaniu danych treningowych – ponieważ przypadki braku wad dominowały w danych, zastosowano nadpróbkowanie i augmentację próbek zawierających wady tak, by klasy *wada* i *brak wady* występowały równie często. Rozszerzono również zbiór treningowy o dodatkowe przykłady wad szyn (patrz Rozdział 9), aby zwiększyć reprezentację rzadkich wad. W efekcie klasyfikator potrafi z wysoką dokładnością wykryć obecność wad szyn – przykład oznaczenia wykrytej wady przedstawiono na Rysunku 21.

Rysunek 21 Wskazanie wady na szynie lewej



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wygenerowanych przez system inspekcji wizyjnej

Identyfikacja rodzaju i wad podkładów. W przypadku podkładów kolejowych postępowanie analityczne jest bardziej złożone z uwagi na występowanie dwóch odmiennych typów podkładów – drewnianych oraz betonowych – o różnej charakterystyce potencjalnych uszkodzeń. Zauważono, że modele uczone jednocześnie

na obu typach podkładów mogą mieć trudności z uchwyceniem specyficznych cech degradacji (np. zgnilizna i pęknięcia włókniste w drewnie vs. pęknięcia skurczowe i odpryski na betonie). Dlatego zaprojektowano dwustopniowy system klasyfikacji: w pierwszym etapie sieć neuronowa rozróżnia rodzaj podkładu (drewniany czy betonowy), a następnie w drugim etapie odrębny model ocenia obecność wady odpowiednio dla danej klasy podkładu. Taki podział zgodny jest z podejściem stosowanym w przemysłowych systemach diagnostyki – np. platforma AURORA firmy Georgetown Rail [1] najpierw identyfikuje drewniane podkłady i wykrywa w nich pęknięcia niezależnie od innych elementów, zaś modułowy system firmy MERMEC potrafi automatycznie rozpoznać typ podkładu, by lepiej dostosować algorytmy detekcji jego wad.

Do klasyfikacji rodzaju podkładu wykorzystano sieć VGG16 z warstwami wstępnie wytrenowanymi na zbiorze ImageNet, dostrajając (fine-tuning) jej ostatnie warstwy na zdjęciach podkładów. Wybór tej architektury wynikał z jej bardzo dobrych rezultatów w klasyfikacji obrazów – w testach VGG16 zapewniła niemal perfekcyjne rozróżnienie podkładów drewnianych od betonowych (dokładność na poziomie ~100% na zbiorze testowym). Tak wysoki wynik należy jednak interpretować ostrożnie – zadanie klasyfikacji rodzaju podkładu jest stosunkowo proste ze względu na wyraźne różnice wizualne pomiędzy drewnem a betonem, co mogło zawyżyć wskaźniki skuteczności. W warunkach terenowych, przy większym zróżnicowaniu danych (np. zabrudzenia, zużycie, oświetlenie), rzeczywista dokładność może być niższa.

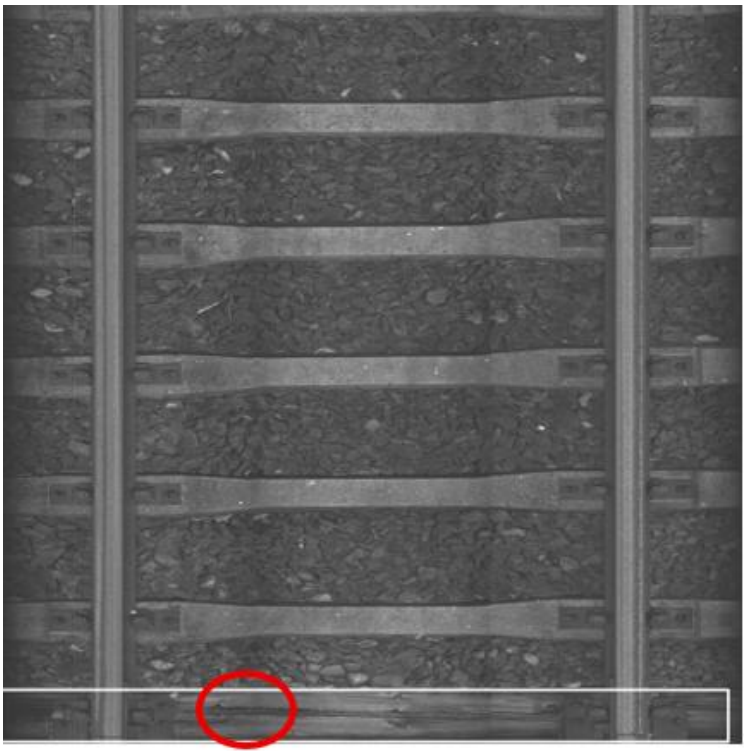
Zastosowanie uczenia transferowego okazało się niezbędne do uogólnienia modelu na zdjęcia wykonane w różnych warunkach (różne pory roku, oświetlenie); wcześniejszy model trenowany od podstaw nie radził sobie z danymi spoza zbioru treningowego. Klasyfikator VGG16 trenowano przez 30 epok z niewielkim współczynnikiem uczenia (rzędu 1×10^-5) i silną regularyzacją, aby zachować wyekstrahowane uniwersalne cechy wizualne i ograniczyć ryzyko przeuczenia na relatywnie małym zbiorze podkładów (łącznie ok. 1500 zdjęć, z czego ~40% betonowych).

W drugim etapie, dla każdego zidentyfikowanego wcześniej podkładu drewnianego lub betonowego, oceniany jest stan techniczny za pomocą oddzielnych klasyfikatorów binarnych. Zarówno dla podkładów drewnianych, jak i betonowych opracowano lekkie sieci CNN o architekturze złożonej z 3 warstw konwolucyjnych (z kilkoma warstwami gęstymi w klasyfikatorze), trenowane od podstaw na

odpowiednich podzbiorach danych. Takie modele okazały się wystarczające – osiągnęły dokładność odpowiednio ~0,83 dla podkładów drewnianych oraz ~0,86 dla betonowych – a zatem były mniej podatne na przeuczenie niż bardziej złożone architektury przy ograniczonej liczbie próbek wad (rzędu setek zdjęć). Kluczowe hiperparametry tych sieci to rozmiar wejścia dostosowany do średnich wymiarów pojedynczego podkładu w obrazie (ok. 141×2106 pikseli dla drewnianych oraz ~133×2095 pikseli dla betonowych) oraz użycie optymalizatora Adam z learning rate = 5×10^-4. Zbiory danych dla obu typów podkładów poddano augmentacji (losowe zaburzenia kontrastu, szumu, kadrowania).

Ze względu na wciąż ograniczoną liczbę przykładów, podkłady drewniane stanowiły większe wyzwanie – model częściej mylił się przy klasie *wada* (nie wykrył istniejącej wady). W praktyce typowe wady podkładów drewnianych to głównie pęknięcia, zgnilizna lub znaczne wyszczerbienia, zaś dla betonowych – pęknięcia wzdłuż zbrojenia, wykruszenia krawędzi lub ubytki powierzchniowe. Opracowane klasyfikatory wykrywają tego typu wady z zadowalającą dokładnością – na Rysunku 22 pokazano przykładowe zdjęcie z zaznaczonym podkładem drewnianym, w którym zidentyfikowano wadę (czerwony znacznik).

Rysunek 22 Wskazanie podkładu drewnianego oraz jego wady



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wygenerowanych przez system inspekcji wizyjnej [118]

7.2 Przetwarzanie i etykietowanie danych wizyjnych nawierzchni torowej

Skuteczne wykorzystanie metod uczenia maszynowego wymaga przygotowania odpowiedniego zbioru danych wizyjnych przedstawiających tor kolejowy. W ramach projektu pozyskano obszerny zestaw zdjęć nawierzchni torowej, jednak przed użyciem ich do trenowania modeli należało dokonać ich ręcznego etykietowania (anotacji) oraz przeprowadzić szereg operacji przetwarzania danych w celu zwiększenia efektywności uczenia. Poniżej przedstawiono zastosowane metody etykietowania oraz obróbki zebranych danych wraz z uzasadnieniem ich wyboru [118].

7.2.1 Etykietowanie danych wizyjnych

Pierwszym etapem przygotowania danych było ręczne oznaczenie na zdjęciach kluczowych elementów nawierzchni torowej. Każdy obraz torowiska został poddany szczegółowej anotacji przez autora niniejszej pracy oraz eksperta ds. utrzymania infrastruktury kolejowej i toromistrza. W procesie tym wskazywano prostokątne obszary (*bounding box*) odpowiadające istotnym komponentom torowiska oraz przypisywano im etykiety klas [193,195]. W szczególności na zdjęciach oznaczano następujące obiekty: szyny, podkłady (z rozróżnieniem na drewniane lub betonowe) oraz przytwierdzenia szyn (śruby mocujące szyny do podkładów). Zrezygnowano z traktowania podsypki (tłucznia) jako oddzielnego obiektu – stanowi ona tło, na którym występują wymienione elementy. Zgodnie z przyjętą konwencją anotacji, na każdym zdjęciu ramkami obwiedziono wszystkie widoczne szyny, podkłady i przytwierdzenia. Tak przygotowany zbiór zdjęć z nałożonymi *bounding boxami* i przypisanymi klasami posłużył do trenowania detektora obiektów infrastruktury torowej (patrz podrozdział 7.1).

Warto podkreślić, że oprócz samych lokalizacji obiektów istotne były także ich cechy potrzebne dla dalszej analizy stanu technicznego torowiska. Dlatego w procesie etykietowania zapisano dodatkowe informacje o obiektach, takie jak np. rodzaj podkładu (drewniany czy betonowy) oraz ocena jego stanu technicznego. Podobnie przy każdej zidentyfikowanej szynie odnotowywano ewentualne wady – np. pęknięcia czy wyłuszczenia – zgodnie z przyjętymi kategoriami. Przykładowo, dla podkładów określano poziom zużycia (małe/przeciętne/duże/bardzo duże zgodnie z kryteriami obliczania stopnia degradacji) oraz materiał wykonania, a dla szyn wskazywano rodzaj wady (np. pęknięcie powierzchniowe, ubytek) i również ogólną ocenę stanu zgodną z zaproponowaną metodą obliczania stopnia degradacji). Tak zapisane etykiety posłużyły później do trenowania modułów klasyfikujących stan danego komponentu. Dzięki temu

gotowy system mógł nie tylko zlokalizować dany obiekt na zdjęciu, ale również określić jego typ czy stan, co ma bezpośrednie przełożenie na diagnozę stanu infrastruktury i ocenę stopnia degradacji jej poszczególnych elementów.

Dla sprawnego przeprowadzenia procesu anotacji istotny był wybór odpowiedniego narzędzia, spełniającego wymogi projektu. Rozważano zarówno rozwiązania open-source instalowane lokalnie, jak i platformy online umożliwiające pracę zespołową. Porównano m.in. narzędzia Azure ML, LabelImg, VGG Image Annotator, LabelBox oraz CVAT pod kątem następujących kryteriów:

- Łatwość użycia – brak skomplikowanej instalacji i prosty interfejs użytkownika;
- Obsługa wymaganych formatów danych – np. możliwość eksportu anotacji w formacie zgodnym z YOLO;
- Możliwość wersjonowania zbioru danych – śledzenie zmian w anotacjach, eksport kolejnych wersji;
- Współpraca wielu osób – opcja równoczesnej pracy zespołu anotatorów i weryfikacji anotacji.

Po analizie dostępnych opcji zdecydowano się na wykorzystanie usługi Azure Machine Learning Data Labeling. Narzędzie to działa w chmurze (nie wymaga instalacji lokalnej) i było zintegrowane z wykorzystywaną infrastrukturą Azure, co usprawniło pracę – obrazy do anotacji znajdowały się już w magazynie chmurowym. Azure ML zapewnia także mechanizmy kontroli jakości adnotacji (przegląd i akceptacja opisów przez koordynatora) oraz opcję wstępnego oznaczania obiektów przy użyciu wbudowanego modelu uczenia maszynowego, co mogło przyspieszyć proces etykietowania przy dużej liczbie obrazów. Dodatkowo wybrane narzędzie umożliwiało wersjonowanie zbioru danych i zachowanie bezpieczeństwa danych w chmurze (dane infrastrukturalne mogły być wrażliwe) [38].

Efektem etapu etykietowania był zbiór kilkuset szczegółowo opisanych obrazów zawierających wszystkie istotne elementy torowiska wraz z przypisanymi klasami i atrybutami (np. typ podkładu, stwierdzone wady). Tak przygotowany oznakowany zbiór stanowił podstawę do dalszego przetwarzania oraz późniejszego treningu modeli detekcji i klasyfikacji.

7.2.2 Przygotowanie i przetwarzanie zbioru danych

Oprócz poprawnego oznaczenia obiektów na obrazach, przeprowadzono szereg operacji przetwarzania danych, aby maksymalnie wykorzystać ograniczoną liczbę

dostępnych zdjęć oraz poprawić jakość informacji dostarczanej modelom. Przede wszystkim dokonano podziału danych na podzbiory: treningowy, walidacyjny oraz testowy – tak, aby móc rzetelnie trenować modele oraz ocenić ich dokładność na niewidzianych wcześniej danych. Przy podziale zadbano, by każdy podzbiór zawierał reprezentatywny przekrój przypadków (różne typy podkładów, warunki oświetlenia, obecność/brak wad itp.), unikając uprzedzeń (*biasu*) w którymś kierunku. Tabela 10 przedstawia liczebność utworzonych podzbiorów oraz udział tzw. obrazów tła w każdym z nich – kwestia roli obrazów tła zostanie wyjaśniona dalej.

Tabela 10 Podział danych na zbiory treningowe, walidacyjne i testowe oraz liczba dodanych próbek obrazowych

Podzbiór	**Liczba zdjęć (z obiektami)**	**Liczba zdjęć tylko z tłem (brak obiektów)**
Treningowy	425 (78.4%)	117 (21.6%)
Walidacyjny	31 (77.5%)	9 (22.5%)
Testowy	23 (100%)	0 (0%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

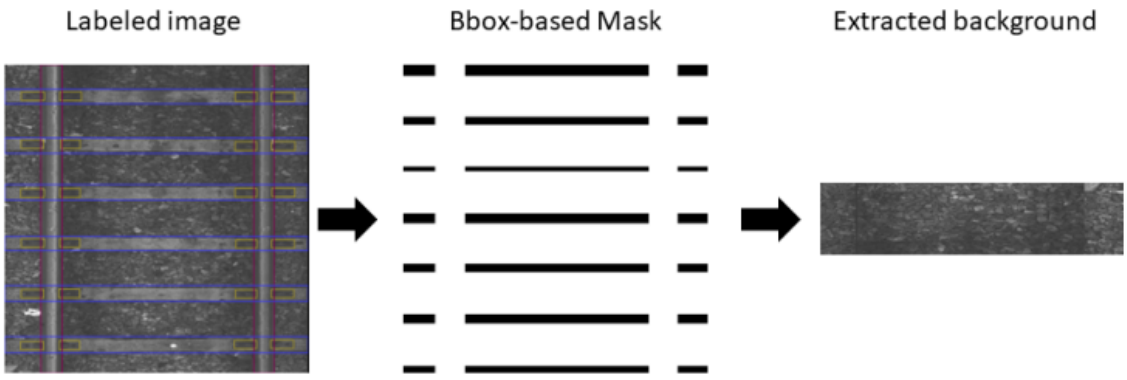
Kolejnym ważnym krokiem było wzbogacenie zbioru treningowego poprzez różnorodne transformacje obrazów, czyli tzw. augmentację danych. Technika augmentacji polegała na generowaniu z istniejących zdjęć ich zmodyfikowanych wersji – bez zmiany istoty przedstawionych obiektów. W projekcie zastosowano m.in. losowe zmiany jasności i kontrastu zdjęć, niewielkie obroty i skalowanie obrazów, a także przekształcenia geometryczne (drobne przesunięcia czy odbicia lustrzane). Dzięki tym zabiegom z jednego zdjęcia uzyskiwano kilka nieco odmiennych wariantów, co skutecznie zwiększało różnorodność danych treningowych. Zastosowanie technik augmentacji pozwoliło wzbogacić zbiór danych bez konieczności gromadzenia dodatkowych próbek – modele mogły nauczyć się większej odporności na zmiany warunków oświetleniowych czy perspektywy, co przekłada się na lepszą dokładność działania w różnych warunkach terenowych.

Drugim kluczowym elementem przetwarzania danych było wykorzystanie metody ekstrakcji tła (*Background Image Extraction*, BIE) [37,38,51,52,61,67]. Metoda ta miała na celu efektywne zwiększenie zbioru treningowego o obrazy przedstawiające jedynie tło torowiska, tj. fragmenty podsypki pozbawione jakichkolwiek istotnych

obiektów. Intuicyjnie, dodanie do treningu „pustych” ujęć tłucznia pozwala lepiej nauczyć sieć neuronową, czego nie należy wykrywać – model widząc ujęcia zawierające wyłącznie tłuczeń uczy się, że brak na nich obiektów infrastruktury. W efekcie redukuje to liczbę fałszywych alarmów na jednorodnym tle podsypki i poprawia ogólną precyzję detekcji. Innymi słowy, ekstrakcja tła znacząco poprawiła jakość danych uczących, pozwalając osiągnąć lepsze wyniki detekcji przy mniejszej liczbie obrazów. W praktyce proces BIE polegał na tym, że dla każdego oznakowanego zdjęcia generowano dodatkowy obraz zawierający wyłącznie tło. Wykorzystano w tym celu informacje o położeniu wszystkich wyznaczonych *bounding boxów*: ramki obejmujące szyny rozciągano w dół i górę obrazu, a ramki podkładów i przytwierdzeń – na boki, po czym wycinano fragment zdjęcia pomiędzy tymi rozszerzonymi obszarami.

Rezultatem była nowa próbka przedstawiająca samą podsypkę (tłuczeń) z danego ujęcia, bez żadnych obiektów infrastruktury. Rysunek 23 ilustruje ideę tej metody – z oznakowanego obrazu (lewa część) tworzona jest maska pokazująca obszary zajęte przez obiekty torowe (środkowa część), a następnie maska ta umożliwia wycięcie i utworzenie obrazu tła zawierającego wyłącznie nawierzchnię tłuczniową (prawa część).

Rysunek 23 Schemat metody Background Image Extraction (BIE) [61]



Źródło: [61]

Dzięki opisanej metodzie do zbioru treningowego dodano 117 wygenerowanych obrazów przedstawiających samo tło torowiska (oraz 7 analogicznych obrazów do walidacji), co stanowiło ponad 20% wszystkich próbek uczących (Tabela 10). Tak istotny udział obrazów tła wynikał z wcześniejszych badań, które wykazały, że uwzględnienie ich w treningu pozwala zredukować minimalną wymaganą liczebność zbioru danych nawet o ok. 25%. Innymi słowy, modele detekcji trenowane na zbiorze poszerzonym o wygenerowane ujęcia tła osiągały docelową dokładność przy ~90 obrazach zamiast ~120.

W kontekście ograniczonej dostępności danych wizyjnych nawierzchni torowej jest to bardzo znacząca oszczędność, stąd zdecydowano się na aktywne wykorzystanie metody BIE.

Po zastosowaniu powyższych technik przetwarzania, końcowy zbiór danych uczących składał się z kilkuset realnych obrazów torowiska z oznaczonymi obiektami infrastruktury, uzupełnionych o ich obrazy po augmentacji oraz dodatkowe wygenerowane ujęcia samego tłucznia. Tak przygotowany zbiór był możliwie zbalansowany i wzbogacony, aby modele sieci neuronowych mogły się na nim skutecznie nauczyć rozpoznawania komponentów torowiska i oceny ich stanu. Podsumowanie liczby występujących obiektów poszczególnych kategorii w danych treningowych przedstawia Tabela 11. Widać w niej, że najliczniejszą kategorią anotowanych obiektów były przytwierdzenia (co wynika z ich liczby – zwykle dwa na każdy podkład), zaś najmniej liczne były obiekty szyn. Niemniej jednak każdy z typów pojawił się łącznie w setkach przykładów, co uznano za wystarczające do skutecznego trenowania zarówno modeli detekcyjnych, jak i klasyfikacyjnych.

Tabela 11 Liczba zanotowanych obiektów każdej kategorii w zbiorze treningowym (oraz walidacyjnym) modelu detekcji obiektów infrastruktury

Podzbiór	**Szyny**	**Przytwierdzenia**	**Podkłady**
Treningowy	617 (15%)	2793 (67.8%)	707 (17.2%)
Walidacyjny	34 (13.2%)	176 (68.5%)	47 (18.3%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Wszystkie powyższe działania – od rzetelnej, eksperckiej anotacji po zwiększenie wolumenu danych poprzez augmentację i ekstrakcję tła – miały na celu zapewnienie możliwie najlepszego zasobu danych uczących dla modeli. Dzięki temu modele mogły zostać wytrenowane na relatywnie niewielkiej liczbie zdjęć, a mimo to osiągnąć wysoką dokładność wykrywania elementów infrastruktury i identyfikacji ich wad. Z perspektywy utrzymania infrastruktury kolejowej oznacza to dysponowanie dobrze przygotowanym cyfrowym materiałem odzwierciedlającym rzeczywistość na torach – co stanowi solidną podstawę do dalszej analizy stanu technicznego nawierzchni przy wsparciu sztucznej inteligencji.

7.3 Wstępne trenowanie modeli sieci neuronowych na zebranych danych wizyjnych

Cel i zakres wstępnego treningu. Wstępny trening modeli przeprowadzono w celu zweryfikowania w praktyce możliwości zastosowania głębokiego uczenia do detekcji wad szyn i podkładów na ograniczonym, początkowym zbiorze danych. Założono, że na wczesnym etapie uda się uzyskać wstępne wyniki stanowiące punkt odniesienia – pozwoli to na walidację przyjętych założeń systemu oraz identyfikację ewentualnych problemów. Liczono, iż nawet przy skromnej próbie danych model nauczy się podstawowych cech odróżniających elementy uszkodzone od sprawnych. Jednocześnie zakładano pewne ograniczenia wynikające z początkowego zbioru – spodziewano się niższej uogólnialności modeli z powodu niewielkiej liczby przykładów wad, braku reprezentacji niektórych typów wad oraz potencjalnej nierównowagi klas. Przewidywano np., że bardzo głębokie sieci mogą nie przynieść poprawy z uwagi na ryzyko przeuczenia przy małej liczbie próbek, dlatego rozważano użycie prostszej architektury CNN. Celem tego etapu treningu było więc nie tyle osiągnięcie docelowej dokładności, co uzyskanie pierwszych miar dokładności detekcji wad oraz zidentyfikowanie słabych stron modeli i braków w danych, które należałoby uzupełnić w dalszej fazie rozwoju systemu.

Środowisko i zastosowane frameworki. Trening modeli przeprowadzono na stanowisku z wydajną kartą graficzną (GPU), co umożliwiło znaczące przyspieszenie obliczeń przy uczeniu sieci głębokich. Wykorzystano popularne platformy programistyczne z ekosystemu *deep learning* – przede wszystkim bibliotekę PyTorch oraz środowisko YOLOv5 (implementacja Ultralytics) do detekcji obiektów. W ramach wstępnych eksperymentów zaimplementowano hybrydowe podejście zgodne z projektem systemu: detekcję kluczowych komponentów toru powierzono modelowi YOLOv5n (patrz podrozdział 7.1), zaś klasyfikację wad realizowały konwolucyjne sieci neuronowe (CNN). Przypomnijmy, że wybór YOLOv5n był umotywowany ograniczoną ilością danych – jest to najmniejszy model z rodziny YOLOv5, co zmniejsza ryzyko nadmiernego dopasowania przy małej próbce. Jednocześnie sieć ta zachowuje wysoką dokładność i szybkość działania w detekcji obiektów, co potwierdziły testy porównawcze (YOLOv5n osiągnął lepsze wyniki detekcji elementów toru niż alternatywne badane architektury, np. YOLOv5s-Ghost). YOLOv5n skutecznie wykrywał na zdjęciach podstawowe elementy infrastruktury – szyny, podkłady oraz przytwierdzenia – oznaczając je ramkami odpowiednich klas. Zlokalizowane w ten sposób obiekty przekazywano następnie do kolejnych modułów klasyfikacyjnych oceniających ich stan

(*wada/brak wady*). Do klasyfikacji wad szyn przetestowano kilka architektur CNN o różnej głębokości – najlepsze wyniki uzyskano dla stosunkowo płytkiej sieci AlexNet trenowanej od podstaw (bez wstępnego uczenia na ImageNet). Wstępne próby z bardziej złożonymi modelami, takimi jak ResNet-18 czy EfficientNet-B0, nie przyniosły istotnej poprawy dokładności przy ograniczonej liczbie przykładów, a mimo zastosowania podstawowych technik regularyzacji (m.in. augmentacja danych) wykazywały tendencję do przeuczenia. Potwierdziło to zasadność wyboru prostszej architektury, lepiej dopasowanej do charakteru i skali zbioru. Natomiast w przypadku klasyfikacji rodzaju i stanu podkładów zastosowano dwustopniowe podejście opisane w podrozdziale 7.1 – najpierw model VGG16 (z transfer learningiem) do identyfikacji typu podkładu, a następnie odrębne lekkie sieci CNN do wykrywania wad w podkładach drewnianych i betonowych.

Hiperparametry i przebieg trenowania. Konfiguracja hiperparametrów modeli została ustalona eksperymentalnie, z uwzględnieniem charakteru danych i złożoności modeli. Wielkość paczki (batch size) ustalono na 16 obrazów – zarówno dla detekcji obiektów, jak i podczas trenowania poszczególnych klasyfikatorów. Liczbę epok treningowych dobierano tak, aby osiągnąć zbieżność modeli bez nadmiernego dopasowania. Dla modelu detekcyjnego YOLOv5n przeprowadzono 100 epok treningu, co okazało się wystarczające do stabilizacji metryk jakości. Klasyfikatory uczone od podstaw zbiegały szybciej – przykładowo model do wykrywania wad szyn osiągnął minimum funkcji kosztu przed upływem 50 epok. Fine-tuning sieci VGG16 do rozróżniania typu podkładu realizowano natomiast w ciągu 30 epok – z uwagi na wysoki stopień wstępnego wytrenowania modelu, już kilkadziesiąt iteracji przez dane pozwoliło na niemal pełne dostosowanie sieci do nowego zadania. Niezbędne okazało się przy tym zastosowanie niskiej wartości współczynnika uczenia (rzędu 1×10^-5) oraz silnej regularyzacji podczas fine-tuningu, aby nie zdegradować wytrenowanych wcześniej warstw VGG16 i uniknąć przeuczenia na relatywnie niewielkim zbiorze obrazów podkładów. Dla pozostałych modeli stosowano standardowy *learning rate* rzędu 1×10^-3–1×10^-4 (dostosowany do użytego optymalizatora oraz obserwowanego przebiegu uczenia).

Jeśli chodzi o funkcje straty i optymalizatory – wszystkie modele klasyfikacyjne trenowano z wykorzystaniem typowej funkcji kosztu dla zadań dwuklasowych, tj. binary cross-entropy. Zapewniło to właściwą minimalizację błędu przy klasyfikacji *wada* vs *brak wady* zarówno dla segmentów szyn, jak i podkładów. W przypadku detektora

YOLO zastosowano natywną funkcję strat wbudowaną w model YOLOv5, uwzględniającą jednocześnie błąd lokalizacji ramki, pewności detekcji oraz klasy obiektu – zgodnie z implementacją dostarczoną przez autorów modelu. Do optymalizacji wag sieci wykorzystano algorytmy stochastycznego spadku gradientu. Dla detekcji obiektów użyto klasycznego SGD z momentum (zgodnie z domyślną konfiguracją YOLOv5), natomiast dla własnych modeli klasyfikacyjnych sięgnięto po wydajny optymalizator Adam (dla sieci AlexNet przyjęto lr = 1×10^-4). Taka konfiguracja pozwoliła sprawnie przeszukiwać przestrzeń wag modeli przy zachowaniu stabilnej konwergencji.

Podział danych do trenowania i walidacji. Zebrany i oznakowany zbiór danych został podzielony na trzy podzbiory: treningowy (do uczenia modeli), walidacyjny (do doboru modelu i hiperparametrów) oraz testowy (do końcowej oceny). Podział ten przeprowadzono oddzielnie dla każdego zadania – detekcji obiektów, klasyfikacji rodzaju podkładu oraz klasyfikacji wad szyn i podkładów – tak, aby móc niezależnie trenować i oceniać skuteczność poszczególnych modułów systemu.

W przypadku zbioru do wykrywania wad szyn (segmenty szyn podzielone na klasy *wada*/*brak wady*) podział odzwierciedlał dostępną strukturę danych, która charakteryzowała się naturalną nierównowagą klas. W zbiorze treningowym znalazło się 467 segmentów szyn bez wad (76,3%) oraz 145 segmentów z wadami (23,7%), w zbiorze testowym zachowano zbliżone proporcje jak w treningowym, natomiast zbiór walidacyjny celowo zrównoważono (≈55/45), aby zwiększyć czułość walidacji na klasę mniejszościową. (Tabela 12).

Tabela 12 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady szyn

Podzbiór	0	1
treningowy	467 (76,3%)	145 (23,7%)
walidacyjny	119 (55,3%)	96 (44,7%)
testowy	66 (76,7%)	20 (23,3%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Takie rozłożenie danych wynikało z rzeczywistej częstości występowania wad w dostępnych próbkach i stanowiło podstawę do oceny dokładności modelu w wykrywaniu rzadziej reprezentowanej klasy wad. Dla klasyfikacji rodzaju podkładów (drewniane vs. betonowe) dysponowano większą liczbą przykładów – około 1500 zdjęć, z czego ok. 40% stanowiły podkłady betonowe. Podczas podziału zachowano zbliżoną proporcję między klasami – np. w zbiorze testowym 59% próbek stanowiły podkłady

betonowe, a 41% drewniane. Zbiory do detekcji wad podkładów utworzono osobno dla podkładów drewnianych i betonowych, zgodnie z opisanym dwustopniowym podejściem. W przypadku podkładów drewnianych dysponowano stosunkowo niewielką liczbą przykładów uszkodzeń, co skutkowało znaczną nierównowagą klas – w zbiorze treningowym znalazły się 74 zdjęcia wadliwych podkładów drewnianych wobec 170 zdjęć podkładów bez wad (klasa *wada* stanowiła tylko ~30%, Tabela 13). Dane o podkładach betonowych były bardziej zrównoważone – zbiór treningowy zawierał 88 przykładów z wadami vs. 116 bez wad (~43% stanowiła klasa *wada*, Tabela 14). Zbiory walidacyjne i testowe utworzono analogicznie, dbając o zachowanie reprezentacji obu klas w każdej próbie. Taki sposób podziału pozwolił na w miarę rzetelną ocenę modeli nawet przy niewielkiej liczbie próbek – np. test klasyfikatora wad szyn obejmował 66 segmentów bez wad i 20 segmentów z wadami, co umożliwiało wyliczenie miar dokładności dla obu klas i weryfikację efektywności zastosowanego podejścia do balansowania zbioru.

Tabela 13 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady podkładów drewnianych

Podzbiór	0	1
treningowy	170 (69.7%)	74 (30.3%)
walidacyjny	43 (69.4%)	19 (30.6%)
testowy	24 (68.6%)	11 (31.4%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Tabela 14 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego wady podkładów betonowych

Podzbiór	0	1
treningowy	116 (56.9%)	88 (43.1%)
walidacyjny	29 (55.8%)	23 (44.2%)
testowy	16 (55.2%)	13 (44.8%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Wyniki i obserwowane problemy.

Do oceny dokładności modeli wykorzystano trzy kluczowe metryki [11]:

a) Precyzja (Precision): iloraz poprawnie sklasyfikowanych wad (TP) do sumy prawidłowych (TP) i fałszywie pozytywnych (FP):

$$Precision = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}} \tag{16}$$

b) Czułość (Recall): iloraz poprawnie sklasyfikowanych wad (TP) do sumy prawidłowych (TP) i fałszywie negatywnych (FN):

$$Recall = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FN}} \tag{17}$$

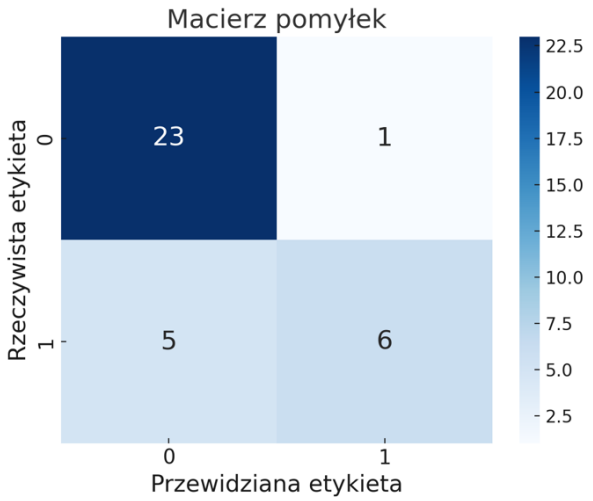
c) Miara F1: harmoniczna średnia precyzji i czułości, która równoważy obie miary:

$$F1 = 2 * \frac{\text{Precision*Recall}}{\text{Precision+Recall}} \tag{18}$$

Przeprowadzone wstępne eksperymenty dostarczyły cennych informacji zwrotnych dotyczących działania modeli. Zgodnie z oczekiwaniami potwierdzono wykonalność automatycznej detekcji wad – nawet stosunkowo proste modele, przy ograniczonym zbiorze danych, były w stanie wykryć większość oczywistych wad szyn i podkładów. Jednocześnie analiza wyników ujawniła jednak szereg problemów, które potwierdziły wcześniejsze obawy co do ograniczeń początkowego zbioru:

- **Nierównowaga klas, a błędy klasyfikacji.** Mimo zastosowania metod balansowania, wciąż zauważalne było obniżenie dokładności modeli w rozpoznawaniu klasy mniej licznej. Dla klasyfikatora podkładów drewnianych macierz pomyłek (Rysunek 24) ujawniła, iż najwięcej pomyłek dotyczyło klasy *wada* – model mylnie kwalifikował część wadliwych podkładów jako sprawne (wysoki odsetek *false negatives*, tj. przeoczeń wad).

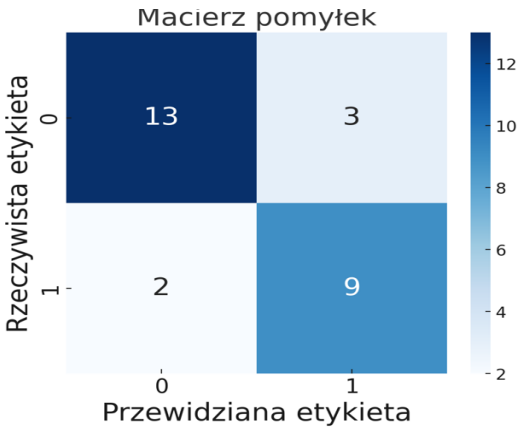
Rysunek 24 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zbioru testowego [118]

Jest to bezpośredni skutek niedostatku próbek wad drewnianych podkładów w treningu. Aby poprawić wyniki dla tej klasy, należałoby dodać więcej przykładów reprezentujących wady podkładów drewnianych. W przypadku klasyfikacji wad szyn model wykazał dobrą czułość na wady, jednak odnotowano pewne błędy *false positives*. W macierzy pomyłek dla modelu szyn (Rysunek 25) widać, że większość błędów dotyczy klasy „0" – nieuszkodzona część szyny została błędnie zaklasyfikowana jako wada (3 przypadki fałszywego alarmu).

Rysunek 25 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji binarnej wad szyn



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zbioru testowego [118]

Jednocześnie model poprawnie wykrył większość rzeczywistych wad, uzyskując 9 trafnych klasyfikacji w klasie „1" przy 2 przeoczonych wad (*false negatives*), co sugeruje wysoką czułość modelu na wykrywanie faktycznych uszkodzeń. Oba typy błędów mają istotne znaczenie w kontekście utrzymania infrastruktury kolejowej i ich akceptowalność zależy od warunków eksploatacyjnych oraz kosztu potencjalnych konsekwencji. Fałszywe alarmy (false positives) mogą prowadzić do niepotrzebnych interwencji i zwiększenia kosztów utrzymania, podczas gdy przeoczenia rzeczywistych uszkodzeń (false negatives) niosą ryzyko poważniejszych awarii i zagrożeń dla bezpieczeństwa. Z tego względu konieczne jest wyważenie czułości i precyzji modelu w zależności od priorytetów zarządcy infrastruktury oraz opracowanie dodatkowych procedur ograniczających skutki obu typów błędów. W przypadku klasyfikatora podkładów betonowych błędy modeli rozkładały się bardziej równomiernie – zaobserwowano pomyłki zarówno typu false positives, jak i false negatives, a ogólny poziom dokładności (~86% na teście) uznano za obiecujący;

- **Niewystarczająca dokładność bez dalszych usprawnień.** Ogólny poziom dokładności okazał się niższy od zakładanego dla pewnych zadań. Zarówno detekcja wad szyn z ~82% trafnością, jak i wyniki klasyfikacji wad podkładów (dokładność rzędu 83–86%) były poniżej oczekiwań. Oznacza to, że bez dalszych usprawnień system mógłby przeoczyć od ok. co siódmej (podkład betonowy) do niemal co piątej wady (podkład drewniany), co jest wynikiem potencjalnie niezadowalającym z perspektywy utrzymania bezpieczeństwa;
- **Problemy z uogólnieniem modeli.** Zidentyfikowano także ryzyko ograniczonej generalizacji modeli poza zakres danych treningowych. We wczesnych testach klasyfikacji typu podkładu zauważono, że dopiero użycie uczenia transferowego zapewniło poprawne rozpoznanie zdjęć wykonanych w odmiennych warunkach (pory roku, oświetlenie), podczas gdy model uczony od zera sobie z nimi nie radził. Podobnie może być w przypadku detekcji wad: modele nauczone na ograniczonym zbiorze mogą mieć trudności z identyfikacją nietypowych przypadków uszkodzeń lub z działaniem w zmiennych warunkach otoczenia.

Powyższe obserwacje wskazują na konieczność rozbudowy zbioru danych przed przystąpieniem do właściwego etapu trenowania modeli. Niedobór przykładów wad (szczególnie dla podkładów drewnianych) bezpośrednio przekłada się na obniżenie dokładności detekcji. Planowane zwiększenie bazy danych poprzez pozyskanie nowych obrazów wad, pozwoli zbalansować klasy. Jest to kluczowy wniosek z etapu wstępnego treningu: aby osiągnąć wymaganą wysoką dokładność detekcji wad, niezbędne jest dalsze rozszerzenie i ulepszenie zbioru uczącego, co zostanie opisane w kolejnych Rozdziałach.

W Rozdziale 7 opisano kompletny proces przygotowania systemu wykorzystującego uczenie maszynowe do analizy wizualnej stanu nawierzchni torowej. Przedstawiono wybór odpowiednich algorytmów oraz ich konfigurację dostosowaną do wymogów inspekcji torowej. Omówiono proces pozyskania i etykietowania danych oraz zastosowane techniki przetwarzania. Wstępne trenowanie modeli na przygotowanych danych potwierdziło z jednej strony dokładność zaproponowanego podejścia (modele były w stanie wykryć istotne wady), a z drugiej ujawniło obszary wymagające poprawy– głównie konieczność zwiększenia zróżnicowanych danych w celu podniesienia dokładności detekcji. Wnioski te wyznaczyły kierunek dalszych prac nad systemem, w szczególności w zakresie rozszerzenia zbioru danych oraz doskonalenia modeli

8. IMPLEMENTACJA I WERYFIKACJA DOKŁADNOŚCI SIECI NEURONOWYCH DO DETEKCJI WAD SZYN I PODKŁADÓW KOLEJOWYCH

Niniejszy Rozdział przedstawia proces implementacji wybranych modeli głębokich sieci neuronowych oraz weryfikację ich dokładności identyfikacja wad szyn i podkładów. W Rozdziale omówiono kolejno: przygotowanie zbiorów danych wizyjnych (8.1), trenowanie i testowanie modeli sieci neuronowych (8.2), ocenę ich dokładności (8.3) oraz na końcu zamieszczono podsumowanie wraz ze wskazaniem dalszych kroków.

8.1 Przygotowanie zbiorów danych wizyjnych nawierzchni torowej

Zbiór danych wykorzystany do trenowania modeli stanowił kompilację kilku rzeczywistych źródeł, co umożliwiło uwzględnienie zróżnicowanych warunków i typów wad. Wykorzystano dane pomiarowe ze stanowiska badawczego opisanego w Rozdziale 5 – gdzie rejestrowano obrazy szyny (z kontrolowanym oświetleniem i sztucznie wprowadzonymi wadami). Uzupełnienie stanowiły dane z przejazdu pociągu na trasie Tirano–St. Moritz w Szwajcarii (nagranie wideo dostępne na platformie YouTube). Z materiału wideo wyekstrahowano klatki przedstawiające torowisko – obejmujące podkłady drewniane i betonowe – co zapewniło większą różnorodność warunków oświetleniowych i otoczenia. Dodatkowo wykorzystano publiczny zbiór wad stali (np. z konkursu Kaggle *Steel Defect Detection*), zawierający tysiące obrazów arkuszy stali z zaznaczonymi wadami powierzchni. Ta publiczna baza dostarczyła 6666 próbek z wadami oraz 5506 bez wad, co posłużyło do wstępnego „nauczenia" modeli charakterystycznych cech różnego typu wad metalicznych pomimo braku torowiska na tych obrazach. Najcenniejszym komponentem zbioru były dane uzyskane w trakcie testów eksploatacyjnych, przy użyciu prototypu systemu wizyjnego opisanego w Rozdziale 6. W toku testów wykonano szereg przejazdów drezyną (wózek motorowy WM15-A) po wybranych odcinkach torów na Bocznicy Kolejowej Warszawa Grochów (m.in. w marcu, kwietniu i czerwcu 2022), rejestrując obrazy infrastruktury torowej w warunkach rzeczywistych. [118]

Na etapie badań zebrano przykłady rzeczywistych wad szyn i podkładów, które wcześniej były w zbiorze nieliczne. Wszystkie dane zostały połączone w jeden korpus treningowy, przy czym w przypadku danych heterogenicznych (np. klatki z filmu) zadbano o ich ujednolicenie pod względem formatu i perspektywy. Docelowo zakładano

zebranie ok. 1000 zdjęć torowiska obejmujących trzy zasadnicze klasy obiektów: podkłady, szyny i przytwierdzenia.

W ramach przygotowania zbioru danych zdefiniowano strukturę etykiet umożliwiającą modelom zarówno detekcję obiektów torowych, jak i ocenę ich stanu degradacji. Na poziomie segmentacji rozróżniano trzy klasy: szyna, podkład i przytwierdzenie – wszystko inne traktowano jako tło.

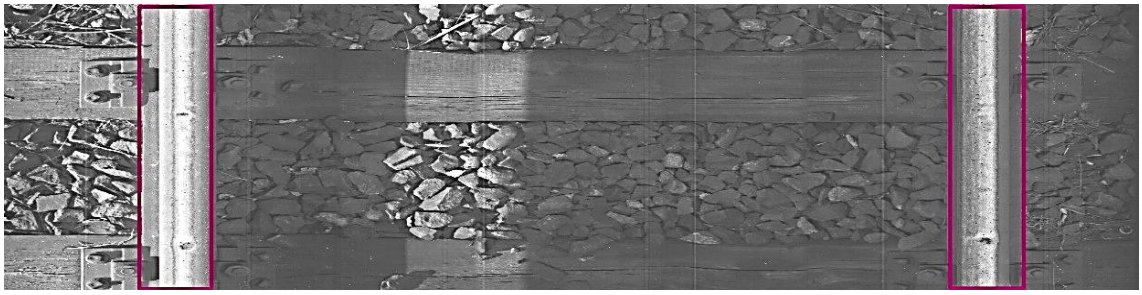
Każdy wykryty obiekt mógł otrzymać dodatkową etykietę wskazującą na obecność lub brak wady oraz według stopnia degradacji (małe, przeciętne, duże, bardzo duże zużycie).

Tak przygotowany zbiór danych pozwalał trenować modele do rozpoznawania elementów toru i oceny ich stanu, zarówno w sposób binarny (*wada/brak wady*), jak i szczegółowy (typ wady, stopień zużycia), co było spójne z dalszymi etapami budowy i oceny modeli.

Przygotowanie etykiet i segmentacji obiektów. Każde zdjęcie torowiska zostało ręcznie oznaczone przez eksperta ds. utrzymania lub toromistrza. Etykietowano wyłącznie kluczowe elementy infrastruktury: szyny, podkłady i przytwierdzenia. Do oznaczania użyto prostokątnych ramek , obejmujących każdy widoczny obiekt.

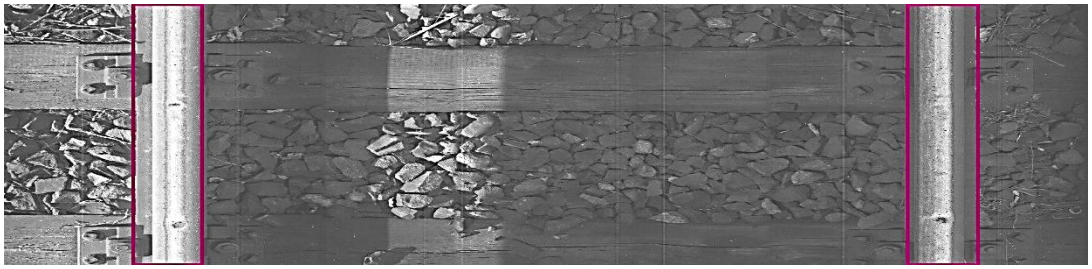
Dla elementów wychodzących poza kadr (np. szyn) przyjęto jednolitą konwencję – ramki dociągano do krawędzi obrazu, co zilustrowano na Rysunku 26 i 27. Podobnie postępowano z podkładami. Ujednolicenie tych zasad poprawiło spójność anotacji i jakość zbioru treningowego.

Rysunek 26 Przykładowe zdjęcie z zaznaczonymi etykietami szyn bez dociągnięcia do krawędzi



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez prototyp urządzenia diagnostycznego w trakcie testów na bocznicy Warszawa Grochów

Rysunek 27 Przykładowe zdjęcie z zaznaczonymi etykietami szyn po dociągnięciu do krawędzi



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez prototyp urządzenia diagnostycznego w trakcie testów na bocznicy Warszawa Grochów

Podczas budowy zbioru danych na potrzeby klasyfikacji obiektów infrastruktury torowej uwzględniono również rozjazdy. Dane te pochodziły z przejazdów inspekcyjnych realizowanych w okresie od marca 2022 do stycznia 2023 roku, a ich przykład przedstawiony jest na Rysunku 28. Rozjazdy oznaczano jako osobną kategorię podczas procesu etykietowania, jednak ich detekcja nie była uwzględniana na etapie klasyfikacji wad – koncentrowano się wyłącznie na analizie stanu szyn i podkładów.

Dane dotyczące rozjazdów stanowiły jednak istotny element zbioru referencyjnego, gdyż pozwalały na doprecyzowanie klasyfikacji obiektów szynowych i unikanie błędnych oznaczeń. W szczególności wprowadzono osobną kategoryzację umożliwiającą rozróżnienie szyn w obrębie klasycznego odcinka toru od elementów rozjazdowych. Dzięki temu modele mogły lepiej odróżniać standardowe fragmenty torowiska od bardziej złożonych układów szynowych, co istotnie zwiększyło precyzję klasyfikacji.

Na potrzeby implementacji algorytmów przygotowano dane w formatach zgodnych z wymaganiami modeli detekcyjnych i segmentacyjnych. Anotacje uwzględniały zarówno bounding boxes (np. dla YOLOv5), jak i maski segmentacyjne (dla sieci klasyfikujących wady). Tam, gdzie było to możliwe, proces etykietowania wspomagano półautomatycznie, np. skryptami generującymi wstępne oznaczenia na podstawie znanego układu torowiska.

Dla wykrytych obiektów dodano adnotacje wad – przy użyciu masek zaznaczano obszary wad (np. pęknięcie szyny, wykruszenie podkładu), co umożliwiło trenowanie precyzyjnych modeli segmentacyjnych. Zamiast identyfikować wszystkie typy wad podkładów, przypisywano im jedną z czterech kategorii zużycia jako atrybut.

Rysunek 28 Przykładowe zdjęcie ze zbioru danych użytego do klasyfikacji rozjazdów o wymiarach 2130x2100



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez prototyp urządzenia diagnostycznego w trakcie testów na bocznicy Warszawa Grochów

Wstępne przetwarzanie zdjęć objęło standaryzację: konwersję do skali szarości, skalowanie, normalizację jasności i kontrastu oraz korekcję histogramów. Dla obrazów z nagrań wideo zastosowano transformację perspektywy (np. przez OpenCV), aby dopasować je do widoku z wózka motorowego WM15-A. Dzięki temu wszystkie dane były spójne pod względem rozdzielczości i kontrastu.

Balansowanie zbioru i augmentacja. Zebrany zbiór danych okazał się niezrównoważony pod względem klas, co wynikało z rzadkości występowania wad. Przede wszystkim, w typowym obrazie toru znacznie więcej jest podkładów niż szyn w konsekwencji klasa *podkład* miała wielokrotnie więcej przykładów niż pozostałe klasy obiektów. Przykładowo w zbiorze treningowym oznaczono 2793 podkłady (67,8% wszystkich obiektów) przy tylko 706 szynach (17,2%) i 617 przytwierdzeniach (15%). Mimo że modele detekcji radzą sobie z taką dysproporcją (bo potrafią niezależnie uczyć się każdej klasy), to jednak w zadaniu wykrywania wad ujawnił się poważny brak równowagi etykiet. Większość obserwacji nie zawierała żadnej wady – zdecydowana większość podkładów i szyn była w dobrym stanie – przez co model trenowany bez

odpowiednich zabiegów uczył się zawsze przewidywać kategorię *brak wady*. Pierwsze podejścia do klasyfikacji skutkowały właśnie modelami silnie uprzedzonymi w stronę klasy negatywnej (braku wad). Aby temu zaradzić, zastosowano kombinację balansowania zbioru danych oraz augmentacji. Z dostępnych danych wydzielono zbalansowany podzbiór do treningu detektora wad – poprzez redukcję liczby próbek (ang. downsampling) reprezentowanych przypadków braku wady oraz powielenie (ang. oversampling) nielicznych przypadków z wadami uzyskano zbiór, w którym obie klasy (uszkodzony vs. nieuszkodzony) miały porównywalny udział. W praktyce oznaczało to odrzucenie części „zdrowych" przykładów lub wykorzystanie ich rzadziej w epoce, a jednocześnie kilkukrotne wykorzystanie (różnie przekształconych) zdjęć zawierających wady [118].

Proces augmentacji danych objął szereg losowych transformacji geometrycznych i fotometrycznych zastosowanych do istniejących zdjęć, zwłaszcza tych nielicznych z wadami. Dla wybranych obrazów stosowano m.in. rotacje (obrót o losowy kąt w niewielkim zakresie, aby zasymulować inny kąt ujęcia kamery), odbicia (flipy) pionowe i poziome – co odpowiada zmianie orientacji toru na obrazie, zmiany jasności i kontrastu (rozjaśnienie, przyciemnienie, zwiększenie/zmniejszenie kontrastu), a nawet dodawano sztucznie szum o niskiej amplitudzie, aby model nauczył się odporności na zakłócenia. Ważnym elementem było także generowanie nowego tła dla obiektów: praktykowano np. wycinanie obiektów (szczególnie podkładów lub przytwierdzeń) ze znanych zdjęć i osadzanie ich na innym fragmencie podsypki. Taka augmentacja przez mieszanie tła pozwoliła zwiększyć różnorodność scen – np. podkład wycięty ze żwirowej podsypki umieszczono na tle podsypki o nieco innej frakcji lub z innego odcienia kamieni. W ten sposób model nie uczył się przypadkiem, że dana wada zawsze występuje na określonym tle. Różnorodne techniki augmentacyjne kompensowały częściowo braki w liczbie unikalnych próbek. Efektem augmentacji było zwiększenie efektywnej liczności zbioru treningowego – każda epoka treningu mogła przebiegać na nieco innych wariantach tych samych kilkuset obrazów, co zmniejszało ryzyko nadmiernego dopasowania (overfitting) i poprawiało uogólnienie modelu.

Pomimo powyższych zabiegów pewne kategorie wad nadal pozostawały słabo reprezentowane. Niektóre rzadkie rodzaje wad (np. specyficzne pęknięcia szyn) pojawiły się w zebranym materiale incydentalnie albo wcale. W takich sytuacjach w trakcie eksperymentów ograniczano się do klasyfikacji binarnej (*wada/brak wady*) lub łączenia klas. Na przykład, jeśli brakowało wystarczającej liczby próbek dla rozróżnienia

pęknięcia od *wyłuszczenia* szyny, modele skupiały się na wykryciu, że „szyna wadliwa" ogółem, bez rozstrzygania typu wady na etapie wstępnym. W kolejnej wersji systemu wizyjnego możliwe będzie poszerzenie klasyfikacji wad o ich rodzaje.

Końcowy podział danych na etapy uczenia. Zgromadzony i anotowany zbiór danych podzielono na typowe podzbiory: treningowy, walidacyjny oraz testowy. Podział ten odzwierciedlał chronologię prac – dane treningowe posłużyły do uczenia modeli wstępnych, walidacyjne do doboru parametrów i ewentualnej selekcji modeli, zaś testowe odłożono do końcowej oceny dokładności. Ze względu na ograniczoną całkowitą liczbę unikalnych zdjęć (rzędu kilkuset), przyjęto dość niski procent danych testowych – większość danych przeznaczono na trenowanie, aby maksymalnie wykorzystać dostępne informacje o wadach.

Jeśli chodzi o etykiety wad, podział na zbiory starano się przeprowadzić tak, by przykłady wad znalazły się we wszystkich podzbiorach – tak aby możliwa była weryfikacja modeli na niewidzianych wcześniej wadach. Jednak z uwagi na bardzo małą liczbę pewnych rodzajów wad, niektóre z nich mogły trafić tylko do treningu, a w zbiorze testowym mogły w ogóle nie wystąpić. Powodowało to ostrożność w interpretacji metryk wieloklasowych – jeśli w testach nie było żadnego przykładu danej klasy, nie raportowano dla niej wyników. W analizie wyników skupiono się więc głównie na ocenie dokładności wykrywania jakiegokolwiek wady (klasyfikacja binarna) oraz na tych kategoriach wieloklasowych, które miały reprezentację w danych testowych.

Podział zdjęć w zbiorach treningowym, walidacyjnym i testowym. Liczbę zdjęć oraz ich udział w poszczególnych podzbiorach przedstawia Tabela 15. Warto podkreślić, że część obrazów zawierała wyłącznie tło torowiska (np. podsypkę, elementy poboczne), co miało wpływ na dokładność detekcji i klasyfikacji.

Tabela 15 Liczba zdjęć i zdjęć z tłem w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego wykrywającego obiekty infrastruktury

Podzbiór	Liczba zdjęć	Liczba zdjęć z tłem
Treningowy	425 (78.4%)	117 (21.6%)
Walidacyjny	24 (77.4%)	7 (22.6%)
Testowy	23 (100%)	0 (0%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Podział danych pod względem obiektów infrastruktury. Obrazy torowiska zawierały różne typy obiektów infrastruktury kolejowej, takich jak szyny, podkłady i przytwierdzenia. Modele uczenia maszynowego miały skutecznie klasyfikować te elementy oraz rozpoznawać ich potencjalne wady. Liczbę wykrytych obiektów infrastruktury oraz ich udział procentowy w poszczególnych podzbiorach przedstawiono w Tabeli 16. Dane te pozwalają ocenić reprezentatywność zbiorów treningowych i testowych pod względem typów analizowanych obiektów. Równomierne rozłożenie kategorii obiektów ma kluczowe znaczenie dla skuteczności procesu uczenia modelu.

Tabela 16 Liczba wykrytych obiektów oraz procentowy udział każdej kategorii w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego wykrywającego obiekty infrastruktury

Podzbiór	Liczba szyn	Liczba przytwierdzeń	Liczba podkładów
Treningowy	617 (15%)	2793 (67.8%)	706 (17.2%)
Walidacyjny	34 (13.2%)	176 (68.5%)	47 (18.3%)
Testowy	46 (15.8%)	195 (67%)	50 (17.2%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Podział danych dla klasyfikacji rozjazdów. Osobnym zadaniem było oznaczanie i klasyfikacja rozjazdów, jednak ich detekcja nie była uwzględniana w ocenie wad. Liczba obserwacji dla każdej klasy przedstawiona jest w Tabeli 17.

Tabela 17 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego rozjazdy

Podzbiór	Bez rozjazdu (0)	Z rozjazdem (1)
Treningowy	456 (49.8%)	459 (50.2%)
Walidacyjny	54 (50%)	54 (50%)
Testowy	27 (50%)	27 (50%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Podział danych dla klasyfikacji podkładów. Modele klasyfikujące typy podkładów miały za zadanie rozróżniać między podkładami betonowymi, a drewnianymi. Podział na poszczególne klasy przedstawiono w Tabeli 18.

Tabela 18 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego podkłady

Podzbiór	Podkłady betonowe	Podkłady drewniane
Treningowy	480 (40.2%)	713 (59.8%)
Walidacyjny	57 (40.4%)	84 (59.6%)
Testowy	29 (40.8%)	42 (59.2%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Podział danych dla klasyfikacji wad podkładów. Osobne modele zajmowały się detekcją wad podkładów drewnianych i betonowych. W przypadku podkładów drewnianych liczność obserwacji przedstawiono w Tabeli 19, a dla podkładów betonowych w Tabeli 20.

Tabela 19 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu klasyfikującego binarnie wady podkładów drewnianych

Podzbiór	Brak wady (0)	Wada (1)
Treningowy	170 (69.7%)	74 (30.3%)
Walidacyjny	43 (69.4%)	19 (30.6%)
Testowy	24 (68.6%)	11 (31.4%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Tabela 20 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu klasyfikującego binarnie defekty podkładów betonowych

Podzbiór	Brak wady (0)	Wada (1)
Treningowy	116 (56.9%)	88 (43.1%)
Walidacyjny	29 (55.8%)	23 (44.2%)
Testowy	16 (55.2%)	13 (44.8%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

W obu przypadkach widoczna jest dominacja nieuszkodzonych podkładów, co wymusiło zastosowanie technik balansowania zbioru.

Podział danych dla klasyfikacji wad szyn. Modele wykrywały również wady szyn, a podział obserwacji przedstawiono w Tabeli 21.

Tabela 21 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu klasyfikującego binarnie wady szyn

Podzbiór	Brak wady (0)	Wada (1)
Treningowy	467 (76,3%)	145 (23,7%)
Walidacyjny	119 (77,2%)	35 (22,8%)
Testowy	66 (76,7%)	20 (23,3%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Mimo relatywnie niewielkiego zbioru testowego, podział ten pozwolił na rzetelne sprawdzenie modeli i znalezienie ich słabości. Podział danych opisany powyżej stanowił punkt wyjścia, który w dalszej części badań został rozszerzony, by sprostać wymaganiom dokładnej detekcji wad szyn i podkładów.

8.2 Trenowanie i testowanie modeli sieci neuronowych

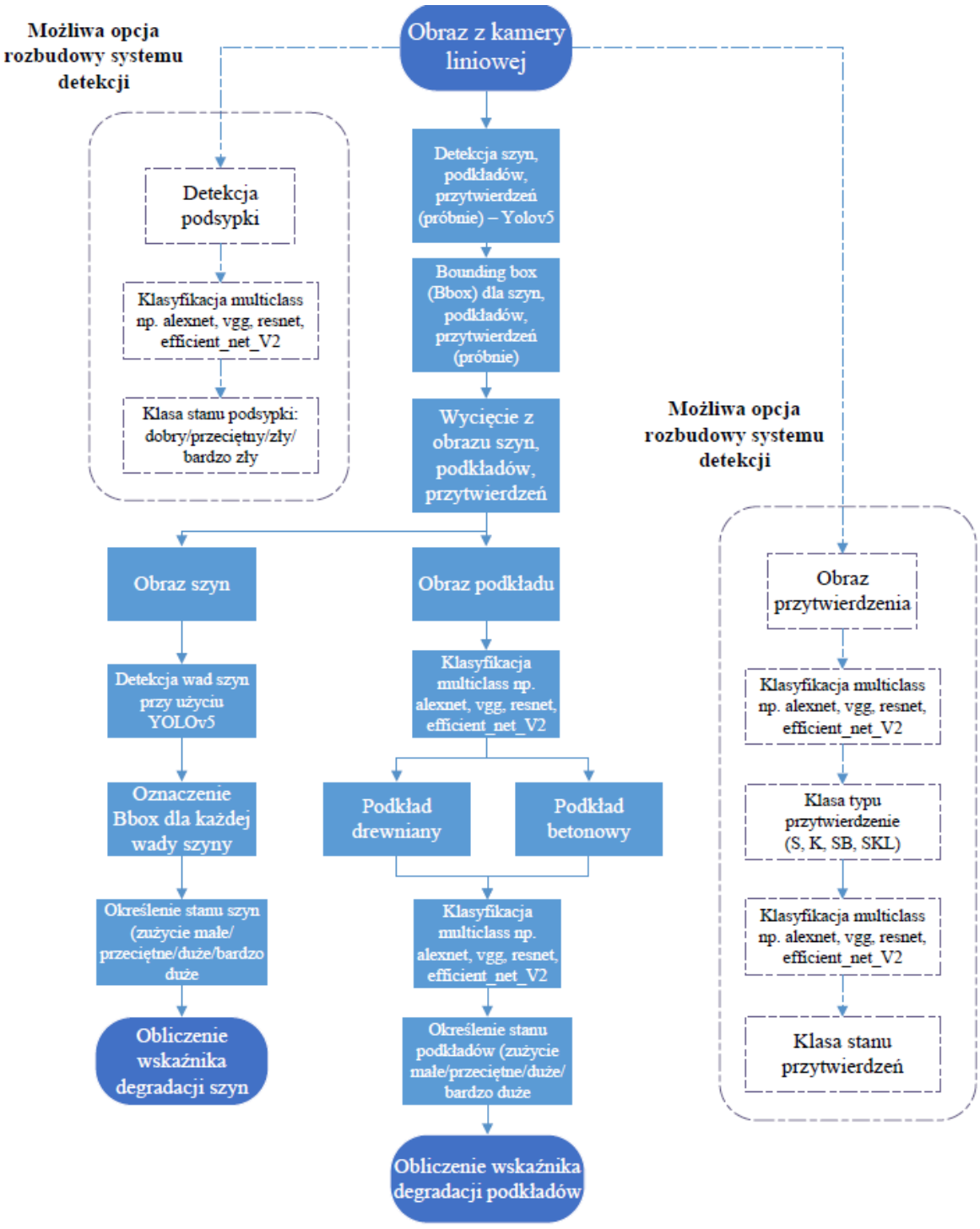
Na potrzeby opracowywanego rozwiązania wybrano lekkie i szybkie architektury sieci neuronowych. Do detekcji podstawowych komponentów torowiska zastosowano YOLOv5n, trenowany na obrazach 640×640 pikseli przy intensywnej augmentacji i wykorzystaniu domyślnych parametrów detekcji (IoU=0,45, próg = 0,25). Model działał jako pierwszy etap systemu – lokalizując szyny, podkłady i przytwierdzenia.

Analiza wad prowadzona była etapowo. Dla szyn wyodrębnione fragmenty przekazywano do klasyfikatora binarnego (AlexNet), który oceniał obecność wady. Sieć trenowano od podstaw, stosując augmentację oraz regularyzację, aby zrównoważyć zbiór i zapobiec przeuczeniu. W przypadku podkładów: najpierw klasyfikowano ich typ (drewniany/betonowy) za pomocą VGG16 (fine-tuning na ImageNet), a następnie stosowano dwa odrębne lekkie klasyfikatory CNN do oceny stanu każdego typu.

Zbiory danych dla wszystkich modeli zrównoważono i rozszerzono, co pozwoliło zwiększyć dokładność. Architektura systemu (Rysunek 29) ilustruje ten modularny,

hierarchiczny układ, umożliwiający dalszą rozbudowę o kolejne komponenty lub typy wad. Analiza nie objęła rozjazdów, które wymagają osobnego podejścia.

Rysunek 29 Architektura systemu inspekcji wizyjnej



Źródło: Opracowanie własne

Analiza dokładności modeli.

Najlepsze wyniki w detekcji obiektów infrastruktury osiągnął model YOLOv5n, który niemal bezbłędnie lokalizował szyny, podkłady i przytwierdzenia. Dokładność tej architektury okazała się wyższa niż alternatywnych wariantów, co czyni YOLOv5n optymalnym wyborem do wyodrębniania regionów infrastruktury do dalszej analizy.

W zadaniu klasyfikacji wad szyn najlepiej sprawdziła się sieć AlexNet, osiągając około 81–82% trafności. Choć wynik ten wskazuje na dobre rozpoznawanie wad, nadal nie spełnia przemysłowego progu akceptowalności (~90%). W klasyfikacji rodzaju podkładów (drewniany/betonowy) sieć VGG16 osiągnęła 100% dokładności, co potwierdza skuteczność transfer learningu przy ograniczonych danych.

Ocena wad podkładów okazała się trudniejsza. Dla wersji drewnianych uzyskano około 83% trafności, dla betonowych – około 86%. Wyniki te uznano za umiarkowane, a zastosowane płytkie sieci CNN wykazały stabilność działania mimo ograniczeń. Kluczowym problemem okazał się niedobór danych o wadach, zwłaszcza podkładów drewnianych – skutkowało to niską czułością modeli i dużym ryzykiem pominięcia rzeczywistych wad.

Eksperymenty pokazały, że nawet najlepsze z testowanych modeli mają ograniczenia – szczególnie w przypadkach rzadkich uszkodzeń oraz przy dużej zmienności warunków obrazowania. Ustalono, że dalszy rozwój systemu powinien koncentrować się na rozbudowie zbioru danych, zwłaszcza o nowe przypadki wad. Planowane jest przeprowadzenie dodatkowej akwizycji zdjęć i fine-tuningu modeli, aby poprawić ich uogólnienie i zwiększyć czułość. Celem jest osiągnięcie poziomu dokładności wymaganego do zastosowań utrzymaniowych, zwłaszcza w kontekście automatycznej oceny stanu technicznego nawierzchni torowej.

8.3 Ocena dokładności modeli sieci neuronowych

Poniżej przedstawiono macierze pomyłek zbiorów testowych dla poszczególnych obiektów nawierzchni torowej oraz identyfikacji ich wad (Rysunek 30-34) oraz tabele wartości miar jakości modelu (Tabela 22-26).

Wartość miar modeli została określona przez dokładność, precyzję, czułość i F1 score. Dokładność (*accuracy*) określa, jaki odsetek wszystkich klasyfikacji jest prawidłowy, co formalnie wyraża się ilorazem sumy prawidłowych trafień dodatnich i ujemnych do całkowitej liczby przypadków. Czułość (*recall*) informuje, jaki procent rzeczywistych przypadków pozytywnych został poprawnie zidentyfikowany. Z kolei

precyzja (*precision*) mówi, ile z wszystkich wykrytych (zasygnalizowanych) przypadków pozytywnych faktycznie jest prawidłowych. W praktyce dąży się do optymalizacji zarówno precyzji, jak i czułości jednocześnie, dlatego stosuje się wskaźnik F1, będący średnią harmoniczną tych dwóch wielkości. Wysoka wartość F1 wskazuje na zrównoważenie między umiejętnością poprawnego wykrywania istniejących zjawisk (czułość) a unikaniem fałszywych alarmów (precyzja). Poniżej przedstawiono wartości miar dla poszczególnych modeli.

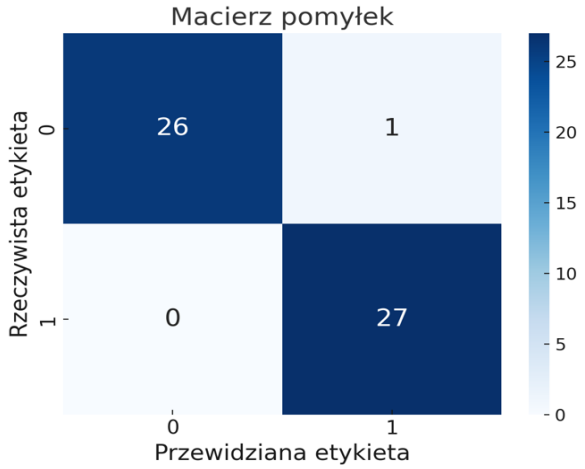
Klasyfikacja rozjazdów.

Tabela 22 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji rozjazdów na zbiorze testowym

Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
0.98	0.98	0.98	0.98

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Rysunek 30 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji rozjazdów



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

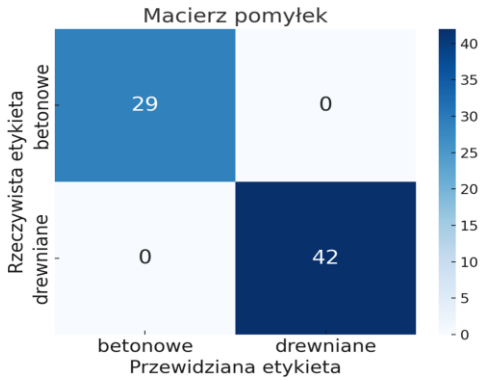
Klasyfikacja podkładów.

Tabela 23 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji podkładów na zbiorze testowym

Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
1	1	1	1

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Rysunek 31 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji podkładów



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

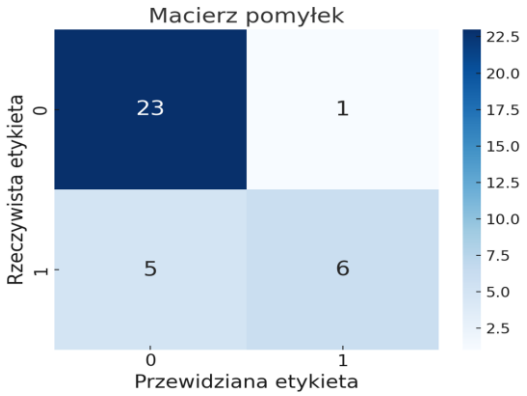
Klasyfikacja binarna wad podkładów drewnianych.

Tabela 24 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji podkładów jako elementów nawierzchni (zbiór testowy)

Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
0.83	0.84	0.83	0.82

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Rysunek 32 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Klasyfikacja binarna wad podkładów betonowych.

Tabela 25 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji wad podkładów betonowych na zbiorze testowym

Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
0.86	0.86	0.87	0.86

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Rysunek 33 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji wad podkładów betonowych



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

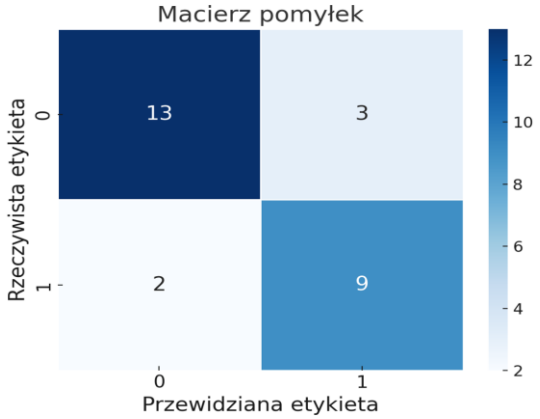
Klasyfikacja binarna wad szyn.

Tabela 26 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji wad szyn na zbiorze testowym

Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
0.81	0.82	0.81	0.82

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Rysunek 34 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji binarnej wad szyn.



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [118]

Tabela 27 przedstawia uzyskane na zbiorze testowym wartości precyzji, czułości i miary F1 dla obu klas (0 – *brak wady*, 1 – *wada*) w przypadku każdego z tych modeli.

Tabela 27 Porównanie precyzji, czułości i F1 poszczególnych modeli detekcji wad dla klas „*brak wady*” (0) i „*wada*” (1)

Model (zadanie)	Klasa	Precyzja	Czułość	F1-score
Wady podkładów drewnianych	0 (brak wady)	~85–90%	~95%	~90%

	1 (wada)	84%	83%	82%
Wady podkładów betonowych	0 (brak wady)	~85%	~88%	~86%
	1 (wada)	86%	87%	86%
Wady szyn	0 (brak wady)	~88%	~87%	~88%
	1 (wada)	81%	82%	81%

Źródło: Opracowanie własne

Z powyższych wyników widać, że najlepszą dokładność osiąga model detekcji wad podkładów betonowych, dla którego miara F1 wynosi ok. 86%, a precyzja i czułość dla klasy *wada* to odpowiednio 86% i 87%.

Model wykrywania wad podkładów drewnianych uzyskał nieco niższe wyniki (F1 ~82%), przy precyzji ~84% i czułości ~83% dla wad.

Najniższą dokładność wykazuje model detekcji wad szyn – F1 wyniósł ok. 81%.

Rzeczywiście, analiza macierzy pomyłek wskazuje, że większość pomyłek dotyczyła klasy *wada* – model często nie rozpoznawał wad szyn czy podkładów drewnianych. Dla porównania, klasy *brak wady* były rozpoznawane przez ten model znacznie pewniej (niemal wszystkie zdrowe podkłady zostały poprawnie zaklasyfikowane).

Analiza błędów i przyczyny niższej dokładności.

Podczas testów wykryto kilka czynników obniżających dokładność modeli. Najważniejsze z nich to niezbalansowane dane oraz niewystarczająca liczba przykładów niektórych klas:

- Niezbalansowany zbiór danych: w przypadku części modeli proporcje klas w danych uczących były nierówne. Na przykład dla wada drewnianych podkładów zbiór treningowy zawierał aż ~70% przykładów klasy *brak wady* (170 zdrowych vs 74 z wadami). Taka dysproporcja sprawiła, że model wcześniejszej generacji był nadmiernie wyuczony na klasę negatywną – aż 75% zdjęć treningowych stanowiła klasa 0, przez co model ten praktycznie ignorował rzadziej występujące wady. Konsekwencją niezbalansowanych danych są błędy typu false negatives, gdyż model ma tendencję do zbyt częstego wskazywania braków wad;
- Mała liczba próbek dla niektórych klas: bezpośrednio związany z powyższym jest problem zbyt skromnej liczby zdjęć przedstawiających rzeczywiste wady. Brak wystarczających danych dla klas wad ograniczył możliwości nauczenia modelu

charakterystycznych cech wad. W efekcie modele – zwłaszcza dla podkładów drewnianych – miały trudności z rozpoznawaniem wad, co obniżyło ich czułość. W przypadku modelu podkładów drewnianych większość błędów dotyczyła właśnie klasy wad, co wskazuje na niedosyt przykładów tej kategorii;

- Drobne lub subtelne wady: część wad charakteryzuje się niewielkimi rozmiarami lub mało wyraźnymi cechami. Modele miewały problemy z detekcją bardzo drobnych uszkodzeń powierzchni szyn czy podkładów. Takie wady mogą łatwo zostać przeoczone (false negatives) albo mylnie zinterpretowane jako wada przy artefaktach obrazu (false positives), jeśli sieć nie miała dostatecznie wielu podobnych przypadków w treningu;
- Jakość i różnorodność obrazów: zauważono również, że różnice w jakości zdjęć wpływają na wyniki detekcji. Przykładowo, modele trenowane na ograniczonym zbiorze mogły nie radzić sobie z obrazami o nietypowej rozdzielczości lub pochodzącymi z innych warunków niż treningowe. W jednym z przypadków wcześniejszy model kompletnie nie potrafił poprawnie sklasyfikować zdjęć o większej rozdzielczości, ponieważ w zbiorze treningowym brakowało obrazów o takich wymiarach. To pokazuje, że niewystarczająca różnorodność danych (pod względem warunków oświetleniowych, tła, rozdzielczości itp.) może powodować błędy uogólnienia modelu poza znane przykłady.

Podsumowując, najczęstsze błędy modeli wynikały z pomijania faktycznych wad (gdy model ich nie wykrywa) oraz sporadycznie z błędnego oznaczania poprawnych elementów jako uszkodzone. Przyczynami były głównie ograniczenia zbioru danych – zarówno ilościowe, jak i jakościowe.

Uzyskane rezultaty wskazują, że dokładność wykrywania wad, choć jest już na wysokim poziomie, nadal jest niewystarczająca, aby spełnić założone cele. Modele co prawda osiągnęły przyzwoite wyniki (do ~86% F1 w najlepszym przypadku), jednak błędy omówione powyżej dowodzą, iż system nie jest jeszcze wystarczająco niezawodny. W szczególności braki danych o rzadkich wadach ograniczają dokładność – model nie może nauczyć się tego, czego nie widział wystarczająco często.

9. WZBOGACENIE ZBIORU DANYCH WIZYJNYCH

W związku z koniecznością wzbogacenia (rozszerzenia poprzez zwiększenie liczby przykładów) zbioru danych obrazowych, w szczególności o obrazy wad elementów nawierzchni torowej w zmiennych warunkach środowiskowych i eksploatacyjnych, opracowano koncepcję mobilnego wózka pomiarowego. Jego głównym celem jest umożliwienie akwizycji danych w lokalizacjach niedostępnych dla pojazdów szynowych, takich jak bocznice wyłączone lub częściowo wyłączone z użytkowania, tunele oraz odcinki infrastruktury kolejowej o ograniczonej dostępności operacyjnej [118].

Zastosowanie ręcznego wózka pomiarowego pozwala na rejestrację danych w różnych warunkach oświetleniowych i pogodowych, a także w odniesieniu do szerokiego spektrum typów elementów nawierzchni torowej. Mobilny charakter urządzenia umożliwia szybkie wdrożenie akwizycji na dowolnie wybranym odcinku toru, co stanowi istotne uzupełnienie danych pozyskiwanych dotychczas prototypu systemu zainstalowanego na wózku motorowym WM15-A.

Rozdział ten przedstawia proces definiowania wymagań funkcjonalnych i architektury wózka pomiarowego, a także opisuje wykonane testy i przebieg pozyskiwania danych wizyjnych. Uzyskane w ten sposób dane obrazowe posłużą do douczenia modeli detekcji wad przedstawionych w Rozdziale 8, czego rozwinięcie zaprezentowano w Rozdziale 10.

9.1 Definicja wymagań techniczno-funkcjonalnych wózka pomiarowego

W procesie projektowania wózka pomiarowego pierwszym krokiem było określenie wymagań technicznych i funkcjonalnych, które uwzględniały specyfikę środowiska pracy oraz potrzeby dalszej analizy danych. Wymagania te podzielono na pięć kluczowych obszarów: mobilność i ergonomię, układ sensoryczny, rejestrację i przechowywanie danych, sterowanie i zasilanie oraz odporność na warunki środowiskowe.

Mobilność i ergonomia. Z uwagi na przeznaczenie urządzenia do manualnej obsługi, konstrukcja musiała być lekka, kompaktowa oraz umożliwiać łatwy transport. Do podstawowych wymagań należały:

- Niska masa całkowita – konstrukcja wykonana ze stopów aluminium, umożliwiająca przenoszenie i obsługę przez jedną osobę;

- Łatwość transportu – możliwość przewożenia urządzenia standardowym samochodem dostawczym (np. Renault Kangoo), z opcją demontażu na mniejsze moduły;
- Składana konstrukcja – szybkie rozkładanie i składanie ramy urządzenia;
- Stabilne prowadzenie po torowisku – zastosowanie układu rolek prowadzących i systemu dociskowego eliminującego boczne przesunięcia względem szyn.

Układ sensoryczny. Wymagania dotyczące układu sensorycznego obejmowały możliwość rejestracji obrazów nawierzchni torowej o wysokiej jakości. Do elementów tego obszaru należały:

- System kamer liniowych – możliwość instalacji maksymalnie 5 kamer liniowych Basler Racer 2k Mono raL2048-48gm, rejestrujących obrazy wysokiej rozdzielczości;
- Modularna konfiguracja sensorów – regulacja liczby, położenia i kąta ustawienia kamer;
- Oświetlacze LED – do 4 jednostek BEK-A500-G5T-K-B umożliwiających pomiary w słabym oświetleniu;
- Moduł GPS – zastosowanie odbiornika Navilock NL-6020U do geolokalizacji danych.

Rejestracja i przechowywanie danych. Ze względu na konieczność gromadzenia dużych ilości obrazów o wysokiej rozdzielczości, wymagania wobec systemu rejestracji danych obejmowały:

- Komputer pokładowy – Jetson Xavier NX do akwizycji i wstępnej obróbki obrazów;
- Zewnętrzny nośnik danych – dysk SSD MU-PC2T0R/WW (1 TB) zapewniający szybki zapis i transfer danych;
- Obsługa metadanych – automatyczne przypisywanie czasu i lokalizacji do każdego obrazu.

Sterowanie i zasilanie. System sterowania i zasilania musiał spełniać następujące wymagania techniczne:

- Sterownik PLC Siemens S7-1212C – zarządzanie zasilaniem, synchronizacja sensorów i sygnalizacja stanów systemu;
- Enkoder obrotowy – model I58-H-2500ZCU46RL2 do precyzyjnego pomiaru odległości i synchronizacji obrazów;

- System BMS – zarządzanie bateriami zapewniające bezpieczeństwo ładowania oraz optymalne zużycie energii;
- Akumulatory litowo-jonowe Panasonic EBIKE44 – zapewniające co najmniej 120 minut ciągłej pracy przy pełnym obciążeniu.

Odporność na warunki środowiskowe. Z uwagi na zmienność warunków eksploatacyjnych, konieczne było spełnienie poniższych wymagań środowiskowych:

- Odporność na temperatury od -10°C do +30°C;
- Możliwość pracy przy wilgotności powietrza do 85%;
- Ochrona przed pyłem i wodą – zastosowanie komponentów o klasie szczelności IP65 w kluczowych elementach, takich jak zasilacz i sterownik PLC.

Określając wymagania funkcjonalne i techniczne wózka pomiarowego, uwzględniono jakość akwizycji danych, ergonomię obsługi oraz aspekty związane ze sterowaniem i odpornością środowiskową. Dzięki modularności i możliwości precyzyjnej konfiguracji urządzenie zapewniało wszechstronną akwizycję danych obrazowych w różnych warunkach eksploatacyjnych.

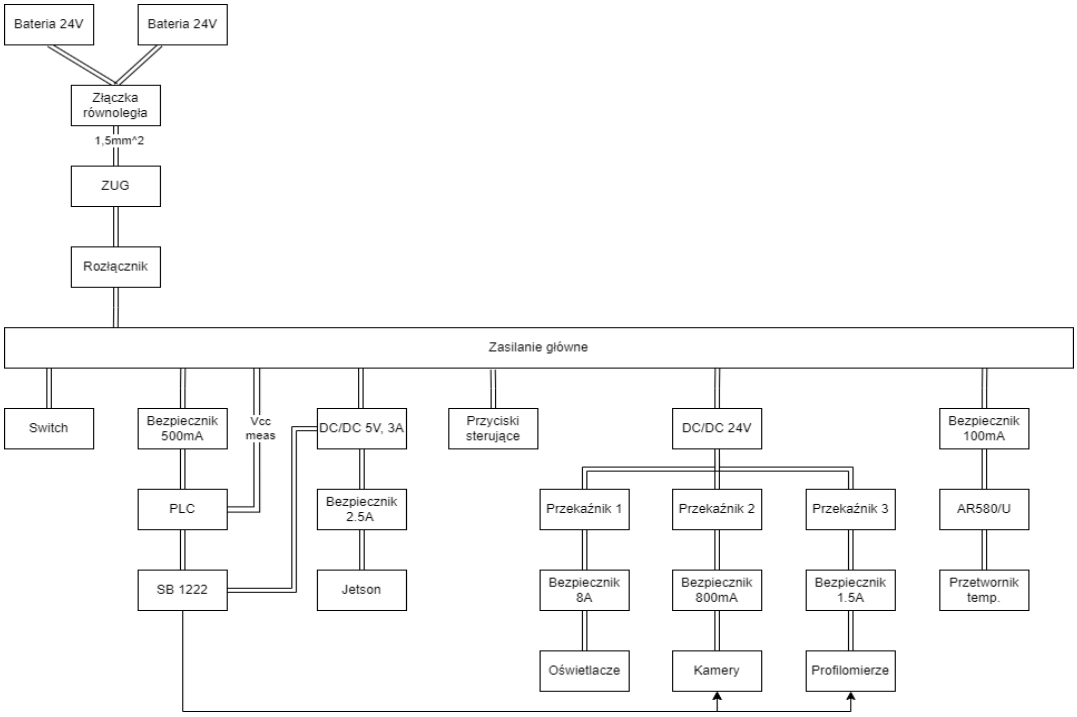
9.2 Architektura systemu wózka pomiarowego

Na podstawie określonych przeze autora wymagań techniczno-funkcjonalnych, przedstawionych szczegółowo w podrozdziale 9.1, opracowano architekturę i wykonano konstrukcję ręcznego wózka pomiarowego.

Architektura wózka pomiarowego uwzględnia trzy zasadnicze moduły funkcjonalne, zapewniające kompleksową realizację zadań inspekcyjnych w zróżnicowanych warunkach torowych. Moduły: moduł jezdny z ramą nośną, moduł sensoryczny oraz moduł sterowania i zasilania. Schemat powiązań pomiędzy głównymi komponentami systemu przedstawiono na Rysunku 35.

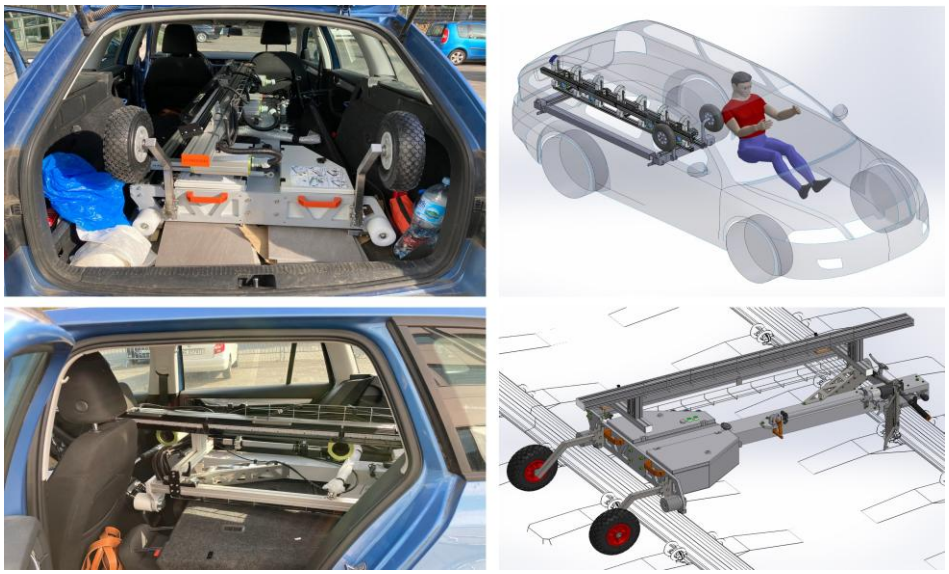
Moduł jezdny i rama nośna. Konstrukcja ramy nośnej została wykonana w całości ze stopów aluminium, aby zapewnić minimalną masę przy zachowaniu odpowiedniej sztywności oraz stabilności prowadzenia urządzenia. Wózek został zaprojektowany w sposób modułowy, umożliwiając szybki montaż i demontaż poszczególnych sekcji bez konieczności stosowania specjalistycznych narzędzi. Zastosowanie zawiasów z mechanizmem blokującym umożliwia składanie ramy do kompaktowych rozmiarów na potrzeby transportu (Rysunek 36).

Rysunek 35 Schemat powiązań pomiędzy aparatami układu automatyki



Źródło: Raport okresowy [118]

Rysunek 36 Wózek pomiarowy w pozycji złożonej (transportowej)



Źródło: Raport okresowy [118]

Za precyzyjne prowadzenie wózka po torowisku odpowiada układ jezdny składający się z odpornych na ścieranie kół tocznych oraz rolek dociskowych, które

eliminują możliwość przesuwania się na boki względem szyn. Dodatkowo, zastosowano specjalnie zaprojektowaną łyżwę prowadzącą, która stabilizuje tor ruchu urządzenia szczególnie podczas jazdy na łukach i przejazdach przez rozjazdy. Tak dobrana konstrukcja pozwala na bezpieczne poruszanie się urządzenia po różnorodnej infrastrukturze kolejowej, minimalizując ryzyko uszkodzeń mechanicznych oraz wpływu drgań na jakość rejestrowanych danych.

Moduł sensoryczny. Kluczowym elementem systemu jest moduł sensoryczny, którego konstrukcja umożliwia precyzyjną rejestrację obrazów nawierzchni torowej. W skład tego modułu wchodzą kamery liniowe Basler Racer 2k Mono raL2048-48gm, których układ mocowania umożliwia regulację ich pozycji oraz kąta względem badanej nawierzchni. Modułowy sposób montażu pozwala na elastyczne dostosowanie konfiguracji do wymagań konkretnego zadania inspekcyjnego.

Integralnym elementem modułu sensorycznego są oświetlacze LED typu BEK-A500-G5T-K-B rozmieszczone tak, by zapewnić równomierne oświetlenie torowiska niezależnie od warunków atmosferycznych. Optymalizacja położenia i kąta padania światła została przeprowadzona w taki sposób, aby minimalizować powstawanie cieni i zapewnić wysoką jakość zarejestrowanych obrazów. Dopełnieniem układu sensorycznego jest odbiornik GPS Navilock NL-6020U, który umożliwia przypisanie współrzędnych geograficznych do każdego zarejestrowanego obrazu, co ma kluczowe znaczenie dla lokalizacji wykrytych wad.

Moduł sterowania i zasilania. Moduł sterowania i zasilania jest odpowiedzialny za zarządzanie pracą sensorów, rejestracją danych oraz zapewnienie stabilnego zasilania całego systemu. Sterowanie realizowane jest przez sterownik PLC Siemens S7-1212C, który pełni funkcję nadrzędnego kontrolera całego układu. Do jego głównych zadań należy synchronizacja pracy kamer oraz oświetlaczy, a także analiza i zarządzanie sygnałami pochodzącymi od enkodera obrotowego I58-H-2500ZCU46RL2, rejestrującego przebytą odległość urządzenia. Sterownik ten umożliwia także monitoring parametrów środowiskowych, takich jak temperatura pracy oraz stan naładowania baterii.

Za obróbkę danych obrazowych oraz ich tymczasowe przechowywanie odpowiada komputer pokładowy Jetson Xavier NX. Komputer wyposażony jest w procesor NVIDIA Carmel ARMv8.2 oraz 384 rdzenie CUDA i 48 rdzeni Tensor, co zapewnia wysoką wydajność podczas przetwarzania obrazów w czasie rzeczywistym

oraz przygotowanie danych do dalszej analizy. Przetworzone obrazy wraz z metadanymi (czas rejestracji, lokalizacja GPS, ustawienia kamery) zapisywane są na dysku SSD o pojemności 1 TB (Samsung MU-PC2T0R/WW), skąd są następnie przesyłane do chmury Azure.

Komunikacja pomiędzy poszczególnymi komponentami systemu realizowana jest przez gigabitowy switch Ethernet Advantech EKI-2728, co zapewnia szybką wymianę danych oraz niezawodne połączenie między komputerem pokładowym, sterownikiem PLC oraz kamerami.

Zasilanie całego systemu zapewniają akumulatory litowo-jonowe Panasonic EBIKE44, umożliwiające ciągłą pracę przez minimum 120 minut. System zarządzania energią (BMS) kontroluje parametry akumulatorów, zabezpieczając je przed przeciążeniem i przegrzaniem. Do ładowania akumulatorów stosowana jest szybka ładowarka typu HGL-320-H-30.

Dla operatora system wyposażono w ergonomiczny panel sterowania z przyciskami sterującymi oraz wskaźnikami LED informującymi o bieżącym stanie pracy urządzenia (np. niski poziom baterii, błędy komunikacyjne). Dodatkowo operator może ręcznie oznaczać rejestrowane obrazy, co usprawnia późniejszą analizę danych.

Zaprojektowana architektura systemu ręcznego wózka pomiarowego spełnia wszystkie założenia funkcjonalne oraz techniczne przedstawione w podrozdziale 9.1. System ten umożliwia niezawodne zbieranie i synchronizację danych obrazowych w różnych warunkach eksploatacyjnych, pozwalając na ich efektywne wykorzystanie do dalszych analiz i rozwoju algorytmów uczenia maszynowego.

9.3 Pozyskiwanie danych wizyjnych z wykorzystaniem wózka pomiarowego

Wszystkie realizowane pomiary poprzedzone były ustaleniem celu i szczegółowego planu badań. Pomiary zróżnicowane zostały w zależności od pogody, miejsca oraz typu testów (np.: testy uruchomieniowe, software'u, hardware'u). Typowane było, jakie obiekty są priorytetowe (wady podkładów, wady szyn), przy jakich warunkach (np. pełne nasłonecznienie, opady deszczu) i w jaki sposób wykonywać pomiary (czas, dystans, itd.). Każdy dzień testowy opisywany był indywidualnie wraz z procedurą i instrukcją testów. Po wykonaniu testów raportowany był ich przebieg, rezultat, napotkane problemy i ewentualne wnioski. Zebrane dane pomiarowe przekazywane były z przenośnego dysku twardego urządzenia wizyjnego do chmury Azure w celu dalszej analizy.

W pierwszym etapie przeprowadzono testy uruchomieniowe w zamkniętym pomieszczeniu, w stałych warunkach, bez udziału czynników zewnętrznych. Pozwoliło to na wstępne skalibrowanie wszystkich czujników i wyregulowanie całego urządzenia od strony mechanicznej i elektronicznej. Kolejnym krokiem było sprawdzenie zachowania wózka pomiarowego na rzeczywistym odcinku infrastruktury kolejowej. W tym celu wytypowano wyłączone z użytkowania fragmenty bocznicy kolejowej znajdującej się na terenie byłych zakładów Fabryki Samochodów Osobowych na warszawskim Targówku (FSO). Wykonane tam testy pozwoliły na wykrycie najbardziej istotnych problemów i wytypowaniu potencjalnych rozwiązań.

Następnym etapem było zebranie pierwszych próbek danych, pozwalających określić ich jakość. W pierwszej kolejności pomiarom poddano torowiska na bocznicach terenu FSO. Po serii kalibracji oświetlaczy, czujników i doborze odpowiednich parametrów optycznych, urządzenie trafiło na bocznicę PKP Intercity S.A. na warszawskim Grochowie.

Ostatnim miejscem testowym była nawierzchnia torowa na bocznicy kolejowej zakładów chemicznych CIECH Sarzyna S.A. w Nowej Sarzynie. Każda z powyższych lokalizacji umożliwiła akwizycję danych w różnych warunkach, co pozwoliło rozszerzyć zbiory danych treningowych dla opracowywanych modeli sieci neuronowych. Przykładowe miejsca pomiarowe zostały przedstawione na Rysunku 37.

Typy i rodzaje testów. Testy uruchomieniowe, a także późniejsza akwizycja danych, należało przeprowadzić we wszystkich możliwych warunkach środowiskowych w celu zmaksymalizowania użyteczności wózka pomiarowego i wytypowania skrajnych warunków pracy. W tym celu zrealizowano różne scenariusze dotyczące warunków atmosferycznych, oświetleniowych, rodzajów badanych torowisk i elementów występujących w ich obrębie.

Natężenie światła. Było jednym z kluczowych zagadnień badanym przy pomocy wózka pomiarowego z punktu widzenia poprawność zbieranych danych. Przeprowadzone zostały testy z różną wysokością oraz kątem padania światła generowanego przez oświetlacze. Po dobraniu optymalnej pozycji oświetlaczy, wykonano próby zbierania danych w całym spektrum natężenia światła słonecznego, od zupełnego braku (0 Lux), zbieranie danych w nocy symulowane w hali bez oświetlenia, poprzez wykonywanie pomiarów w warunkach zachmurzenia (200 Lux), po całkowite nasłonecznienie (12000 Lux).

Rysunek 37 Urządzenie wizyjne w pozycji pomiarowej



Źródło: Opracowanie własne

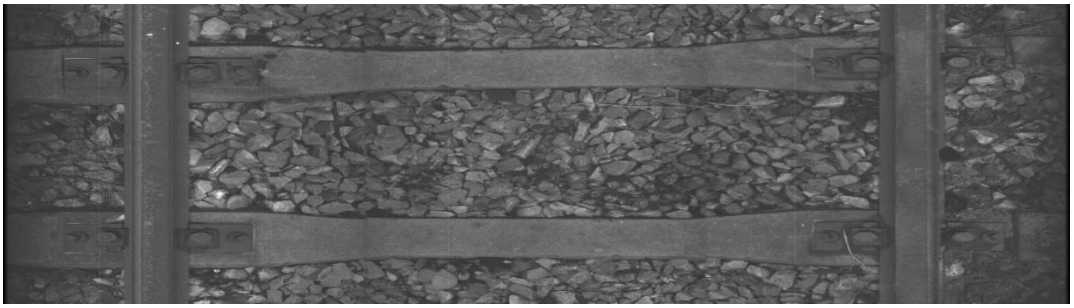
Typy podkładów. To kolejny z istotnych obszarów przeprowadzanych testów, szczególnie w kontekście wzbogacenia zbiorów danych wad podkładów drewnianych. Badając torowiska Bocznic na Targówku, Grochowie i w Nowej Sarzynie udało się wykonać zdjęcia drewnianym (Rysunek 38) i betonowym (Rysunek 39) podkładom w różnym stanie degradacji (pęknięcia, wykruszenia, gnicie, itd.).

Rysunek 38 Przykład obrazów pozyskanych z wózka pomiarowego - drewniane podkłady



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Rysunek 39 Przykład obrazów pozyskanych z wózka pomiarowego - betonowe podkłady



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Opady. Od początku były brane pod uwagę jako kolejny rodzaj testów do przeprowadzenia. Pierwsze testy z mokrym torowiskiem przeprowadzano na torowiskach FSO. W tym celu jedna szyna i połowa podkładów były polewane wodą, dzięki czemu na jednym zdjęciu widać było różnicę między mokrym, a suchym torowiskiem (Rysunek 40). W dalszej kolejności przeprowadzone zostały pomiary w trakcie opadów deszczu i śniegu. Ostatnia próba polegała na wykonaniu pomiarów z pokrywą śnieżną na torowisku (Rysunek 41). Zgodnie z przypuszczeniami testy przyniosły negatywny wynik: przez pokrycie torowiska śniegiem nie ma możliwości wykrycia wad podkładów i przytwierdzeń szyn.

Rysunek 40 Lewa część torowiska polana wodą, prawa część sucha



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Rysunek 41 Całkowicie zaśnieżone torowisko



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Ciała obce. To pewnego rodzaju anomalia, jeżeli chodzi o składową nawierzchni torowej, w kontekście badania go przez sztuczną inteligencję. W celu dostarczenia danych wejściowych dla modeli sieci neuronowych odnośnie innych obiektów, które mogą wystąpić na zdjęciach i nie są typowym elementem torowiska, jak np. dodatkowa szyna czy przewody, należało zebrać dane z różnymi ciałami obcymi. Zarówno na terenie FSO, jak i bocznicy Warszawa Grochów udało się znaleźć rzeczywiste przykłady, takie jak: butelki, puszki, folie (Rysunek 42).

Rysunek 42 Ciała obce na nawierzchni torowej



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Liście na nawierzchni torowej. Są szczególnym przypadkiem zagadnienia ciał obcych. Jest to najczęściej występujący typ obiektów, które nie są charakterystycznym, stałym elementem torowiska. W trakcie zbierania danych udało się zlokalizować wielokrotnie fragmenty dróg kolejowych, które były przykryte w różnym stopniu liśćmi (Rysunek 43).

Rysunek 43 Liście zalegające na nawierzchni torowej



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Zachwaszczenie. To kolejny ważny aspekt, zarówno w kontekście samego procesu przeprowadzania pomiarów, jak i oceny stanu torowiska. Od strony mechanicznej, duży poziom zachwaszczenia podkładów, uniemożliwia płynne i swobodne poruszanie się wózka pomiarowego, co może prowadzić do blokowania kół i zakłóceń w generowanych zdjęciach. Z punkty widzenia działania algorytmów analizy obrazu krzewy, gałęzie, łodygi, itd. to kolejne elementy, istotne dla prawidłowej pracy systemu, dlatego obrazy z różnym poziomem zachwaszczenia nawierzchni torowej (Rysunek 44) były niezwykle wartościowe. Większość ze zgromadzonych danych udało się uzyskać badając wyłączone z użytkowania torowiska na terenie FSO oraz na terenie zakładów chemicznych w Nowej Sarzynie.

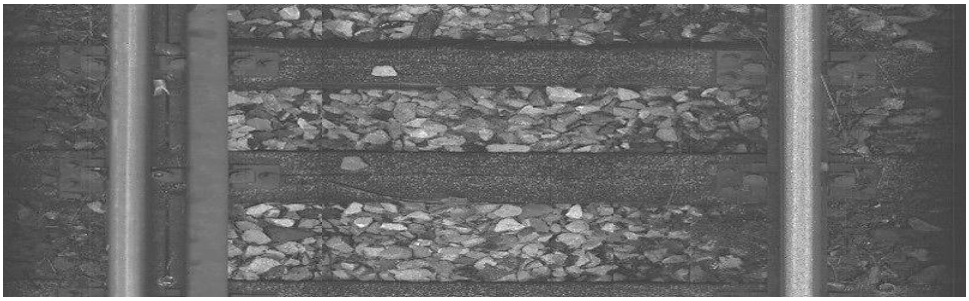
Inne elementy infrastruktury torowej. Występujące z mniejszą częstotliwością, takie jak trzecia szyna w torze (Rysunek 45), przejazdy kolejowe różnych typów (Rysunek 46), kanał kolejowy (Rysunek 47), są równie cennymi obiektami do badania w kontekście trenowania modeli uczenia maszynowego. Wszystkie wyżej wymienione elementy zlokalizowane zostały na terenie bocznicy PKP Intercity S.A. Warszawa Grochów.

Rysunek 44 Przykład zachwaszczonej nawierzchni torowej



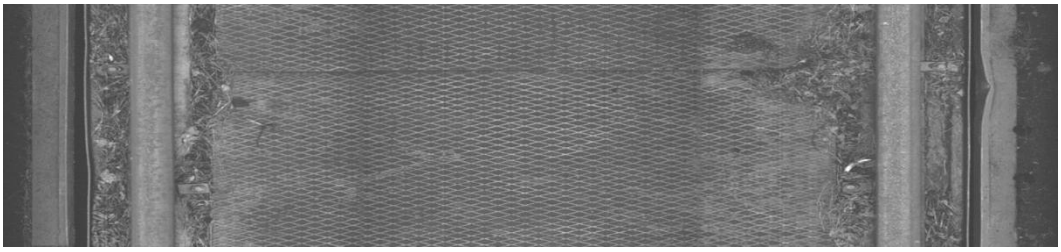
Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Rysunek 45 Przykład nawierzchni torowej z trzecią szyną



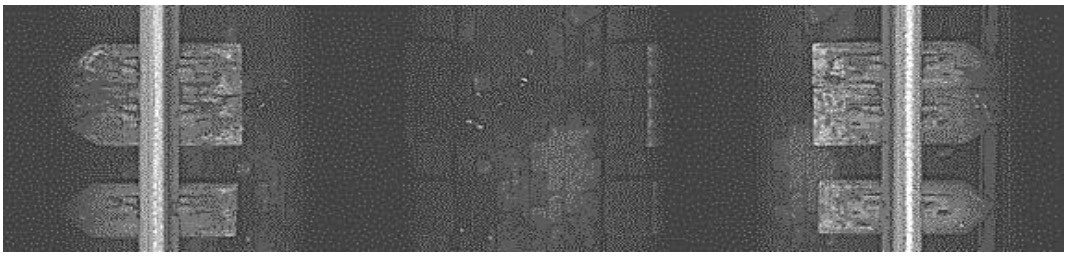
Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Rysunek 46 Przykładowy przejazd kolejowy



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Rysunek 47 Techniczny kanał kolejowy



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez wózek pomiarowy

Wnioski i wprowadzone modyfikacje.

Przeprowadzone scenariusze badawcze przyczyniły się w znacznym stopniu do udoskonalenia całego systemu pomiarowego, zarówno od strony mechanicznej, jak i od strony modeli sieci neuronowych. Dzięki łatwości ponownej kalibracji urządzenia i realizowania pomiarów w różnych wariantach liczby kamer, rodzaju oświetlaczy i geometrycznego ustawienia czujników, udało się uzyskać najlepsze parametry optyczne, a co za tym idzie, dokładniejsze obrazy uzyskiwane zarówno z wózka pomiarowego, jak i z prototypu systemu wizyjnego zainstalowanego na wózku motorowym WM15-A. Sposób łączenia zdjęć został dopracowany w oparciu o wyżej wymienione ustawienia czujników. Dzięki mobilnej konstrukcji urządzenia możliwe było pozyskiwanie zdjęć z nawierzchni torowej wyłączonej z ruchu, charakteryzującej się znacznym poziomem degradacji, jak również prowadzenie obserwacji niezależnie od warunków atmosferycznych i pory roku.

10. DOUCZENIE MODELI SIECI NEURONOWYCH NA ROZSZERZONYM ZBIORZE DANYCH

Pierwsze testy przeprowadzone z wykorzystaniem opracowanych wcześniej modeli sieci neuronowych wskazały, że jakość automatycznego wykrywania wad nawierzchni torowej była niewystarczająca do spełnienia założonych wymagań praktycznych. Przykładowo, model klasyfikujący wady szyn osiągał wyniki F1-score na poziomie około 81–82%, podczas gdy oczekiwana przez zarządców infrastruktury dokładność identyfikacji wad plasuje się na poziomie co najmniej 90%. Należy jednak zaznaczyć, że żadna obowiązująca norma lub standard nie określają precyzyjnie minimalnej wymaganej wartości dokładności dla tego typu systemów diagnostyki wizyjnej.

Główną przyczyną zaobserwowanego problemu był ograniczony oraz niezrównoważony zbiór danych treningowych, szczególnie niedostatek przykładów rzadziej występujących uszkodzeń infrastruktury kolejowej. Modele sieci neuronowych, dysponując ograniczoną liczbą przykładów treningowych, nie były w stanie prawidłowo generalizować wiedzy, co skutkowało tendencją do pomijania niektórych wad. Konieczne stało się zatem znaczące rozszerzenie bazy danych wizyjnych, by zwiększyć dokładność detekcji.

Zebrane przy użyciu wózka pomiarowego dane posłużyły do rozbudowy zbioru obrazów nawierzchni torowej wykorzystywanych w procesie uczenia modeli. Ujęcia wykonane w zróżnicowanych warunkach oświetleniowych, na różnych tłach i przy odmiennych stanach technicznych toru pozwoliły zwiększyć reprezentatywność i różnorodność materiału treningowego. Docelowo założono zgromadzenie około 1000 nowych zdjęć obejmujących kluczowe elementy torowiska (szyny, podkłady oraz mocowania). Nowe dane zostały poddane szczegółowej anotacji i włączone do istniejącego zbioru treningowego. Istotnym etapem prac było również zbalansowanie klas, poprzez zwiększenie liczby przykładów zawierających wady. Pozwoliło to na uniknięcie dominacji obrazów pozbawionych wad oraz poprawę dokładności modeli w wykrywaniu rzadszych typów wad.

W kolejnych podrozdziałach zaprezentowano szczegółowe wyniki oceny jakości detekcji wad szyn i podkładów z wykorzystaniem rozszerzonego zbioru danych. Porównano także dokładność modeli sieci neuronowych przed oraz po rozszerzeniu danych wizyjnych [119].

10.1 Ocena jakości wykrywania wad szyn

Rozszerzenie bazy danych przyniosło wyraźną poprawę dokładności detekcji wad szyn. Pierwotny model osiągał około 82% dokładności F1 przy precyzji ~82% i czułości ~81%. Tak niska dokładność oznaczała, że model często nie rozpoznawał wad szyn – większość popełnianych błędów stanowiły false negatives, czyli zaklasyfikowanie wadliwego odcinka szyny jako sprawnego. Po rozszerzeniu zbioru danych i ponownym wytrenowaniu sieci zauważono istotny wzrost metryk. Nowy model osiągnął ~90% F1-score (zarówno precyzja, jak i czułość sięgnęły ~90%) na zbiorze testowym. Spełniono tym samym minimalny próg dokładności ~90% wymagany dla praktycznych systemów wizyjnych przez zarządców infrastruktury kolejowej. Poprawa wyniku o około 8 punktów procentowych F1 wynika w dużej mierze ze zbalansowania klas w treningu – po dodaniu nowych zdjęć udział próbek z wadami szyn wzrósł z zaledwie 23% do 50% (czyli pełnego zrównoważenia), co przedstawia Tabela 28. Model „nauczył się" rozpoznawać wady, które wcześniej były niedoreprezentowane, co zaowocowało znacznym spadkiem liczby pominiętych wad.

Porównanie wartości miar jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad szyn na zbiorze testowych przedstawiono na Tabeli 29. Z kolei na Rysunku 48 przedstawiono macierz pomyłek dla modelu po rozszerzeniu zbioru danych. Macierz pokazuje, że błędy pojawiają się głównie dla klasy *brak wady*. Oznacza to, iż zaktualizowany model znacznie rzadziej pomija rzeczywiste wady (poprawa czułości), kosztem niewielkiego wzrostu liczby fałszywych alarmów – sporadycznie oznacza on zdrowy odcinek szyny jako wadliwy. Bilans jest jednak zdecydowanie pozytywny: sieć wykrywa niemal wszystkie wady szyn, a jej ogólna dokładność znacząco wzrosła. Jest to bezpośredni efekt zwiększenia liczby przykładów wadliwych szyn w treningu oraz wyrównania proporcji klas, co potwierdza skuteczność przyjętego podejścia do rozszerzenia zbioru danych.

Tabela 28 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wad szyn po zbalansowaniu danych

Podzbiór	0	1
treningowy	386 (50%)	386 (50%)
walidacyjny	97 (50.3%)	96 (49.7%)
testowy	54 (50%)	54 (50%)

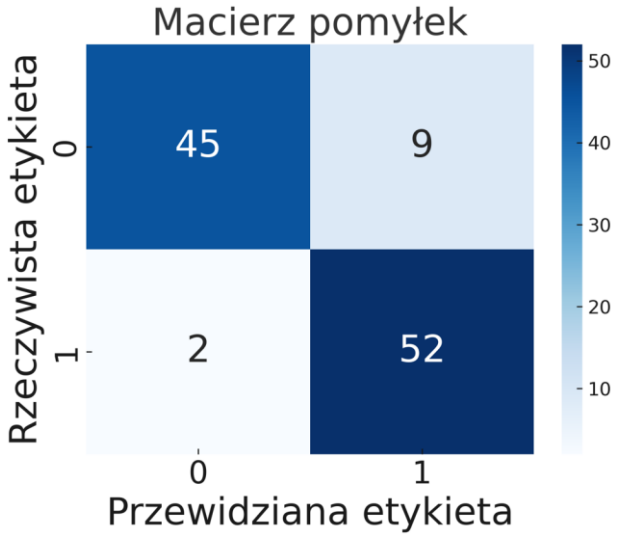
Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

Tabela 29 Wartości miar jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad szyn na zbiorze testowym.

Wersja modelu	Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
Przed rozszerzeniem zbioru danych	0,81	0,82	0,81	0,82
Po rozszerzeniu i zbalansowaniu zbioru danych	0,9	0,91	0,9	0,9

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

Rysunek 48 Macierz pomyłek zbioru testowego dla nowego modelu do klasyfikacji binarnej wad szyn



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

10.2 Ocena jakości wykrywania wad podkładów drewnianych

W przypadku klasyfikacji wad podkładów drewnianych rozszerzenie zbioru danych przyniosło istotne korzyści, znacząco poprawiając jakość predykcji modelu. Początkowo model został wytrenowany na niezbilansowanym zbiorze, w którym znacznie przeważały podkłady bez wad (69.7%) względem uszkodzonych (30.3%) w podzbiorze treningowym. Podobne proporcje zachowano w zbiorach walidacyjnym i testowym. Taki podział danych spowodował, że model silnie uprzywilejował klasę negatywną, co skutkowało licznymi błędami typu false negatives – model często nie wykrywał rzeczywistych wad podkładów drewnianych.

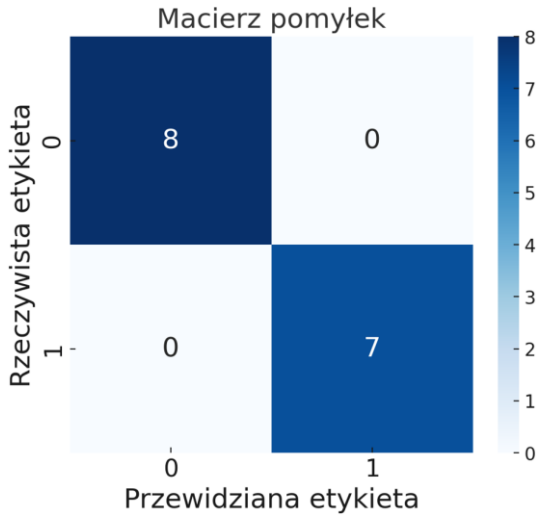
W celu poprawy jakości klasyfikatora przeprowadzono rozszerzenie zbioru danych oraz jego zbalansowanie, co znacząco zwiększyło liczbę przykładów wadliwych podkładów drewnianych. Nowy model został wytrenowany na zbiorze, w którym obie klasy miały zbliżoną liczbę obserwacji, co pozwoliło poprawić czułość klasyfikatora na wady. Rozszerzony zbiór danych przedstawia Tabela 30. W rezultacie, model wytrenowany na zaktualizowanych danych osiągnął dokładność 1, co oznacza, że wszystkie próbki w zbiorze testowym zostały poprawnie sklasyfikowane (Rysunek 49). W porównaniu z poprzednią wersją modelu, nowa architektura oparta na AlexNet znacząco poprawiła dokładność detekcji wad, co przedstawia Tabela 31.

Tabela 30 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji nowego modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady podkładów drewnianych

Podzbiór	0	1
treningowy	127 (51.6%)	119 (48.4%)
walidacyjny	15 (50%)	15 (50%)
testowy	8 (53.3%)	7 (46.7%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

Rysunek 49 Macierz pomyłek dla zbioru testowego dla nowego modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

Szczególnie istotna jest redukcja błędów false negatives, co oznacza, że sieć znacznie skuteczniej wykrywa rzeczywiste wady, eliminując wcześniejszą skłonność do

ich pomijania. Dodatkowo, zmiany w kryteriach przypisywania etykiet oraz odpowiednie dopasowanie wag poprawiły zdolność modelu do generalizacji.

Podsumowując, uzyskane wyniki pokazują, że rozszerzenie i zbilansowanie zbioru danych było kluczowe dla poprawy dokładności modelu. Dalsza rozbudowa bazy danych, zwłaszcza o próbki pochodzące z różnych środowisk eksploatacyjnych, powinna dodatkowo zwiększyć odporność modelu na nowe przypadki oraz poprawić jego zastosowanie w rzeczywistych warunkach kolejowych.

Tabela 31 Wartości miar jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych na zbiorze testowym

Wersja modelu	Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
Przed rozszerzeniem zbioru danych	0,83	0,84	0,83	0,82
Po rozszerzeniu i zbalansowaniu zbioru danych	1	1	1	1

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

10.3 Ocena jakości wykrywania wad podkładów betonowych

Dla klasyfikacji stanu technicznego podkładów betonowych zastosowano analogiczną metodę, uzyskując znaczącą poprawę jakości działania modelu. Sieć neuronowa ucząca się rozpoznawania pęknięć i ubytków w podkładach betonowych była trenowana na zbiorze zawierającym porównywalną liczbę obrazów zdrowych i wadliwych podkładów. W efekcie już wstępne wyniki wskazywały na najwyższą dokładność spośród wszystkich rozważanych kategorii – dotychczas uzyskano około 86% F1-score (precyzja 86%, czułość 87%). Model ten osiąga więc bazowo lepsze rezultaty niż analogiczne sieci dla szyn czy podkładów drewnianych, co wynika m.in. z wyraźnych cech charakterystycznych wad betonowych podkładów (pęknięcia i wyszczerbienia są stosunkowo łatwe do wizualnej identyfikacji). Niemniej ambicją autora jest dalsze zwiększenie osiąganej dokładności.

Po rozszerzeniu i zbalansowaniu zbioru danych (Tabela 32) uzyskano lepszą jakość modelu na poziomie F1 95%. Taki wynik oznacza, że klasyfikator niemal bezbłędnie odróżnia podkłady wadliwe od wolnych od wad. Porównanie wartości miar

jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad podkładów betonowych na zbiorze testowym przedstawiono w Tabeli 33.

Tabela 32 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji nowego modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady podkładów betonowych

Podzbiór	0	1
treningowy	140 (53,8%)	120 (46,2%)
walidacyjny	35 (53%)	31 (47,0%)
testowy	20 (52,6%)	18 (47,4%)

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

Rozszerzenie i zbalansowanie zbioru danych znacząco poprawiło dokładność modelu, zwiększając F1-score z 86% do 95%, co świadczy o jego zdolności do rozróżniania podkładów wadliwych od wolnych od wad. Uzyskane wyniki potwierdzają, że zwiększenie liczby próbek oraz ich bardziej równomierny podział między klasy pozytywnie wpływa na zdolność modelu do generalizacji i skutecznej detekcji wad.

Tabela 33 Wartości miar jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad podkładów betonowych na zbiorze testowym

Wersja modelu	Dokładność	Precyzja	Czułość	F1
Przed rozszerzeniem zbioru danych	0,86	0,86	0,87	0,86
Po rozszerzeniu i zbalansowaniu zbioru danych	0,95	0,95	0,96	0,95

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

10.4 Porównanie jakości modeli przed i po rozszerzeniu zbioru danych wizyjnych

Tabela 34 porównuje dokładność modeli przed i po rozszerzeniu zbioru danych. Wzrost precyzji, czułości i F1-score pokazuje poprawę w wykrywaniu wad szyn oraz podkładów drewnianych i betonowych. Kluczowe było zwiększenie liczby przykładów i zbalansowanie klas, co znacząco poprawiło skuteczność modeli.

Douczenie na rozszerzonym zbiorze danych potwierdziło zasadność tego podejścia – jakość detekcji wzrosła we wszystkich kategoriach. Modele osiągnęły F1 na poziomie 90–95% dla szyn i podkładów betonowych oraz 100% dla podkładów drewnianych, spełniając, a nawet przekraczając założone kryteria dokładności.

Tabela 34 Podsumowanie wartości miar jakości poprzednich modeli oraz nowych modeli do klasyfikacji wad szyn, podkładów drewnianych i betonowych

Kategoria wad	**Precyzja (przed)**	**Czułość (przed)**	**F1-score (przed)**	**Precyzja (po)**	**Czułość (po)**	**F1-score (po)**
Wady szyn	82%	81%	82%	91%	90%	90%
Wady podkładów drewnianych	84%	83%	82%	100%	100%	100%
Wady podkładów betonowych	86%	87%	86%	95%	96%	95%

Źródło: Opracowanie własne na podstawie zebranego zbioru danych [119]

Zbalansowanie klas w zbiorze treningowym pozwoliło ograniczyć liczbę błędów typu false negatives, co znacząco poprawiło niezawodność systemu. Dodanie brakujących przykładów umożliwiło rozpoznawanie rzadziej występujących wad, czyniąc model skuteczniejszym.

Wyniki potwierdzają, że większy wolumen i różnorodność danych poprawiają efektywność sieci neuronowych. Stanowi to podstawę do dalszego zbierania danych i doskonalenia algorytmów. Planuje się wdrożenie modeli w realnych warunkach i ich bieżące douczanie.

Wysoka jakość klasyfikatorów umożliwia implementację algorytmów oceny degradacji torów. Detekcja wad może być podstawą analizy progresji uszkodzeń i predykcji zużycia elementów infrastruktury, co może się przełożyć na lepsze planowanie remontów i poprawę strategii utrzymania.

11. BUDOWA I BADANIA FINALNEJ WERSJI SYSTEMU DIAGNOSTYCZNEGO DO INSPEKCJI WIZYJNEJ NAWIERZCHNI TOROWEJ W WARUNKACH EKSPLOATACYJNYCH

Na podstawie przeprowadzonych analiz, testów i doświadczeń podczas badań, opracowano finalną wersję systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej. System ten stanowi zwieńczenie prac mających na celu stworzenie kompletnego, funkcjonalnego rozwiązania do automatycznego wykrywania wad szyn oraz podkładów kolejowych w rzeczywistych warunkach eksploatacyjnych.

W niniejszym Rozdziale przedstawiono wymagania techniczno-funkcjonalne, jakim powinien sprostać system, jego architekturę sprzętowo-programową, sposób integracji z pojazdem kolejowym oraz wyniki testów przeprowadzonych na docelowej infrastrukturze. Opisane elementy stanowią podstawę do dalszej walidacji technologii i jej ewentualnej certyfikacji, a także umożliwiają określenie potencjału wdrożeniowego rozwiązania w skali przemysłowej.

11.1 Wymagania techniczno-funkcjonalne systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej

Projektowanie docelowego systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej jest kluczowym etapem w procesie przejścia od prototypu do w pełni funkcjonalnego rozwiązania gotowego do wdrożenia w rzeczywistych warunkach eksploatacyjnych. Bazując na doświadczeniach zdobytych podczas testów wstępnych oraz wynikach analizy dokładności modeli sieci neuronowych, określono szczegółowe wymagania techniczne i funkcjonalne dla finalnej wersji systemu.

Opracowywany system ma za zadanie zapewnić kompleksową i wiarygodną ocenę szyn oraz podkładów poprzez akwizycję, analizę i interpretację danych wizyjnych. Wymagania dla takiego systemu podzielono na kilka kluczowych kategorii, uwzględniając funkcjonalność urządzenia, bezpieczeństwo użytkowania, niezawodność oraz warunki operacyjne, w jakich system będzie funkcjonował.

Wszystkie wymagania dotyczące docelowego systemu diagnostycznego zostały opracowane przez autora niniejszej pracy we współpracy z zarządcami infrastruktury kolejowej oraz podmiotami odpowiedzialnymi za jej utrzymanie, w tym Network Rail UK, Metro Copenhagen, Polskie Linie Kolejowe Centrum Diagnostyki, PKP SKM

w Trójmieście oraz PKP Intercity S.A., Biuro Infrastruktury. Wymagania te uwzględniają rzeczywiste potrzeby eksploatacyjne i diagnostyczne, które zostały zidentyfikowane podczas konsultacji oraz testów prototypowych wersji systemu. Kluczowym celem było zapewnienie, że finalne rozwiązanie spełni oczekiwania użytkowników w zakresie niezawodności, dokładności detekcji oraz łatwości integracji z obecnie stosowanymi narzędziami diagnostycznymi i utrzymaniowymi.

11.1.1 Wymagania funkcjonalne

Podstawową funkcją systemu diagnostycznego jest monitorowanie stanu nawierzchni torowej, obejmujące detekcję wad poszczególnych elementów infrastruktury oraz automatyczne obliczania stopnia degradacji tych elementów. Z tego względu system wizyjny powinien zapewniać:

- Pełne pokrycie obszaru inspekcji – kamery powinny analizować całą szerokość podkładów kolejowych, co oznacza konieczność akwizycji obrazu na obszarze do 2,6 metra. Tylko w ten sposób możliwe będzie skuteczne wykrywanie wad zarówno na szynach i podkładach, a docelowo w kolejnych wersjach systemu przytwierdzenia oraz podsypkę;
- Działanie w różnych warunkach oświetleniowych – system powinien funkcjonować niezależnie od pory dnia i nocy, co oznacza konieczność zastosowania odpowiedniego oświetlenia wspomagającego lub kamer dostosowanych do pracy w niskim natężeniu światła;
- Praca w szerokim zakresie prędkości – system powinien być zdolny do prowadzenia inspekcji w zakresie prędkości od 1 do 160 km/h, co umożliwi jego instalację zarówno na wolniejszych pojazdach inspekcyjnych, jak i pociągach poruszających się z większymi prędkościami;
- Odporność na zmiany obciążenia pojazdu – urządzenie nie powinno być podatne na wahania masy pociągu, co oznacza, że jego działanie nie może być zakłócone przez zmienne warunki dynamiczne wynikające z masy ładunku przewożonego przez pojazd;
- Zapis i przechowywanie danych – urządzenie powinno posiadać możliwość archiwizacji wyników pomiarów przez co najmniej 14 dni, przy założeniu codziennej inspekcji 400 km torowiska. Konieczne jest także skorelowanie obrazów z metadanymi, takimi jak lokalizacja i czas rejestracji.

11.1.2 Wymagania związane z bezpieczeństwem

Ze względu na warunki pracy w ruchu kolejowym, system powinien być zaprojektowany z uwzględnieniem norm bezpieczeństwa i niezawodności. Obejmuje to:

- Zgodność ze skrajnią pojazdu – wszystkie elementy systemu powinny mieścić się w granicach skrajni pojazdu, na którym zostanie zamontowane urządzenie. Oznacza to konieczność precyzyjnego projektowania i montażu systemu w taki sposób, aby nie naruszał on dopuszczalnych gabarytów i nie stwarzał zagrożenia dla infrastruktury kolejowej oraz innych pojazdów;
- Mechaniczne zabezpieczenia systemu – w celu minimalizacji ryzyka uszkodzenia systemu oraz jego komponentów, urządzenie powinno posiadać dodatkowe mechaniczne zabezpieczenia w postaci lin lub łańcuchów asekuracyjnych. Mają one zapobiegać przypadkowemu oderwaniu się urządzenia lub jego elementów od pojazdu podczas eksploatacji, zwłaszcza w przypadku nieprzewidzianych wstrząsów czy awarii podczas montażu;
- Ochronę przed ingerencją zewnętrzną – system powinien być odporny na celowe uszkodzenia oraz nieautoryzowany dostęp. Obejmuje to zastosowanie odpowiednich obudów zabezpieczających elementy elektroniczne przed wandalizmem i kradzieżą, a także odpowiednie uszczelnienia chroniące urządzenie przed kurzem, wilgocią i innymi zanieczyszczeniami mogącymi wpłynąć na jego funkcjonowanie;
- Odporność na oddziaływania elektromagnetyczne (EMC) - urządzenie powinno spełniać normy kompatybilności elektromagnetycznej (EMC), aby nie generować zakłóceń w systemach sterowania ruchem kolejowym (np. ETCS, GSM-R) oraz innych urządzeniach pokładowych pojazdu. Dodatkowo system sam nie powinien być podatny na zakłócenia elektromagnetyczne występujące w środowisku kolejowym, w tym w pobliżu sieci trakcyjnej;
- Odporność na wstrząsy i wibracje - system powinien być przystosowany do pracy w warunkach dynamicznych, gdzie występują znaczące wibracje i wstrząsy generowane przez pojazd kolejowy w ruchu. Konieczne jest zapewnienie odpowiedniej konstrukcji amortyzującej oraz zastosowanie komponentów odpornych na mechaniczne obciążenia. Wymagania w tym zakresie powinny być zgodne z odpowiednimi normami dotyczącymi urządzeń montowanych na pojazdach szynowych;

- Wykonanie z materiałów niepalnych - wszystkie elementy systemu powinny być wykonane z materiałów spełniających normy palnościowe obowiązujące dla komponentów stosowanych w pojazdach kolejowych. Oznacza to, że obudowy, okablowanie oraz inne istotne elementy muszą charakteryzować się odpornością na zapłon oraz niską emisją dymu i toksycznych substancji w przypadku pożaru.

11.1.3 Wymagania dotyczące obsługi systemu diagnostycznego

Aby zapewnić wygodną eksploatację i konserwację systemu, konieczne jest spełnienie następujących warunków:

- Autonomiczne zasilanie – urządzenie powinien posiadać własny magazyn energii zapewniający ciągłą pracę przez co najmniej 4 godziny, z możliwością integracji z systemem zasilania pojazdu;
- Łatwy dostęp serwisowy – konstrukcja powinna umożliwiać dostęp do kluczowych komponentów systemu bez konieczności demontażu całej jednostki z pojazdu;
- Diagnostyka lokalna i zdalna – system powinien umożliwiać przeprowadzenie diagnostyki poprzez port serwisowy, a także oferować opcję zdalnego monitorowania i testowania działania urządzenia.

11.1.4 Warunki pracy urządzenia

Aby system mógł skutecznie funkcjonować w różnych warunkach środowiskowych, powinien spełniać określone kryteria dotyczące odporności na czynniki atmosferyczne:

- Odporność na temperatury, wilgotność i opady – urządzenie powinno być przystosowane do pracy w warunkach zimowych, letnich oraz w środowisku o wysokim stopniu zapylenia, co wymaga zastosowania odpowiednich materiałów oraz systemów zabezpieczających elektronikę;
- Zdolność do pracy przez cały rok – system powinien działać w trybie całorocznym, z wyjątkiem sytuacji, gdy podtorze jest całkowicie zakryte, np. grubą warstwą śniegu.

11.1.5 Wymagania dotyczące niezawodności i dostępności

Aby urządzenie mogło być stosowane w praktycznych warunkach eksploatacyjnych, konieczne jest zapewnienie jego wysokiej niezawodności oraz odpowiedniego poziomu dostępności. W tym celu system wizyjny powinien:

- Zapewniać poziom niezawodności na poziomie 95% – oznacza to, że urządzenie powinno być w pełni operacyjne przez co najmniej 95% czasu eksploatacji, wyłączając okresy konserwacji i przeglądów technicznych;
- Być zaprojektowany z myślą o 10-letniej eksploatacji – system powinien charakteryzować się trwałością i wytrzymałością, umożliwiającą co najmniej 10 lat pracy bez konieczności wymiany głównych komponentów, pod warunkiem stosowania się do zaleceń serwisowych;
- Być modułowy i kompatybilny z różnymi pojazdami – konstrukcja powinna umożliwiać łatwą adaptację systemu do różnych typów pojazdów kolejowych, ograniczając wymagania montażowe do zastosowania dedykowanych elementów mocujących.

11.1.6 Wymagania dotyczące prezentacji wyników i integracji z systemami użytkownika

Aby zapewnić pełną funkcjonalność operacyjną i ułatwić użytkownikowi końcowemu analizę wyników inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej, system diagnostyczny powinien być wyposażony w odpowiednie mechanizmy prezentacji danych oraz eksportu wyników do dalszej analizy. Obejmuje to zarówno funkcjonalność wizualizacji wyników inspekcji, jak i możliwość ich przetwarzania w systemach użytkownika.

- Integracja z aplikacją użytkownika – system powinien umożliwiać integrację wyników z aplikacją użytkownika końcowego, w której dane będą mogły być analizowane w sposób wygodny i intuicyjny. Aplikacja ta powinna prezentować pełen zakres informacji na temat wykrytych wad infrastruktury torowej, zapewniając operatorowi szybki i czytelny dostęp do wyników inspekcji;
- Eksport danych do plików analitycznych - system powinien umożliwiać generowanie wyników automatycznej analizy degradacji nawierzchni torowej w formacie Excel (lub innym kompatybilnym, np. CSV). Taka funkcjonalność pozwoli użytkownikowi na dogłębną analizę danych, tworzenie statystyk

i wykresów dotyczących wykrytych uszkodzeń oraz podejmowanie decyzji o koniecznych działaniach utrzymaniowych;

- Prezentacja pierwotnych (surowych) danych - system powinien umożliwiać użytkownikowi dostęp do surowych danych dotyczących wykrytych uszkodzeń. Powinno to obejmować informacje o wykrytej wadzie, lokalizację wady oraz wizualizację obrazu danego wskazania;
- Automatyczne alerty dla krytycznych wad - w przyszłości system powinien być wyposażony w funkcję automatycznego generowania alertów w przypadku wykrycia krytycznych uszkodzeń infrastruktury torowej. Obecnie funkcjonalność ta nie jest dostępna, jednak docelowo powinna zostać zaimplementowana w celu szybszego reagowania na potencjalnie niebezpieczne sytuacje. Alerty mogłyby być wysyłane do użytkownika w formie powiadomień w aplikacji lub wiadomości e-mail, co pozwoliłoby na szybkie podjęcie działań naprawczych.

11.1.7 Analiza znaczenia zmiany w kontekście wdrożenia systemu diagnostycznego

W ramach funkcjonowania systemów zarządzania bezpieczeństwem (SMS) i utrzymania (MMS), przewoźnicy kolejowi, zarządcy infrastruktury oraz podmioty odpowiedzialne za utrzymanie (ECM) mają obowiązek przeprowadzania analizy znaczenia zmiany, jeśli nowy system może wpłynąć na bezpieczeństwo systemu kolejowego.

Zgodnie z Rozporządzeniem Komisji Europejskiej 402/2013, każda zmiana techniczna lub operacyjna musi zostać oceniona pod kątem jej wpływu na bezpieczeństwo. W przypadku systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej, istotne jest określenie czy wprowadzenie nowego urządzenia może wpływać na bezpieczeństwo operacyjne, np. poprzez ewentualne interferencje z innymi systemami pojazdu lub możliwość błędnej interpretacji wyników diagnostycznych.

Ocena znaczenia zmiany powinna uwzględniać sześć kluczowych kryteriów:

1. Skutki awarii – potencjalne zagrożenia wynikające z błędnego działania systemu, np. niewykrycia istotnej wady torowiska;
2. Monitorowanie – możliwość bieżącej kontroli funkcjonowania systemu i wykrywania jego ewentualnych nieprawidłowości;
3. Innowacyjność – stopień nowatorskości rozwiązania oraz brak wcześniejszych doświadczeń eksploatacyjnych z podobnymi systemami;

4. Złożoność – poziom skomplikowania systemu oraz jego integracja z innymi urządzeniami i systemami pojazdu;
5. Odwracalność – możliwość szybkiego wycofania systemu w przypadku wykrycia poważnych problemów bezpieczeństwa;
6. Dodatkowość – ocena czy wprowadzenie systemu nakłada nowe wymagania na procesy eksploatacyjne i utrzymaniowe.

W przypadku uznania zmiany za znaczącą, konieczne jest przeprowadzenie pełnej analizy ryzyka zgodnie z metodologią określoną w Rozporządzeniu 402/2013. Proces ten obejmuje identyfikację potencjalnych zagrożeń, ich szacowanie oraz określenie środków bezpieczeństwa mających na celu minimalizację ryzyka.

Należy podkreślić, że analiza znaczenia zmiany oraz ocena ryzyka są procesami niezbędnymi do formalnego wdrożenia nowego elementu systemu na kolei. Jednakże, zagadnienia te wykraczają poza zakres niniejszej pracy doktorskiej. Wskazano je tutaj jako kluczowy aspekt regulacyjny, którego spełnienie jest wymagane przed praktycznym wdrożeniem systemu inspekcji wizyjnej w warunkach operacyjnych.

Na podstawie określonych wymagań technicznych i funkcjonalnych, rozpoczęto prace nad konstrukcją docelowej wersji systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej. Proces ten podzielono na trzy główne etapy:

1. Prace konstrukcyjne – obejmujące rozmieszczenie podzespołów, opracowanie mocowań oraz dostosowanie konstrukcji urządzenia do wymagań montażowych pojazdów kolejowych.
2. Prace elektroniczne – związane z doborem oraz integracją komponentów elektronicznych, w tym kamer, jednostek obliczeniowych oraz systemów przechowywania danych.
3. Prace programistyczne – mające na celu dostosowanie oprogramowania systemu inspekcji wizyjnej, optymalizację algorytmów przetwarzania obrazu oraz wdrożenie nowych funkcjonalności w zakresie diagnostyki i analizy wyników.

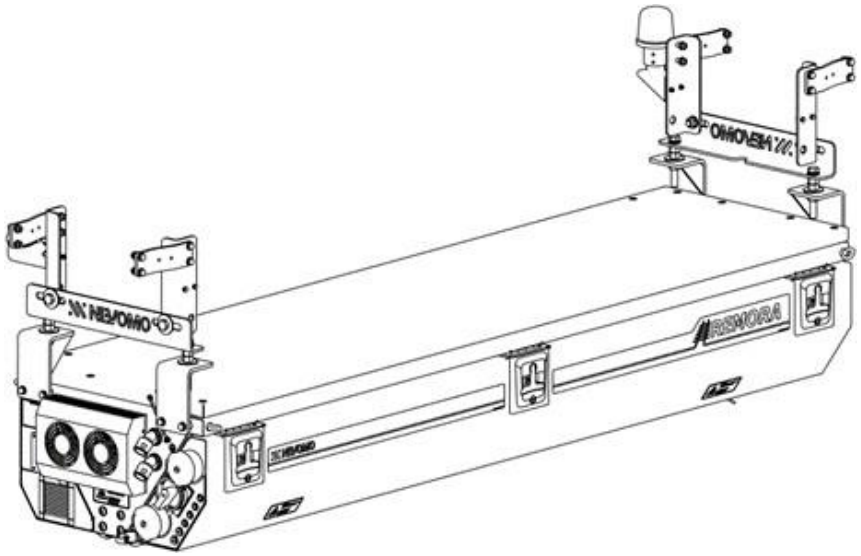
Realizacja tych etapów pozwoliła na opracowanie w pełni funkcjonalnego demonstratora technologii, który posłuży jako podstawa do dalszych badań i testów w warunkach rzeczywistych, stanowiąc kluczowy krok w kierunku wdrożenia systemu na szeroką skalę w obszarze utrzymania infrastruktury kolejowej.

11.2 Architektura systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej

Architektura systemu diagnostycznego została opracowana z uwzględnieniem określonych wcześniej wymagań techniczno-funkcjonalnych. Celem było opracowanie modułowego rozwiązania, które zapewni skuteczną inspekcję szyn i podkładów kolejowych w warunkach rzeczywistych oraz łatwą integrację z różnymi typami pojazdów kolejowych.

Na wysokim poziomie system składa się z komponentów mechanicznych, elektronicznych oraz oprogramowania diagnostycznego. Podstawowa struktura mechaniczna urządzenia opiera się na głównym module diagnostycznym, wyposażonym w zestaw kamer liniowych zamontowanych na belce optycznej oraz oświetlacze LED, co zilustrowano na Rysunku 50.

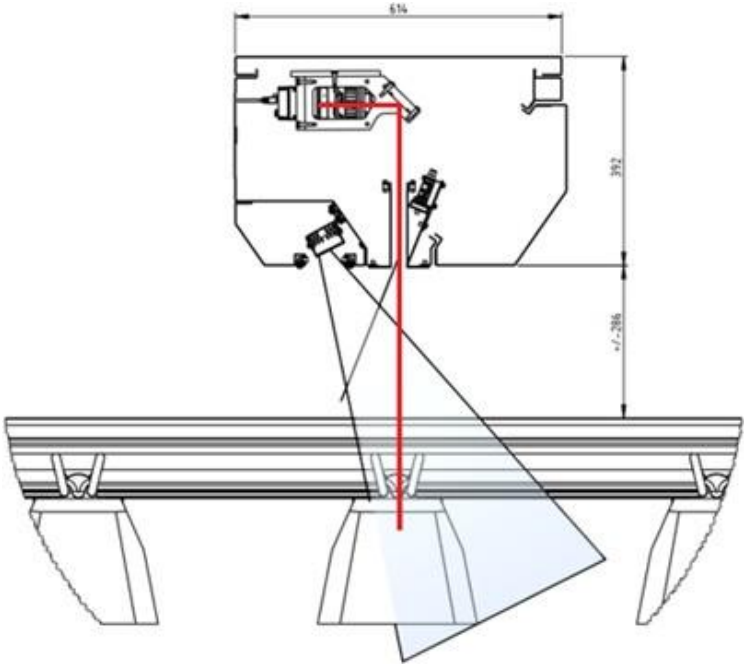
Rysunek 50 Urządzenie diagnostycznego wraz z mocowaniami



Źródło: Raport końcowy [119]

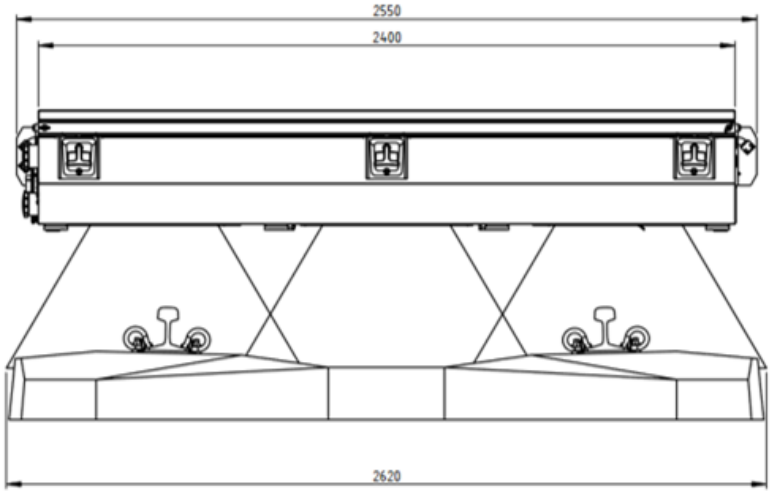
Kamery te, dzięki zastosowaniu zwierciadeł odbijających światło o 90 stopni (Rysunek 51), zapewniają pełne pokrycie szerokości torowiska do 2620 mm, zgodnie z wymaganiami funkcjonalnymi (Rysunek 52). Konstrukcja mechaniczna urządzenia zapewnia ochronę przed czynnikami zewnętrznymi (klasa szczelności IP65) oraz odporność na drgania i wstrząsy zgodną z normą EN 61373.

Rysunek 51 Widok położenia i sposobu działania zwierciadeł kamer



Źródło: Raport końcowy [119]

Rysunek 52 Zakres działania kamer liniowych



Źródło: Raport końcowy [119]

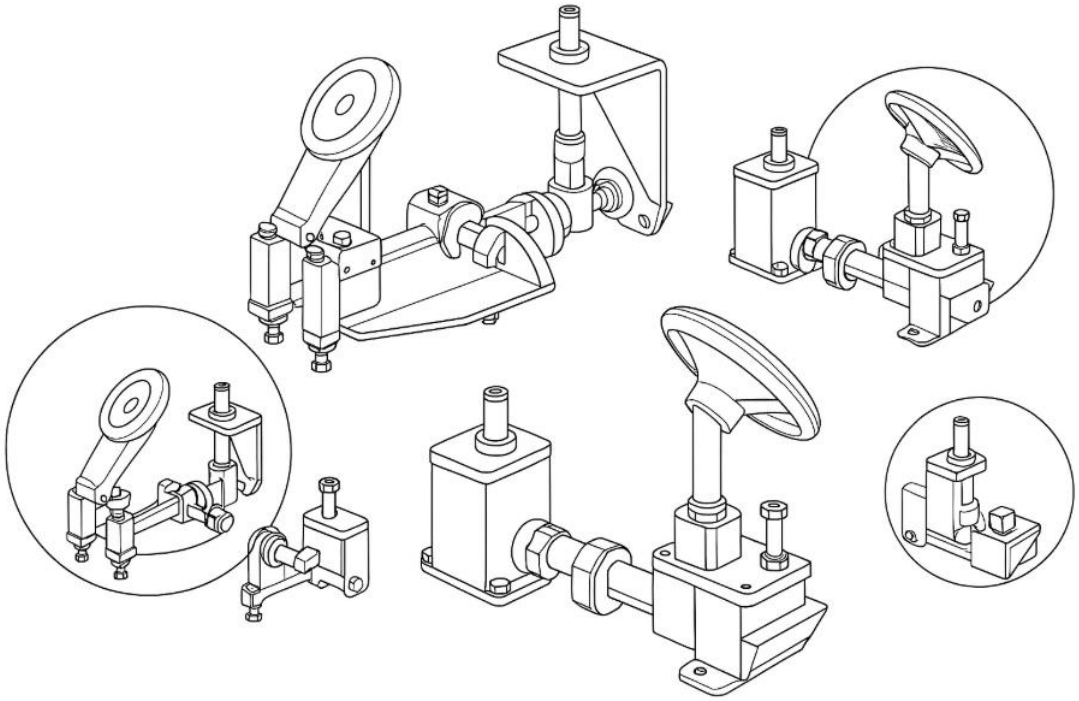
Komponenty elektroniczne obejmują przede wszystkim kamery liniowe wysokiej rozdzielczości, dalmierze laserowe oraz jednostkę obliczeniową – komputer pokładowy. Za synchronizację i zarządzanie pracą systemu odpowiada sterownik PLC Siemens S7-1214C. Transmisja danych realizowana jest poprzez sieć Ethernet oraz router LTE zapewniający zdalny dostęp do wyników diagnostycznych. System elektroniczny

uwzględnia także autonomiczne zasilanie oparte na akumulatorach LiFePO4, zapewniających co najmniej 4 godziny pracy urządzenia bez zasilania zewnętrznego.

Oprogramowanie systemu jest podzielone na trzy moduły: sterujący, akwizycji danych oraz komunikacyjny. Moduł sterowania (PLC) odpowiada za cykl pomiarowy, kalibrację kamer na podstawie odczytów z dalmierzy oraz zarządzanie energią. Moduł akwizycji, działający na komputerze pokładowym, synchronizuje dane pomiarowe z informacjami geolokalizacyjnymi oraz zapisuje je na dyskach SSD, umożliwiając późniejszą analizę. Moduł komunikacyjny pozwala na eksport wyników do aplikacji użytkownika końcowego oraz generowanie raportów.

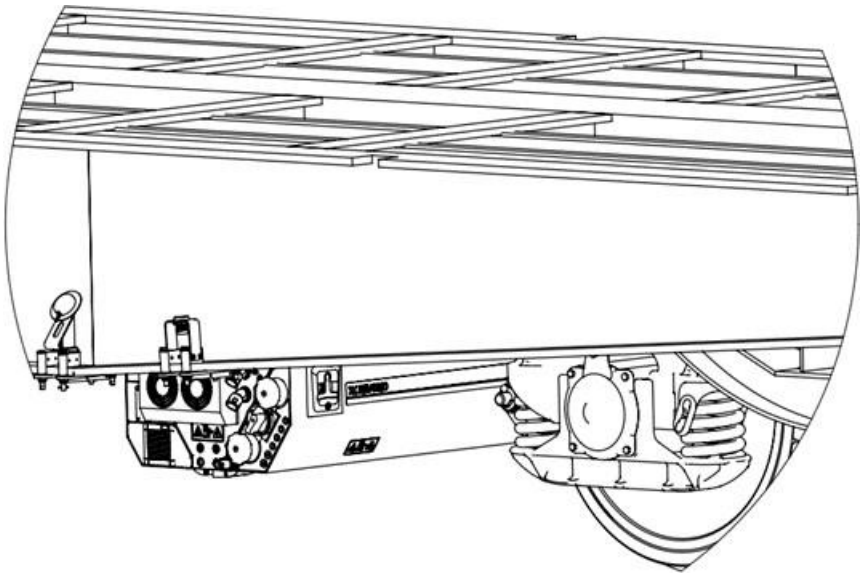
Integracja urządzenia z pojazdem kolejowym została przeprowadzona przy użyciu dedykowanych uchwytów montażowych, zapewniających stabilność i bezpieczeństwo mocowania bez ingerencji w konstrukcję pojazdu (Rysunek 53 i 54). Anteny komunikacyjne zamontowano na zewnątrz pojazdu, optymalizując jakość transmisji danych. Przeprowadzony montaż oraz konfiguracja systemu na wózku motorowym WM15-A umożliwiły przeprowadzenie testów w rzeczywistych warunkach eksploatacyjnych (Rysunek 55).

Rysunek 53 Widok izometryczny uchwytów dla wózka motorowego WM15-A



Źródło: Raport końcowy [119]

Rysunek 54 Widok uchwytów montażowych i urządzenia zamocowanego na wózku motorowym



Źródło: Raport końcowy [119]

Rysunek 55 System diagnostyczny zintegrowany z wózkiem motorowym WM15-A



Źródło: Opracowanie własne

W efekcie zastosowana architektura sprzętowo-programowa spełnia wszystkie zdefiniowane wymagania, umożliwiając skuteczne, niezawodne i bezpieczne prowadzenie inspekcji nawierzchni torowej w środowisku kolejowym. Finalna konfiguracja systemu przeszła pomyślnie testy stacjonarne, potwierdzające gotowość do dalszych etapów walidacji. W dalszej części Rozdziału szczegółowo zostaną omówione

wyniki badań systemu diagnostycznego w warunkach eksploatacyjnych, których celem było zweryfikowanie działania systemu w rzeczywistym środowisku kolejowym oraz potwierdzenie jego skuteczności w praktycznych zastosowaniach diagnostycznych.

11.3 Badania systemu diagnostycznego w warunkach eksploatacyjnych

Celem badań systemu diagnostycznego przeprowadzonych w warunkach eksploatacyjnych było zweryfikowanie jego dokładności, stabilności oraz zgodności z założonymi wymaganiami techniczno-funkcjonalnymi. Testy prowadzono w styczniu i lutym 2024 roku na torach testowych bocznicy kolejowej Warszawa Grochów, obejmując szeroki zakres warunków pogodowych oraz oświetleniowych, co pozwoliło na kompleksową ocenę gotowości systemu do praktycznego wdrożenia.

Testy eksploatacyjne obejmowały szczegółową weryfikację działania kluczowych modułów, w tym akwizycji obrazu, synchronizacji pomiarów prędkości, działania dalmierzy, stabilności systemu zasilania oraz zarządzania energią, a także skuteczności montażu urządzenia na pojeździe kolejowym WM15-A. W niniejszym podrozdziale przedstawiono przebieg, wyniki oraz podjęte działania optymalizacyjne.

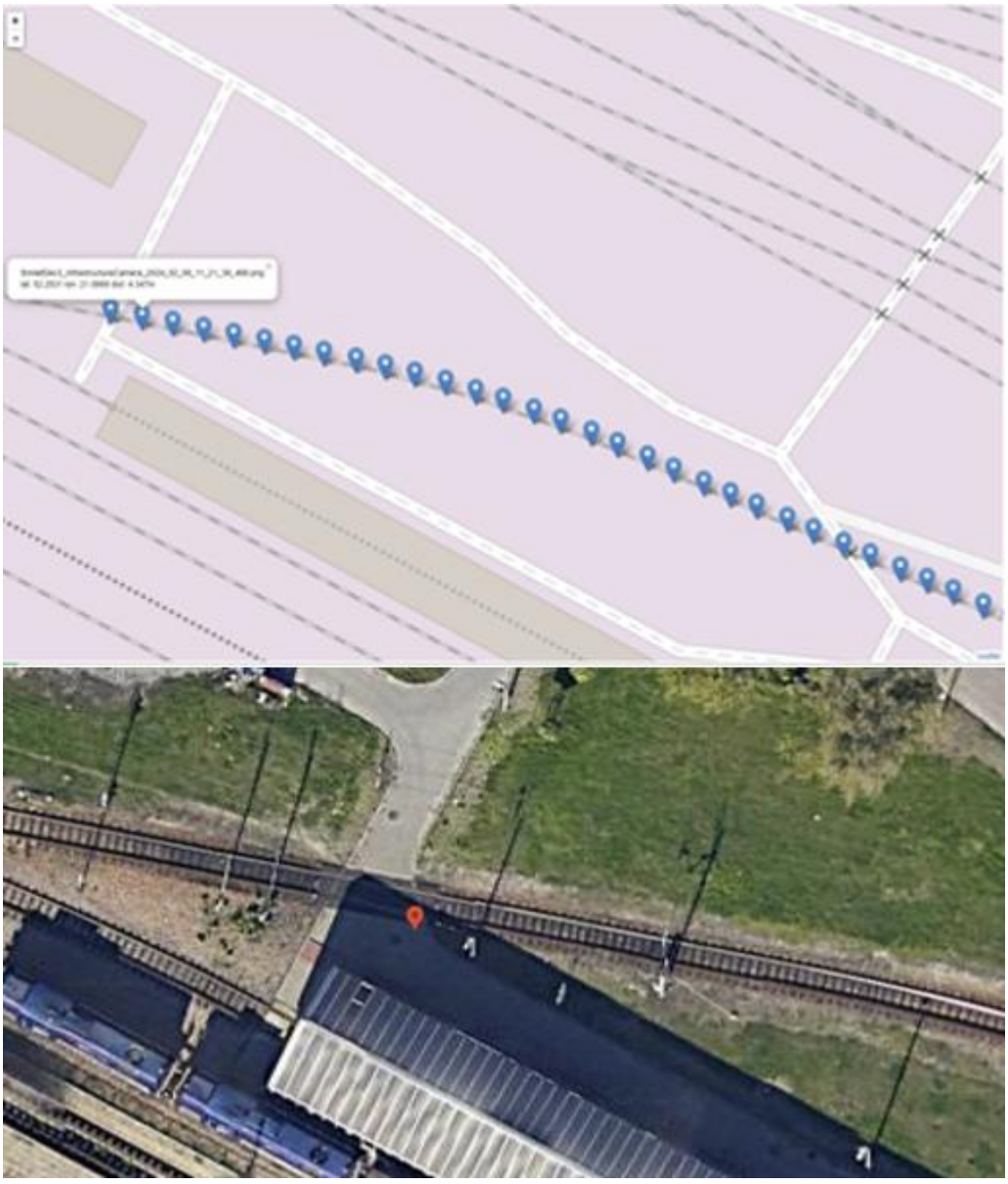
Przeprowadzone badania uwzględniały następujące kluczowe obszary:

Weryfikacja działania systemu w różnych warunkach atmosferycznych. Testy realizowane były zarówno w warunkach dziennych, jak i nocnych. Zakres temperatur podczas testów wynosił 4°C do 9°C. Testy realizowano w trakcie opadów deszczu oraz przy zmiennym zachmurzeniu. Szczególną uwagę poświęcono odporności urządzenia na wilgoć. W wyniku obserwacji stwierdzono drobne przenikanie wilgoci do komory elektroniki, co spowodowało wprowadzenie dodatkowych elementów uszczelniających oraz zmodyfikowanie systemu wentylacji w celu lepszego odprowadzania wilgoci. Ponadto zastosowano powłoki hydrofobowe na obiektywach kamer, skutecznie redukujące wpływ kropli wody na jakość zdjęć.

Poprawność synchronizacji prędkości i pozycjonowania. Kluczowym aspektem było zapewnienie poprawności pomiarów prędkości pojazdu oraz precyzyjnej synchronizacji danych pomiarowych. Podczas testów porównano dane z trzech źródeł: enkodera osi pojazdu, systemu nawigacji inercyjnej (INS) oraz odbiornika GPS. Wyniki wykazały, że INS zapewnia najbardziej stabilne pomiary dzięki wysokiej częstotliwości próbkowania (200 Hz). GPS wykazywał większe rozbieżności w warunkach dynamicznych oraz przy niskich prędkościach, co skłoniło do zastosowania algorytmów

uśredniania odczytów INS i enkodera. Zastosowano również korekty offsetu pozycji INS względem GPS, co znacząco poprawiło dokładność rejestrowanych danych (Rysunek 56).

Rysunek 56 Pozycja uzyskana na podstawie GPS oraz INS w trakcie przejazdów testowych Odległość pomiędzy pojedynczymi zdjęciami: MIN: 4.018m | MAX: 4.353m



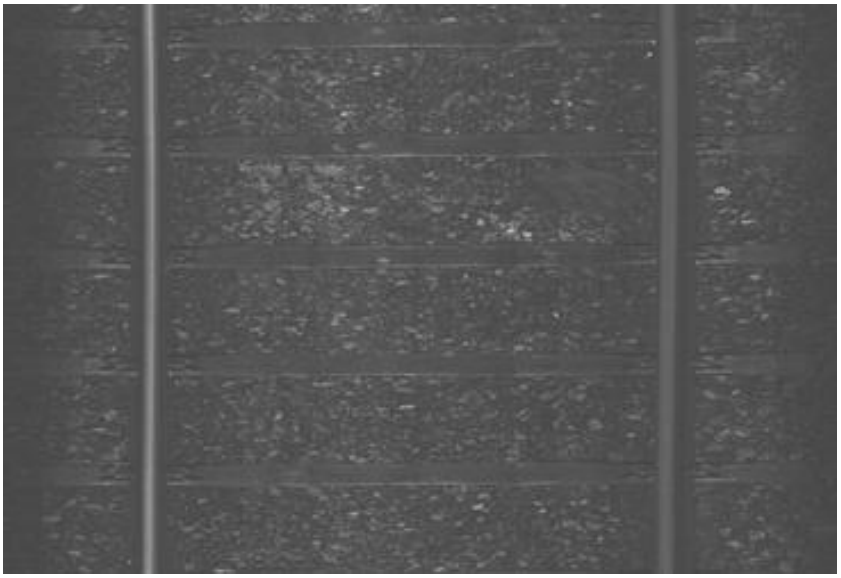
Źródło: Opracowanie własne

Akwizycja obrazów nawierzchni torowej.

Szczegółowe testy akwizycji obrazów przeprowadzono w różnych konfiguracjach, uwzględniając parametry docinania oraz blendingu obrazów. Początkowo odnotowano problemy z nadpisywaniem ustawień kalibracyjnych, które

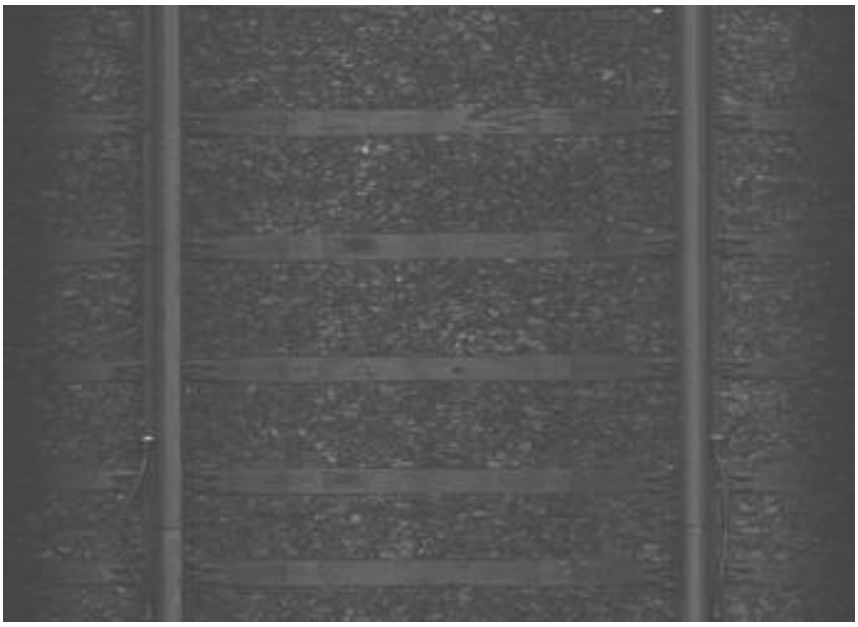
skutkowały zapisaniem zdjęć z nieprawidłowymi parametrami. Wprowadzone modyfikacje algorytmu kalibracji zapewniły stabilność konfiguracji. Testy potwierdziły, że optymalnym ustawieniem dla zachowania jakości obrazu jest zastosowanie docinania na poziomie 57 pikseli z blendingiem 8 pikseli (Rysunki 57-59).

Rysunek 57 Zdjęcie nawierzchni torowej bez docinania obrazu



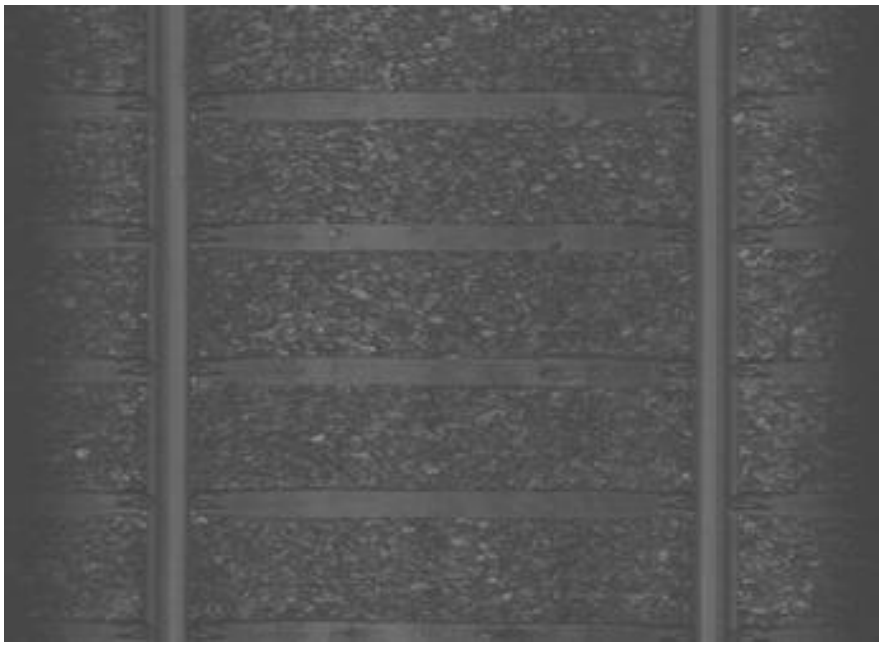
Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez system wizyjny [119]

Rysunek 58 Zdjęcie nawierzchni torowej ze skonfigurowanym docinaniem ustawionym na 57px



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez system wizyjny [119]

Rysunek 59 Zdjęcie nawierzchni torowej z docinaniem ustawionym na 57px i blendingiem ustawionym na 8px



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęcia wykonanego przez system wizyjny [119]

Analiza działania dalmierzy w różnych warunkach torowych. Badania skuteczności dalmierzy laserowych przeprowadzono na odcinkach prostych, łukach oraz rozjazdach. Dalmierze działały stabilnie na prostych odcinkach, natomiast na torach krzywoliniowych zauważono problemy ze stabilnością pomiarów wynikające ze spadania wiązki laserowej z powierzchni szyn. Wdrożone zostały zmiany w konfiguracji filtrów pomiarowych (zastosowanie mediany z maksymalną liczbą próbek), co znacząco zredukowało błędy pomiarowe. Pomimo tego, dalsze prace nad integracją dalmierzy z innymi sensorami, takimi jak INS, zostały uznane za celowe w celu dalszej poprawy jakości pomiarów.

Stabilność zasilania i zarządzania energią. Testy stabilności napięcia wykazały krótkotrwałe spadki napięcia do poziomu 21,5V przy pełnym obciążeniu urządzenia, co powodowało awaryjne wyłączenia sterownika PLC. Aby temu zaradzić, obniżono próg wyłączenia awaryjnego do 20,5V, wprowadzono procedurę sekwencyjnego uruchamiania komponentów oraz przeprowadzono szczegółową analizę okablowania zasilającego. Rozważana jest również wymiana przewodów na większy przekrój w celu ograniczenia strat napięcia.

Wydajność przetwarzania i transferu danych. Ważnym elementem oceny systemu była analiza efektywności przetwarzania i transferu danych. Podczas przejazdu 100 km system generował około 81 GB danych, których transfer na zewnętrzny nośnik zajmował około 14 minut. Stwierdzono również, że do synchronizacji danych obrazu z danymi pozycji optymalnym rozwiązaniem jest wykorzystanie INS, który zapewniał precyzję na poziomie 4,2 m ±0,2 m, przy wyraźnej przewadze nad rozwiązaniami opartymi wyłącznie na GPS.

Bezpieczeństwo i stabilność montażu. Ostatnim elementem badań była weryfikacja stabilności mechanicznego montażu urządzenia na pojeździe kolejowym. System został zainstalowany na wózku motorowym WM15-A zgodnie z opracowaną wcześniej procedurą montażu. Podczas testów nie zaobserwowano żadnych niepożądanych ruchów czy luzów urządzenia. Pomiary mocowań po zakończeniu testów potwierdziły trwałość oraz odporność konstrukcji na warunki eksploatacyjne.

Wnioski końcowe z badań. Przeprowadzone testy potwierdziły, że system diagnostyczny skutecznie spełnia większość założonych wymagań funkcjonalnych, zapewniając stabilną pracę w różnorodnych warunkach eksploatacyjnych. Wprowadzone modyfikacje, szczególnie w zakresie kalibracji, zarządzania energią oraz konfiguracji dalmierzy, znacząco poprawiły niezawodność systemu. Mimo zauważonych ograniczeń, dalsza optymalizacja oraz integracja systemu z dodatkowymi czujnikami są zalecane jako kolejne kroki w celu pełnego wdrożenia technologii w warunkach operacyjnych.

Wyniki testów eksploatacyjnych przedstawione w tym podrozdziale stanowią podstawę do dalszego doskonalenia systemu diagnostycznego oraz jego praktycznego wdrożenia na infrastrukturze kolejowej. W kolejnym etapie badań przewidziano walidację algorytmu do automatycznego obliczania stopnia degradacji szyn i podkładów, która umożliwi potwierdzenie dokładności opracowanego modelu diagnostycznego. Po zakończonej walidacji opisano testy finalnej wersji systemu na otwartej linii kolejowej.

12. WYZNACZANIE STOPNIA DEGRADACJI SZYN I PODKŁADÓW Z WYKORZYSTANIEM DANYCH Z NOWEGO SYSTEMU WIZYJNEGO

W Rozdziale 3 przedstawiono koncepcję autorskiego sposobu oceny degradacji szyn i podkładów z wykorzystaniem danych z systemu wizyjnego. Rozdział 12 opisuje implementację tego algorytmu z wykorzystaniem opracowanego urządzenia diagnostycznego wspieranego przez sztuczną inteligencję. Przedstawiono przykładowe obliczenia wskaźników degradacji szyn i podkładów, proces walidacji modeli z wykorzystaniem średniego błędu bezwzględnego (MAE) w odniesieniu do ocen eksperckich, dokonano tabelarycznego porównania wyników systemu i eksperta, a także sformułowano wnioski końcowe dotyczące skuteczności opracowanego rozwiązania.

12.1 Implementacja i testy algorytmu do oceny stopnia degradacji szyn i podkładów

Aby zilustrować sposób działania algorytmu, przedstawiono przykładowe obliczenia dwóch kluczowych wskaźników degradacji: G_s (stopień degradacji szyn) oraz G_p (stopień degradacji podkładów). Wskaźniki te są obliczane na podstawie danych pozyskanych z testów systemu wizyjnego.

12.1.1 Wskaźnik G_s (stopień degradacji szyn) – analiza stopnia degradacji dla pojedynczego zdjęcia

Algorytm dzieli obraz szyny na niewielkie segmenty (tzw. *okienka* analizy) i identyfikuje w nich występowanie wad. Następnie obliczana jest *frakcja uszkodzonych okienek* (stosunek liczby segmentów z wadami do łącznej liczby segmentów) oraz *średnia odległość między wadami* (odwrotnie proporcjonalna do zagęszczenia wad). Końcowy wskaźnik G_s stanowi znormalizowaną kombinację tych dwóch wielkości, przy czym większą wagę nadano frakcji wad (domyślnie 70%) niż średniej odległości między nimi (30%), co zostało opisane w Rozdziale 3.

Rysunek 60 ilustruje wyniki automatycznej analizy stopnia degradacji szyn przeprowadzonej przez algorytm zaimplementowany do opracowanego systemu wizyjnego. Zdjęcie pochodzi z testów prototypu przeprowadzonych na bocznicy Warszawa Grochów i przedstawia fragment torowiska o długości 4,2 m podzielony na segmenty analizy, które zostały poddane ocenie przez algorytmy sztucznej inteligencji pod kątem wykrytych wad.

Na podstawie zdjęcia (Rysunek 60) system automatycznie identyfikuje poszczególne sekcje szyn, dzieląc je na mniejsze odcinki (*split intervals*). Dla każdego z tych odcinków przeprowadzono ocenę występowania wad, a następnie wyznaczono wskaźniki opisujące stopień degradacji. Istotnymi parametrami uwzględnionymi w analizie są:

- Odsetek segmentów zawierających wady (*frac_splits_with_defects*), który określa, jaka część badanej szyny została zakwalifikowana jako wadliwa na podstawie wykrytych anomalii.
- Średnia odległość między wykrytymi wadami (*mean_defect_distance*), która pozwala ocenić rozkład uszkodzeń wzdłuż toru – im mniejsze odległości między wadami, tym większa intensywność degradacji.
- Końcowy wskaźnik degradacji szyn (*g_grade*), który uwzględnia zarówno procent wadliwych segmentów, jak i średnią odległość pomiędzy wadami, z zastosowaniem wag dostosowanych do warunków eksploatacyjnych. Wyniki uzyskane dla każdej szyny (lewej i prawej) są następnie uśredniane w celu określenia wartości końcowej (*g_grade_total*), reprezentującej ogólną ocenę stanu torowiska na podstawie analizowanego obrazu.

Proces obliczeniowy.

Na podstawie danych z systemu wizyjnego na temat wykrytych nieprawidłowości, obliczono wskaźnik degradacji szyn G_s:

Szyna lewa
Liczba okienek wykrytych na zdjęciu: 16
Liczba okienek z wadami: 5
Frakcja uszkodzonych okienek: $\frac{5}{16} = 0{,}3125$

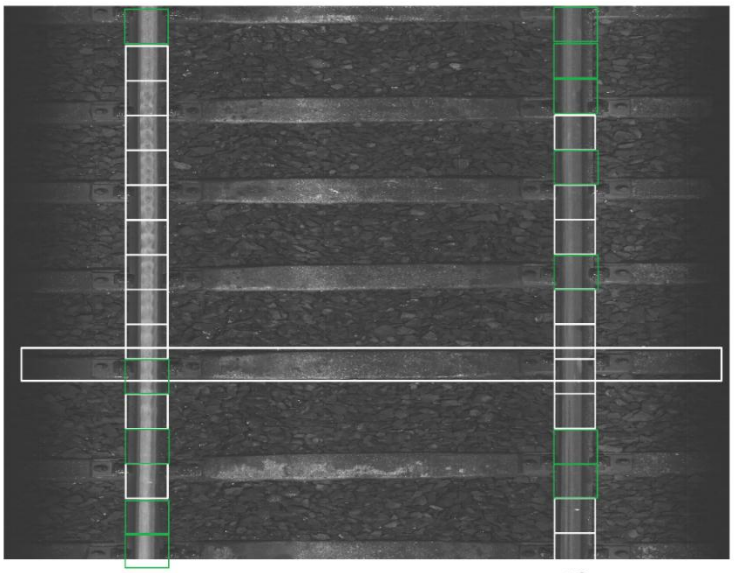
Średnia odległość między wadami: $\frac{(1+1+9)}{5} = 2{,}2$ m
Wskaźnik $G_{s,lewa}$ dla szyny lewej wynosi:

$$G_{s,lewa} = 0{,}3125 * 0{,}7 + 2{,}2(1 - 0{,}7) = 0{,}87875$$

Szyna prawa
Liczba okienek wykrytych na zdjęciu: 16
Liczba okienek z wadami: 7
Frakcja uszkodzonych okienek: $\frac{7}{16} = 0{,}4375$
Średnia odległość między wadami: $\frac{(4+2+1)}{5} = 1{,}4\ m$
Wskaźnik $G_{s,prawa}$ dla szyny prawej wynosi:

$$G_{s,prawa} = 0{,}4375 * 0{,}7 + 1{,}4(1 - 0{,}7) = 0{,}72625$$

Rysunek 60 Automatyczna analiza degradacji szyn na podstawie obrazu wizyjnego z testów na bocznicy Warszawa Grochów – segmentacja, identyfikacja wad i obliczenie wskaźnika G_s



Źródło: Opracowanie własne na podstawie detekcji wad szyn i podkładów wykonanej przez system wizyjny [119]

W związku z powyższym całkowity wskaźnik degradacji $G_{s,total}$ odnoszący się do jednego zdjęcia reprezentującego odcinek szyny o długości 4,2 metra, wynosi:

$$G_{s,total} = \frac{G_{s,lewa} + G_{s,prawa}}{2}$$

$$G_{s,total} = \frac{0{,}87875 + 0{,}72625}{2} = 0{,}8025$$

Obliczenia wskaźnika G_s dla pojedynczego zdjęcia (4,2 metra) wykonanego przez system wizyjny wskazują na wysoki poziom degradacji szyn na danym fragmencie torowiska. Wartość G_s=0.8025 przekracza graniczny próg 0.8, co sugeruje konieczność przeprowadzenia szczegółowej inspekcji oraz podjęcia natychmiastowych działań utrzymaniowych. Należy jednak podkreślić, że wynik ten dotyczy jedynie analizowanego zdjęcia i nie powinien być traktowany jako ostateczna ocena stanu całego odcinka badanego toru. W celu uzyskania pełnego obrazu degradacji, system oblicza i uśrednia

wskaźniki dla całej serii zdjęć, co pozwala na globalną ocenę stanu technicznego szyn na dłuższym odcinku toru.

Na przykład dla 10 zdjęć reprezentujących odcinek toru o długości 42 metrów, obliczamy G_s dla każdego zdjęcia. Następnie wyliczamy średnią arytmetyczną zgodnie ze wzorem poniżej.

$$G_{s\_avg} = \sum_{i=1}^{n} G_{si} \tag{13}$$

gdzie *n* to liczba zdjęć.

Dzięki temu możliwe jest przejście od lokalnych wskaźników G_s do globalnej oceny degradacji szyn na dłuższym odcinku torowiska.

12.1.2 Wskaźnik G_p (stopień degradacji podkładów) – analiza stopnia degradacji dla pojedynczego zdjęcia

Przedstawione na Rysunku 61 zdjęcie ilustruje wyniki automatycznej analizy stopnia degradacji podkładów przeprowadzonej przez algorytm zaimplementowany do opracowanego systemu wizyjnego. Algorytm oblicza wskaźnik degradacji podkładów G_p na podstawie analizy wizualnej, identyfikując wady strukturalne widoczne na zdjęciu. Proces ten odbywa się według ściśle określonych reguł i progów decyzyjnych.

1. Ocena degradacji podkładów na podstawie analizy wizualnej.

System wizyjny, wykorzystując algorytmy detekcji oparte na sieciach neuronowych, przypisuje każdemu podkładowi wartość prawdopodobieństwa wystąpienia wady. Wartości te są następnie konwertowane na wskaźnik G_p zgodnie z następującymi zasadami:

- Podkłady betonowe: uznaje się za wadliwe, jeśli prawdopodobieństwo wady przekracza 0,90. W takim przypadku przypisywana jest wartość G_p = 0,1. W przeciwnym razie podkład uznawany jest za sprawny (G_p = 0);
- Podkłady drewniane: z uwagi na inny charakter degradacji przyjęto bardziej rygorystyczny próg 0,99. Podkłady drewniane z prawdopodobieństwem wady powyżej 99% otrzymują G_p = 0,1, natomiast w przeciwnym przypadku przypisywana jest im wartość 0.

Taka klasyfikacja odzwierciedla różnice w mechanizmach degradacji obu typów podkładów – betonowe mogą ulegać nagłym pęknięciom, co wymaga wcześniejszej detekcji, podczas gdy drewniane zużywają się stopniowo, a drobne wady nie zawsze świadczą o konieczności ich wymiany.

2. Obliczenie wskaźnika G_p dla analizowane zdjęcia.

Dla analizowanego zdjęcia wskaźnik G_p jest obliczany jako średnia arytmetyczna wartości przypisanych poszczególnym podkładom:

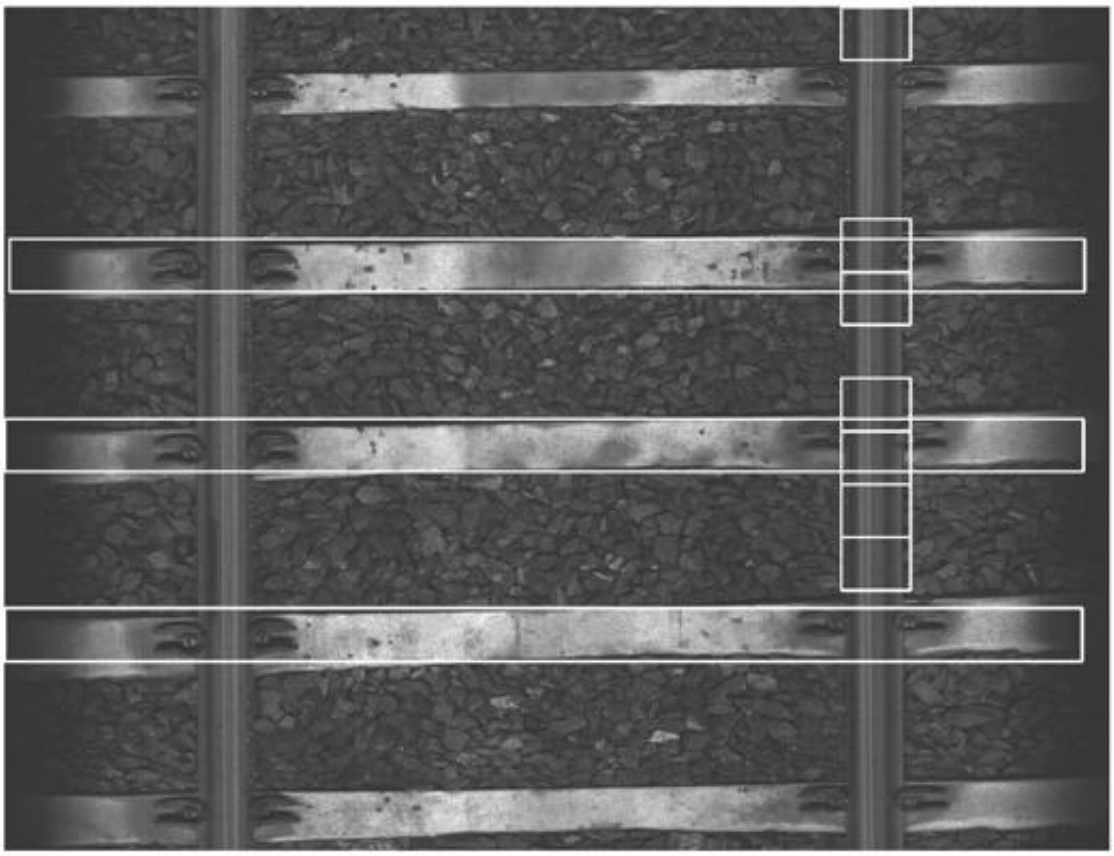
$$G_p = \frac{\sum_{i=1}^{n} G_{p,i}}{n} \tag{15}$$

gdzie:

$G_{p,i}$– wskaźnik degradacji dla i-tego podkładu (przypisany na podstawie wartości progowej prawdopodobieństwa wady),

n – liczba podkładów wykrytych na obrazie.

Rysunek 61 Przykład detekcji wad podkładów kolejowych na podstawie analizy obrazu systemu wizyjnego



Źródło: Opracowanie własne na podstawie detekcji wad szyn i podkładów wykonanej przez system wizyjny [119]

Wyjaśnienie obliczeń:

Na Rysunku 61 przedstawiającym pięć podkładów betonowych, wartości prawdopodobieństwa wady przedstawione są w Tabeli 35.

Tabela 35 Prawdopodobieństwo wystąpienia wady podkładów betonowych

Prawdopodobieństwo wady (P)	**Przypisany wskaźnik G_p**
0.95	0.1
0.93	0.1
0.91	0.1
0.8	0
0.4	0

Źródło: Opracowanie własne

Zatem średni wskaźnik degradacji G_p dla tych podkładów wynosi:

$$G_p = \frac{0 + 0 + 0{,}1 + 0{,}1 + 0{,}1}{5} = 0{,}06$$

Taka wartość wskaźnika G_p = 0,06 odpowiada małemu zużyciu podkładów $(0 < G_p < 0{,}2)$. Oznacza to, że niewielkie wady, takie jak lokalne pęknięcia czy drobne wykruszenia, nie wpływają istotnie na nośność toru i nie wymagają natychmiastowej interwencji. Stan techniczny podkładów na tym fragmencie torowiska można uznać za dobry, jednak zalecane jest dalsze monitorowanie w ramach standardowych procedur utrzymaniowych.

3. Możliwość uwzględnienia czasu eksploatacji.

W prezentowanej metodzie czas eksploatacji podkładów nie jest uwzględniany w głównym obliczeniu wskaźnika G_p, jednak system wizyjny posiada możliwość jego integracji. W przypadku zastosowania tej funkcji, wskaźnik G_p mógłby uwzględniać relację między wiekiem podkładu a jego projektowaną trwałością, co pozwoliłoby na dokładniejsze przewidywanie momentu jego wymiany.

4. Agregacja wyników dla większych odcinków.

Podobnie jak w przypadku oceny degradacji szyn, wartości G_p są agregowane dla większych fragmentów torowiska poprzez uśrednianie wyników z kolejnych zdjęć:

$$G_{p,avg} = \frac{\sum_{i=1}^{m} G_{p,i}}{m}$$

gdzie:

m – liczba zdjęć analizowanych na danym odcinku toru.

Przykładowo, jeśli dla 10 zdjęć obejmujących odcinek toru o długości 42 metrów wartości G_p oscylują w granicach 0,05 - 0,15, można stwierdzić, że degradacja podkładów na tym fragmencie nie jest jeszcze krytyczna, ale może wymagać monitorowania.

System umożliwia precyzyjną klasyfikację podkładów na podstawie analizy obrazu, eliminując subiektywność inspekcji manualnej. Dla pojedynczego zdjęcia analiza wykazała niewielki stopień degradacji $G_p = 0,06$, co oznacza, że większość podkładów znajduje się w akceptowalnym stanie zgodnie z kryteriami instrukcji Id-1. Możliwe jest dalsze dostosowanie algorytmu poprzez integrację informacji o wieku podkładów, co pozwoli na jeszcze dokładniejszą ocenę ich trwałości i potencjalnej konieczności wymiany. Wyniki dla pojedynczych zdjęć mogą być agregowane, tworząc globalną ocenę degradacji podkładów dla dłuższego odcinka torowiska, co wspiera procesy utrzymaniowe i umożliwia bardziej efektywne planowanie działań utrzymaniowych.

12.2 Walidacja algorytmu

Po zaimplementowaniu algorytmów przeprowadzono walidację jego dokładności poprzez porównanie wyników systemu z ocenami dokonanymi przez niezależnych ekspertów. Jako miarę zgodności przyjęto *średni błąd bezwzględny* (ang. Mean Absolute Error). Procedura walidacyjna polegała na zastosowaniu algorytmu na zbiorze testowym obrazów toru, dla których wcześniej ekspert przypisał referencyjne wartości wskaźnika degradacji G_s oraz G_p. Oceny eksperckie stanowiły wzorzec (ang. ground truth) – były to wartości G_s oraz G_p wyznaczone ręcznie na podstawie inspekcji tych samych zdjęć i znajomości kontekstu infrastrukturalnego (według kryteriów Instrukcji Id-1 oraz zaproponowanej metody obliczania stopnia degradacji z wykorzystaniem systemów wizyjnych). Następnie dla każdego obrazu porównano wynik modelu (automatycznie wyliczony G_s oraz G_p) z oceną eksperta, obliczając wartość błędu bezwzględnego $|G_{model} - G_{ekspert}|$. Średnia tych odchyleń dla całego zbioru testowego stanowi wskaźnik MAE. Zbiór walidacyjny składał się z 40 zdjęć, wybranych spośród zbioru danych zebranych w trakcie testów w marcu 2022 roku.

Na zbiór składają się dwa odcinki toru, 20 kolejnych zdjęć odcinka z podkładami drewnianymi oraz 20 kolejnych zdjęć odcinka z podkładami betonowymi. W Tabeli 36 znajduje się zestawienie oceny degradacji szyn G_s, a w Tabeli 37 znajduje się zestawienie oceny degradacji podkładów G_p przypisanej przez eksperta oraz system wizyjny wspierany algorytmami zaproponowanej w Rozdziale 3 metody oceny stopnia degradacji.

Tabela 36 Zestawienie oceny degradacji G_s przypisanej przez eksperta oraz system wizyjny

Zdjęcie	Gs przypisane przez eksperta	Gs przypisane przez system
2022_3_2_12_47_33_0_198.png	0.33	0.34
2022_3_2_12_47_34_0_199.png	0.28	0.27
2022_3_2_12_47_34_0_200.png	0.23	0.22
2022_3_2_12_47_34_0_201.png	0.3	0.27
2022_3_2_12_47_35_0_202.png	0.1	0.1
2022_3_2_12_47_35_0_203.png	0.1	0.1
2022_3_2_12_47_35_0_204.png	0.12	0.14
2022_3_2_12_47_36_0_205.png	0.12	0.17
2022_3_2_12_47_36_0_206.png	0.27	0.27
2022_3_2_12_47_36_0_207.png	0.27	0.23
2022_3_2_12_47_37_0_208.png	0.28	0.33
2022_3_2_12_47_37_0_209.png	0.33	0.3
2022_3_2_12_47_37_0_210.png	0.33	0.27
2022_3_2_12_47_38_0_211.png	0.33	0.3
2022_3_2_12_47_38_0_212.png	0.33	0.3
2022_3_2_12_47_38_0_213.png	0.28	0.23
2022_3_2_12_47_38_0_214.png	0.3	0.27
2022_3_2_12_47_39_0_215.png	0.18	0.22
2022_3_2_12_47_39_0_216.png	0.22	0.25
2022_3_2_12_47_39_0_217.png	0.13	0.17
2022_3_2_13_6_49_0_1275.png	0.05	0.07
2022_3_2_13_6_49_0_1276.png	0.05	0.05
2022_3_2_13_6_50_0_1277.png	0.0	0.05
2022_3_2_13_6_50_0_1278.png	0.0	0.0
2022_3_2_13_6_50_0_1279.png	0.0	0.05
2022_3_2_13_6_50_0_1280.png	0.08	0.0
2022_3_2_13_6_51_0_1281.png	0.03	0.05
2022_3_2_13_6_51_0_1282.png	0.07	0.0
2022_3_2_13_6_51_0_1283.png	0.0	0.05
2022_3_2_13_6_51_0_1284.png	0.0	0.0
2022_3_2_13_6_52_0_1285.png	0.03	0.05
2022_3_2_13_6_52_0_1286.png	0.0	0.0
2022_3_2_13_6_52_0_1287.png	0.03	0.0
2022_3_2_13_6_52_0_1288.png	0.1	0.07
2022_3_2_13_6_53_0_1289.png	0.1	0.07
2022_3_2_13_6_53_0_1290.png	0.08	0.0
2022_3_2_13_6_53_0_1291.png	0.07	0.15
2022_3_2_13_6_53_0_1292.png	0.05	0.0
2022_3_2_13_6_53_0_1293.png	0.07	0.08
2022_3_2_13_6_54_0_1294.png	0.03	0.08

Źródło: opracowanie własne

Tabela 37 Zestawienie oceny degradacji G_p przypisanej przez eksperta oraz system wizyjny

Zdjęcie	G_p przypisane przez eksperta	Gp przypisane przez system
2022_3_2_12_47_33_0_198.png	0.26	0.24
2022_3_2_12_47_34_0_199.png	0.25	0.2
2022_3_2_12_47_34_0_200.png	0.14	0.18
2022_3_2_12_47_34_0_201.png	0.3	0.26
2022_3_2_12_47_35_0_202.png	0.0	0.04
2022_3_2_12_47_35_0_203.png	0.12	0.13
2022_3_2_12_47_35_0_204.png	0.75	0.77
2022_3_2_12_47_36_0_205.png	0.02	0.05
2022_3_2_12_47_36_0_206.png	0.83	0.87
2022_3_2_12_47_36_0_207.png	0.03	0.06
2022_3_2_12_47_37_0_208.png	0.14	0.14
2022_3_2_12_47_37_0_209.png	0.33	0.35
2022_3_2_12_47_37_0_210.png	0.03	0.02
2022_3_2_12_47_38_0_211.png	0.79	0.81
2022_3_2_12_47_38_0_212.png	0.74	0.77
2022_3_2_12_47_38_0_213.png	0.13	0.11
2022_3_2_12_47_38_0_214.png	0.35	0.37
2022_3_2_12_47_39_0_215.png	0.04	0.09
2022_3_2_12_47_39_0_216.png	0.26	0.31
2022_3_2_12_47_39_0_217.png	0.83	0.82
2022_3_2_13_6_49_0_1275.png	0.34	0.37
2022_3_2_13_6_49_0_1276.png	0.16	0.19
2022_3_2_13_6_50_0_1277.png	0.15	0.14
2022_3_2_13_6_50_0_1278.png	0.83	0.86
2022_3_2_13_6_50_0_1279.png	0.08	0.12
2022_3_2_13_6_50_0_1280.png	0.08	0.05
2022_3_2_13_6_51_0_1281.png	0.83	0.82
2022_3_2_13_6_51_0_1282.png	0.7	0.66
2022_3_2_13_6_51_0_1283.png	0.12	0.1
2022_3_2_13_6_51_0_1284.png	0.87	0.91
2022_3_2_13_6_52_0_1285.png	0.02	0.0
2022_3_2_13_6_52_0_1286.png	0.77	0.76
2022_3_2_13_6_52_0_1287.png	0.14	0.13
2022_3_2_13_6_52_0_1288.png	0.14	0.17
2022_3_2_13_6_53_0_1289.png	0.19	0.14
2022_3_2_13_6_53_0_1290.png	0.07	0.04
2022_3_2_13_6_53_0_1291.png	0.05	0.07
2022_3_2_13_6_53_0_1292.png	0.24	0.21
2022_3_2_13_6_53_0_1293.png	0.88	0.86
2022_3_2_13_6_54_0_1294.png	0.76	0.78

Źródło: opracowanie własne

Wynik walidacji okazał się bardzo dobry – ocena stopnia degradacji zarówno szyn jak i podkładów przez eksperta oraz system wizyjny są bardzo zbliżone. Średni błąd bezwzględny MAE dla opracowanego algorytmu miał wartość MAE = 0,032 dla wskaźnika degradacji szyn (G_s) oraz MAE = 0,0267 dla wskaźnika degradacji podkładów (G_p). Oznacza to, że przeciętna różnica między oceną systemu wizyjnego, a oceną eksperta wyniosła odpowiednio 0,032 i 0,0267 w skali 0–1. Maksymalny dopuszczalny błąd MAE został ustalony na 0,25, co świadczy o wysokiej dokładności działania systemu. Tak niewielkie różnice nie mają istotnego wpływu na decyzje utrzymaniowe i są praktycznie niezauważalne w kontekście klasyfikacji stanu torowiska.

Uzyskane wyniki stanowią jedynie 12,8% dla G_s i 10,7% dla G_p określonej dopuszczalnej wartości granicznej MAE = 0,25, co oznacza, że algorytm z dużym zapasem spełnia wymagania dokładności. Innymi słowy, system niemal w pełni odwzorowuje oceny eksperta, a ewentualne różnice są nieistotne z perspektywy praktycznych decyzji utrzymaniowych. Tak niskie wartości MAE potwierdzają, że zastosowanie metod AI oraz implementacja reguł eksperckich pozwoliły osiągnąć precyzję porównywalną z oceną człowieka.

W zdecydowanej większości przypadków różnice były niewielkie i mieściły się w granicach pojedynczych setnych skali. Odchylenia od wartości referencyjnych miały charakter losowy, co oznacza brak tendencji do systematycznego przeszacowywania lub niedoszacowania stopnia degradacji. Brak zauważalnych uprzedzeń (biasów) w algorytmie potwierdza zgodność jego działania z przyjętymi regułami oceny stanu szyn i podkładów.

Proces walidacji obejmował zróżnicowane warunki testowe – analizowane obrazy przedstawiały torowisko o różnym stopniu zużycia i zróżnicowanym typie podkładów (drewniane i betonowe). Pomimo tej różnorodności system wykazywał spójność w ocenie, co świadczy o jego uniwersalności i odporności na zmienne warunki eksploatacyjne.

Metodyka walidacji zapewniała rzetelność wyników. Ekspert nie miał dostępu do ocen systemu podczas własnej analizy, a obie strony bazowały na tych samych kryteriach oceny opisanych w Rozdziale 3, co umożliwiło bezpośrednie porównanie wyników.

Podsumowując, przeprowadzona walidacja potwierdziła dokładność opracowanego modelu. Algorytm nie tylko osiągnął dokładność ekspercką, ale również zapewnił pełną obiektywność i powtarzalność ocen, eliminując subiektywność inspekcji manualnych. Wysoka zgodność wyników wskazuje na możliwość praktycznego

wdrożenia algorytmów oceniających stopień degradacji jako wsparcie procesów utrzymania nawierzchni torowej, umożliwiając automatyczną, niezależną i precyzyjną ocenę degradacji szyn i podkładów.

Wnioski końcowe. Przeprowadzone badania i testy opracowanego algorytmu oceny degradacji szyn i podkładów potwierdziły jego dokładność i zgodność z ekspertyzami eksperckimi. Integracja metod uczenia maszynowego oraz algorytmów imperatywnych do oceny stopnia degradacji pozwoliła na opracowanie systemu, który nie tylko automatyzuje proces diagnozowania stanu szyn i podkładów, ale także zapewnia jego powtarzalność i obiektywność.

Opracowany system wizyjny może zatem stanowić istotny krok w kierunku automatyzacji inspekcji torów.

W kolejnym Rozdziale przedstawiono wyniki działania opracowanego systemu wizyjnego w warunkach eksploatacyjnych. Badania zostały przeprowadzone na linii kolejowej nr 250. Celem tego etapu była nie tylko weryfikacja dokładności algorytmów w praktyce, lecz także ocena potencjału jego dalszego rozwoju oraz możliwości wdrożenia na większą skalę.

13. BADANIE NAWIERZCHNI TOROWEJ Z WYKORZYSTANIEM NOWEGO SYSTEMU DIAGNOSTYCZNEGO NA LINII KOLEJOWEJ NR 250

Rozdział 13 przedstawia wyniki badań eksploatacyjnych systemu diagnostycznego przeprowadzonych na linii kolejowej nr 250 (Gdańsk Śródmieście – Rumia Janowo) w dniu 22 kwietnia 2024 roku. Celem badań było określenie stanu technicznego szyn i podkładów oraz walidacja dokładności algorytmu oceny stopnia degradacji w trakcie czynnego ruchu kolejowego.

Badania obejmowały dwukrotną inspekcję obu torów linii kolejowej nr 250, podczas której zebrano dane dla około 120 km torowiska. System diagnostyczny został zamontowany na przyczepie wózka motorowego Zarządcy Infrastruktury PKP SKM w Trójmieście i rejestrował obrazy torowiska w trakcie przejazdu. Weryfikacja wyników opierała się na klasyfikacji stopnia degradacji szyn i podkładów według opisanych w Rozdziale 3 zaproponowanych metod.

Rozdział ten obejmuje opis integracji systemu diagnostycznego z pojazdem szynowym, przebieg badań terenowych oraz analizę wyników inspekcji. Wskazane zostaną również potencjalne ograniczenia pomiarów oraz wnioski dotyczące skuteczności opracowanego rozwiązania.

13.1 Przygotowanie do badań eksploatacyjnych – integracja systemu diagnostycznego z pojazdem szynowym

Organizacja i planowanie badań. Przygotowanie do badań eksploatacyjnych systemu diagnostycznego na linii kolejowej nr 250 rozpoczęło się od szczegółowego zaplanowania zakresu i sposobu realizacji testów. Kluczowym elementem tego etapu była decyzja dotycząca wyboru pojazdu szynowego, który zapewni odpowiednie warunki do montażu systemu oraz umożliwi maksymalnie efektywne zbieranie danych podczas testów.

Zarządca Infrastruktury, współodpowiedzialny za organizację badań, udostępnił do tego celu przyczepę PWM-15, stanowiącą część wózka motorowego WM15-A. Wybór tego pojazdu wynikał z jego specyfiki – umożliwiał on szybkie i stabilne zamocowanie systemu diagnostycznego oraz zapewniał odpowiednią przestrzeń do instalacji dodatkowych komponentów technicznych. Kluczowym czynnikiem przy

podejmowaniu tej decyzji było także maksymalne wykorzystanie dostępnego czasu na zbieranie danych, nie zakłócając przy tym normalnego ruchu kolejowej na linii nr 250.

Testy zaplanowano na noc z 22 na 23 kwietnia 2024 roku, co miało na celu zminimalizowanie zakłóceń w ruchu kolejowym oraz umożliwienie ciągłego przejazdu diagnostycznego bez konieczności zatrzymywania składu na stacjach pośrednich. Planowana trasa obejmowała wyjazd z bocznicy kolejowej PKP SKM Trójmiasto Gdynia Cisowa, przejazd w kierunku Rumii oraz maksymalną liczbę przejazdów w stronę Gdańska Śródmieście i z powrotem w ramach dostępnego czasu.

Transport i dostarczenie systemu diagnostycznego. Urządzenie diagnostyczne zostało przetransportowany z warsztatu technicznego FSO w Warszawie na Bocznicę kolejową PKP SKM Trójmiasto w Gdyni Cisowej, gdzie zaplanowano jego montaż. Do przewozu wykorzystano samochód Renault Kangoo, umożliwiający bezpieczne przemieszczenie zarówno głównego modułu, jak i elementów osprzętu montażowego. Ze względu na wagę i gabaryty urządzenia, transport wymagał odpowiedniego zabezpieczenia oraz precyzyjnego planowania logistycznego.

Po dotarciu na miejsce, do rozładunku i manipulacji urządzeniem użyto specjalnego wózka transportowo-montażowego, który zapewnił stabilność i pozwolił na precyzyjne ustawienie systemu względem przyczepy pojazdu szynowego PWM-15 (Rysunek 62). Równolegle przeprowadzono wstępną inspekcję techniczną urządzenia oraz sprawdzono kompletność elementów mocujących i złączy systemowych.

Rysunek 62 Wózek do transportu i montażu systemu wizyjnego



Źródło: Opracowanie własne

Przygotowanie adapterów do montażu. Jeszcze przed przyjazdem do Gdyni zaprojektowano i wykonano dedykowane adaptery montażowe, dostosowane do konstrukcji przyczepy PWM-15 oraz urządzenia diagnostycznego. Adaptery te umożliwiły trwałe i stabilne mocowanie bez konieczności ingerencji w strukturę przyczepy. Ich konstrukcja została opracowana z myślą o minimalizacji drgań, zapewnieniu łatwego montażu i demontażu oraz kompatybilności z systemem wizyjnym i przyczepą testowego pojazdu (Rysunek 63). Montaż adapterów przeprowadzono bezpośrednio na bocznicy kolejowej, przygotowując system do właściwego etapu integracji.

Rysunek 63 Adaptery systemu wizyjnego do przyczepy PWM15



Źródło: Opracowanie własne

Proces integracji urządzenia diagnostycznego z pojazdem szynowym. Montaż systemu diagnostycznego przeprowadzono na bocznicy PKP SKM Trójmiasto w Gdyni Cisowej, w godzinach popołudniowych.

Pierwszym etapem było zamocowanie dedykowanych adapterów do konstrukcji przyczepy pojazdu PWM-15. Wymagało to precyzyjnego osadzenia i solidnego dokręcenia punktów mocowania. Następnie, przy użyciu wózka transportowego, urządzenie zostało przemieszczone i ustawione w pozycji montażowej (Rysunek 64), a pozycjonowanie zakończono jego mechanicznym przymocowaniem.

Rysunek 64 Proces opuszczania urządzenia diagnostycznego



Źródło: Opracowanie własne

System diagnostyczny zainstalowany i gotowy do testów system przedstawiono na Rysunku 65.

Rysunek 65 Urządzenie diagnostyczne po zakończenia montażu mechanicznego na przyczepie



Źródło: Opracowanie własne

Kalibracja i testy stacjonarne.

Po zakończeniu integracji eklektycznej i komunikacyjnej urządzenia diagnostycznego z przyczepą wózka motorowego PWM-15 oraz podłączeniu wszystkich komponentów elektronicznych, przystąpiono do kalibracji systemu i wykonania testów stacjonarnych. Etap ten był niezbędny do weryfikacji poprawności działania podzespołów przed rozpoczęciem badań w ruchu.

Pierwszym krokiem była kalibracja zespołu kamer liniowych. Ustawiono ostrość i kąty nachylenia obiektywów względem powierzchni toru, a także dostosowano ekspozycję i balans bieli – z uwagi na prowadzenie badań nocą istotne było uzyskanie możliwie najwyższej jakości obrazu przy ograniczonym świetle naturalnym. Sprawdzono również synchronizację pomiędzy kamerami, co miało kluczowe znaczenie dla późniejszego scalania danych w jednorodny strumień pomiarowy. Etap ten zilustrowano na Rysunku 66, natomiast przykład wykonanego obrazu próbnego przedstawiono na Rysunku 67.

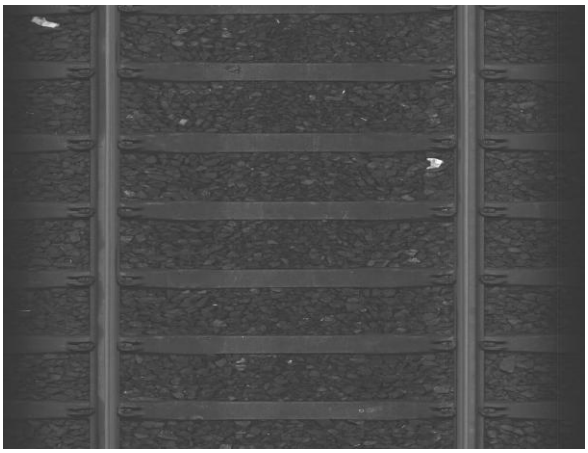
Rysunek 66 Kalibracja na załączonym systemie diagnostycznym



Źródło: Opracowanie własne

Następnie skoncentrowano się na weryfikacji poprawności działania modułu geolokalizacyjnego (GPS). Sprawdzono odczyt współrzędnych na terenie bocznicy, czas reakcji systemu oraz prawidłowość integracji danych pozycyjnych z informacjami obrazowymi. Dzięki temu możliwe było przypisanie konkretnych obrazów do lokalizacji toru z dokładnością wystarczającą do dalszej analizy. Zidentyfikowano obszary o ograniczonym zasięgu sygnału, co pozwoliło odpowiednio zaplanować przebieg przejazdów testowych.

Rysunek 67 Próbne zdjęcie z bocznicy Gdynia Cisowa



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć próbnych wykonanych przez system wizyjny w trakcie kalibracji

W kolejnym kroku przetestowano komunikację pomiędzy jednostką obliczeniową a komponentami systemu. Zweryfikowano poprawność przesyłania danych z kamer i czujników, stabilność działania oprogramowania akwizycji oraz proces zapisu danych na dyskach SSD. Równocześnie sprawdzono strukturę katalogowania plików, zapewniającą ich jednoznaczną identyfikację i możliwość późniejszego przetwarzania.

Na tym etapie przeprowadzono także testy bezpieczeństwa – weryfikując mechaniczne zamocowanie systemu oraz reakcję na potencjalne zakłócenia zasilania. Dzięki temu zminimalizowano ryzyko błędów w trakcie przejazdów diagnostycznych.

Po zakończeniu testów stacjonarnych i pozytywnej weryfikacji wszystkich funkcji systemu, uznano go za gotowy do badań.

13.2 Badania eksploatacyjne na linii kolejowej nr 250

W podrozdziale 13.2 opisano przebieg badań eksploatacyjnych na linii kolejowej nr 250.

13.2.1 Charakterystyka linii kolejowej nr 250

Badania systemu diagnostycznego w warunkach rzeczywistych przeprowadzono na linii kolejowej nr 250, zarządzanej przez PKP Szybka Kolej Miejska w Trójmieście. Linia ta odgrywa kluczową rolę w systemie transportu publicznego aglomeracji trójmiejskiej, łącząc przystanek Gdańsk Śródmieście ze stacją Rumia. Przebiega przez główne ośrodki miejskie regionu – Gdańsk, Sopot i Gdynię – obsługując codziennie dużą

liczbę pasażerów. Obecnie stanowi jedną z najintensywniej eksploatowanych linii kolejowych w regionie. Linia w całości jest klasy D3.

Pod względem technicznym linia posiada długość 32,652 km i jest w przeważającej części dwutorowa, co umożliwia prowadzenie ruchu w obu kierunkach bez zakłóceń. Maksymalna prędkość eksploatacyjna na analizowanym odcinku wynosi 70 km/h. Dopuszczalny nacisk osi to 221 kN/oś (22,5 t/oś), co zapewnia kompatybilność ze standardowymi pojazdami pasażerskimi eksploatowanymi w Polsce. Linia została w całości zelektryfikowana i funkcjonuje w oparciu o napięcie 3000 V DC. Skrajnia budowli spełnia wymagania normatywne zgodnie z profilem typu GU-1 (dawniej „S1"). Na trasie linii nr 250 zlokalizowano 21 stacji i przystanków osobowych, obejmujących:

- Gdańsk: Śródmieście, Główny, Stocznia, Politechnika, Wrzeszcz, Zaspa, Przymorze-Uniwersytet, Oliwa, Żabianka-AWFiS;
- Sopot: Wyścigi, Sopot, Kamienny Potok;
- Gdynia: Orłowo, Redłowo, Wzgórze Św. Maksymiliana, Główna, Stocznia-Uniwersytet Morski, Grabówek, Leszczynki, Chylonia, Cisowa;
- Rumia: Janowo.

Linia nr 250 charakteryzuje się zróżnicowaną infrastrukturą torową, dostosowaną do intensywnego ruchu pasażerskiego. Wykorzystywane są zarówno podkłady betonowe, jak i drewniane, zależnie od odcinka trasy oraz specyfiki terenu. Szyny są przystosowane do obsługi elektrycznych zespołów trakcyjnych, typowych dla ruchu aglomeracyjnego.

Na linii znajdują się liczne obiekty inżynieryjne, takie jak wiadukty, przejścia podziemne oraz perony o ujednoliconych parametrach technicznych.

W ostatnich latach PKP SKM w Trójmieście realizuje szereg inwestycji mających na celu podniesienie standardu infrastruktury linii nr 250. Obejmują one modernizację rozjazdów, torów oraz peronów na kluczowych stacjach, takich jak Gdańsk Wrzeszcz, Sopot i Gdynia Główna. Celem tych działań jest zwiększenie niezawodności transportu oraz dostosowanie infrastruktury do potrzeb osób o ograniczonej mobilności.

Linia kolejowa nr 250 odgrywa istotną rolę w codziennym funkcjonowaniu aglomeracji trójmiejskiej, zapewniając sprawny i efektywny transport pasażerski pomiędzy kluczowymi punktami Trójmiasta.

13.2.2 Przebieg badań eksploatacyjnych

Badania eksploatacyjne systemu diagnostycznego na linii kolejowej nr 250 odbyły się w nocy z 22 na 23 kwietnia 2024 roku. Badania objęły dwukrotną inspekcję obu torów linii, skanując łącznie około 120 km (około 60 km na każdym torze). System diagnostyczny miał na celu przeprowadzenie automatycznej inspekcji torowiska poprzez analizę obrazu rejestrowanego w trakcie przejazdu. Kluczowym celem testów była ocena stanu technicznego szyn i podkładów oraz automatyczna ocena stopnia degradacji zgodnie z zaproponowaną w Rozdziale 3 metodą.

Testy rozpoczęły się o godzinie 21:00, a ich zakończenie nastąpiło o północy. Decyzja o nocnym harmonogramie badań wynikała z konieczności uniknięcia zakłóceń w regularnym ruchu pasażerskim. Warunki pogodowe w czasie testów obejmowały wilgotne torowisko oraz przelotne, niewielkie opady deszczu.

Drezyna opuściła bocznicę PKP SKM w Gdyni Cisowej o godzinie 21:03, rozpoczynając pierwszy przejazd diagnostyczny w kierunku Rumii. Pierwszy odcinek jazdy przebiegł bez zakłóceń, a system poprawnie rejestrował obrazy torowiska. Rozpoczęcie przejazdów wraz z rejestracją danych przedstawiono na Rysunku 68.

Rysunek 68 Rozpoczęcie rejestracji danych na linii kolejowej nr 250

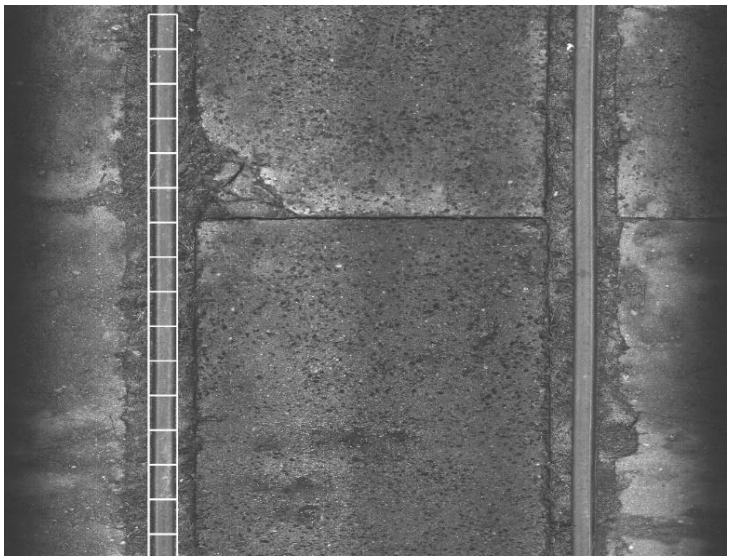


Źródło: Opracowanie własne

O godzinie 21:14 konieczne było dokonanie pierwszej interwencji w oprogramowaniu systemu diagnostycznego. Zauważono, że domyślne wartości parametrów pomiarowych dalmierzy wymagały korekty, co skutkowało restartem oprogramowania oraz dostosowaniem dopuszczalnych wartości odległości pomiarowych. Po tej modyfikacji system wznowił rejestrację danych.

O godzinie 21:46 pojazd szynowy z systemem diagnostycznym wjechał na odcinek o długości około 400 metrów, na którym torowisko zamiast standardowej podsypki posiadało betonowe płyty. Tego rodzaju nawierzchnia może wpływać na interpretację obrazu przez algorytm diagnostyczny, dlatego konieczne było szczególne zwrócenie uwagi na zarejestrowane dane w tym miejscu. Przejazd przez ten odcinek toru pokazano na Rysunku 69.

Rysunek 69 Przejazd przez płyty betonowe



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć z detekcją wad szyn przeprowadzoną przez system wizyjny

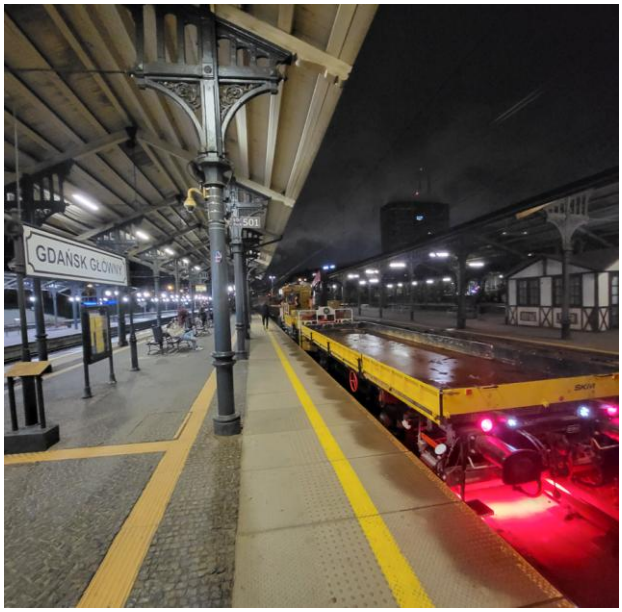
Jednym z kluczowych wyzwań testów był wpływ tuneli na działanie systemu diagnostycznego. O godzinie 21:52, podczas przejazdu przez tunel, nastąpiło całkowite zgubienie sygnału GPS. Po wyjechaniu z tunelu sygnał został przywrócony, jednak ponowny wjazd w tunel w kolejnym przejeździe o godzinie 21:53 spowodował analogiczną utratę sygnału. Ta sytuacja wymagała późniejszej manualnej korekty lokalizacji danych podczas analizy.

O godzinie 22:05 podjęto decyzję o ponownym resecie oprogramowania oraz zmianie progów walidacyjnych GPS, co miało na celu ograniczenie problemów

z chwilowymi przerwami w transmisji danych. Nowe wartości parametrów systemowych ustabilizowały rejestrację pozycji, co było kluczowe w rejonach o słabszym zasięgu sygnału, takich jak perony i przejazdy pod wiaduktami.

Później w trakcie testów odnotowano jeszcze sporadyczne przerwy w sygnale GPS, głównie w rejonach peronów i stacji. Między godziną 22:21 a 22:33 sygnał kilkukrotnie zanikał, co mogło być związane z obecnością zadaszeń i infrastruktury kolejowej tłumiącej fale radiowe. Dzięki bieżącej weryfikacji działania systemu i dostosowaniu ustawień GPS problem ten nie wpłynął istotnie na ciągłość zbierania danych – po odzyskaniu sygnału rejestracja kontynuowana była bez zakłóceń. Na Rysunku 70 przedstawiono postój pojazdu na stacji Gdańsk Główny.

Rysunek 70 Pojazd szynowy na zadaszonej stacji kolejowej Gdańsk Główny



Źródło: Opracowanie własne

Dodatkowym czynnikiem, który testował możliwości systemu diagnostycznego, były zmienne warunki pogodowe. Około godziny 23:15 rozpoczęły się przelotne opady deszczu, które chwilowo wpłynęły na odbicia światła od mokrej nawierzchni torowej. Warunki te stanowiły cenny element testów, ponieważ pozwoliły ocenić dokładność analizy obrazu w trudniejszych warunkach oświetleniowych i wilgotnościowych. Wstępna analiza wyników wykazała, że system dobrze poradził sobie z rejestrowaniem danych mimo zmieniających się warunków atmosferycznych, co potwierdziło jego stabilność działania.

O godzinie 23:56 pojazd szynowy wrócił na bocznicę PKP SKM w Gdyni Cisowej, kończąc testy eksploatacyjne. Po zakończeniu przejazdów rozpoczęto

weryfikację zgromadzonych danych, analizując jakość obrazów i logi z systemu diagnostycznego.

Napotkane problemy i ich rozwiązania. W trakcie badań eksploatacyjnych zidentyfikowano trzy główne problemy techniczne, które wymagały interwencji zespołu badawczego.

Pierwszym z nich była utrata sygnału GPS, szczególnie w tunelach i w pobliżu peronów. Problem rozwiązano poprzez korektę progów walidacyjnych GPS oraz zastosowanie uzupełniających danych z odczytów prędkości i przebytej odległości.

Drugim problemem było pojedyncze rozsynchronizowanie zdjęć z jednej z kamer, spowodowane najprawdopodobniej chwilową niestabilnością oprogramowania. Choć incydent nie wpłynął istotnie na jakość zbioru danych, w przyszłości zaleca się wdrożenie synchronizacji sprzętowej.

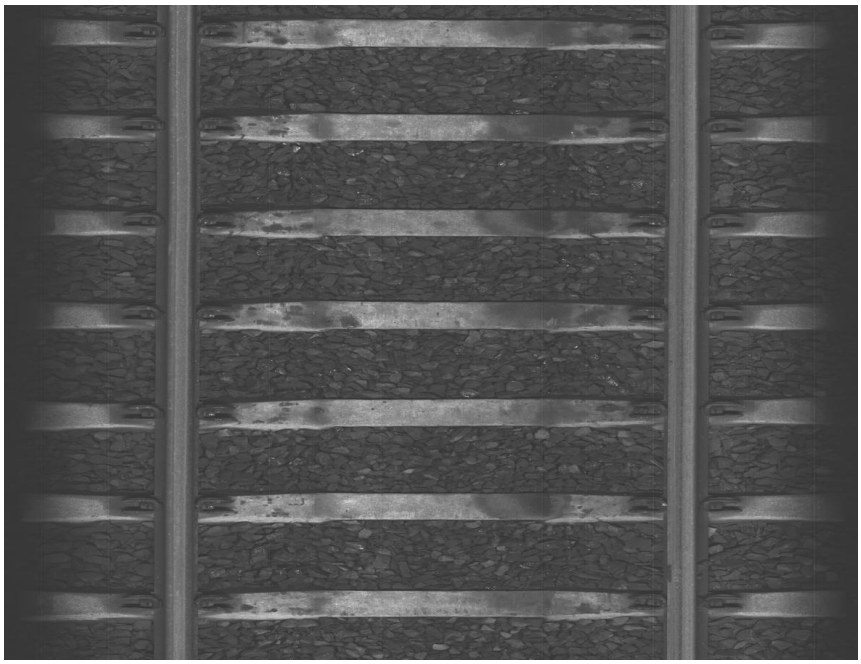
Trzecią trudnością były błędy (incydentalne) w odczycie szerokości podkładów, wynikające z niedokładnych danych o prędkości pojazdu, zwłaszcza przy gwałtownych zmianach tempa jazdy. Jako rozwiązanie wskazano konieczność integracji dedykowanych czujników prędkości w przyszłych wersjach systemu.

Każdy z napotkanych problemów dostarczył istotnych wniosków i przyczynił się do dalszego doskonalenia systemu diagnostycznego.

Podsumowanie badań eksploatacyjnych. Przeprowadzone testy eksploatacyjne systemu diagnostycznego na linii kolejowej nr 250 potwierdziły jego dokładność i poprawność działania. W trakcie badań udało się zarejestrować pełny zakres danych, obejmujący około 120 km torowiska, co pozwoliło na dokładną analizę stanu technicznego szyn i podkładów. Pomimo drobnych trudności, takich jak chwilowa utrata sygnału GPS w tunelach i w rejonie peronów, system poprawnie rejestrował obrazy torowiska i skutecznie radził sobie z warunkami atmosferycznymi, w tym opadami deszczu.

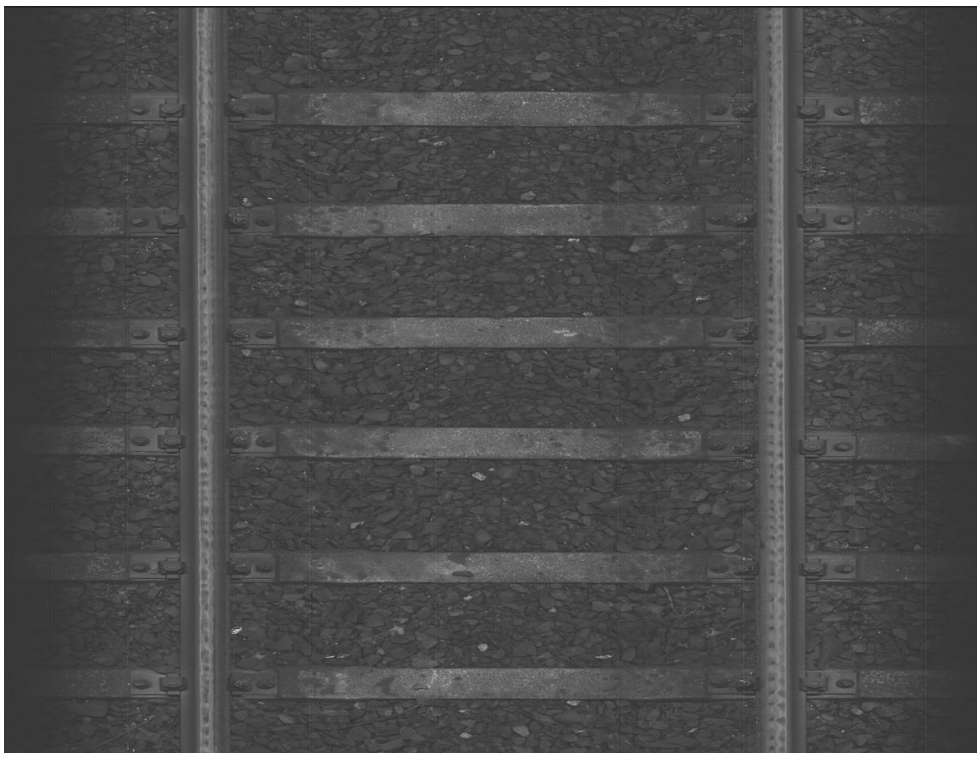
Łącznie zebrano 22 974 pliki obrazowe, które zostały poddane weryfikacji. Jakość zdjęć była wysoka, a obrazy charakteryzowały się dobrą ostrością i poprawnym odwzorowaniem szczegółów. Obrazy uzyskane z testów pozwalają na precyzyjną identyfikację ewentualnych uszkodzeń szyn oraz podkładów. Przykład zarejestrowanych zdjęć przedstawiono na Rysunkach 71 oraz 72.

Rysunek 71 Zdjęcie wykonane przez urządzenie diagnostyczne w trakcie testów - przykład 1



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez system wizyjny w trakcie testów na linii kolejowej nr 250

Rysunek 72 Zdjęcie wykonane przez urządzenie diagnostyczne w trakcie - przykład 2



Źródło: Opracowanie własne na podstawie zdjęć wykonanych przez system wizyjny w trakcie testów na linii kolejowej nr 250

Dzięki testom w rzeczywistych warunkach udało się również zweryfikować odporność systemu na zakłócenia i czynniki zewnętrzne, co dostarczyło cennych informacji do dalszego rozwoju technologii inspekcji nawierzchni torowej.

Po zakończeniu testów wszystkie zgromadzone dane zostały przesłane i przetworzone na komputerze stacjonarnym. Efekt działania algorytmów identyfikujących wady oraz algorytmów oceniających stopień degradacji szyn i podkładów opisano szczegółowo w podrozdziale 13.3.

13.3 Analiza wyników badań eksploatacyjnych systemu diagnostycznego

Przeprowadzona analiza testów eksploatacyjnych umożliwiła szczegółową ocenę stanu szyn i podkładów na badanym odcinku linii kolejowej. Zgodnie z metodą opisaną w Rozdziale 3 oraz 7, dane z inspekcji wizyjnej poddano segmentacji, przypisując fragmentom obrazów odpowiednie klasy elementów infrastruktury. Dla każdego z nich zastosowano algorytmy identyfikujące wady i oceniające stopień degradacji w sposób zgodny z podejściem zaprezentowanym w Rozdziale 12.

Na potrzeby testów, w analizie przyjęto precyzyjniejszy niż w instrukcji Id-1 podział na zakresy degradacji – od wartości 0–0,1 (niewielkie zużycie) aż do 1,0 (stan krytyczny), z interwałem 0,1. Tak szczegółowa klasyfikacja umożliwia rozróżnienie obszarów wymagających monitorowania, konserwacji lub natychmiastowej interwencji.

Zastosowane podejście pozwala nie tylko na lokalizację fragmentów o najwyższym stopniu degradacji, ale również na wczesne wykrycie miejsc, w których degradacja dopiero się rozpoczyna. Dzięki temu możliwe jest skuteczniejsze planowanie działań utrzymaniowych i zapobieganie awariom.

System dostarcza zatem informacji znacznie szerszych niż tradycyjne metody inspekcji – obejmując również elementy o umiarkowanym stopniu zużycia, co stanowi istotną wartość dodaną z punktu widzenia zarządzania stanem infrastruktury kolejowej.

13.3.1 Analiza stanu technicznego szyn

W wyniku inspekcji wizyjnej zebrano i sklasyfikowano łącznie 22 974 zdjęć torowiska, które zostały przyporządkowane do szczegółowych przedziałów degradacji szyn. W tabeli 38 przedstawiono podsumowanie zidentyfikowanych potencjalnych wad oraz obliczenie stopnia degradacji szyn.

Tabela 38 Analiza stopnia degradacji szyn

Szyny										
Zakres degradacji	0-0.1	0.11-0.2	0.21-0.3	0.31-0.4	0.41-0.5	0.51-0.6	0.61-0.7	0.71-0.8	0.81-0.9	0.091-1
Liczba zdjęć/zakres	18766	1706	1059	538	581	144	78	63	24	15
Procent zdjęć/zakres [%]	81,684	7,426	4,610	2,342	2,529	0,627	0,340	0,274	0,104	0,065

Źródło: Opracowanie własne

Największą grupę stanowią zdjęcia w przedziale degradacji od 0 do 0,1 (81,684%), które wskazują na minimalne lub niezauważalne zużycie powierzchni szyn, bez istotnych wad wpływających na bezpieczeństwo ruchu kolejowego. W przedziale od 0,11 do 0,2 znajduje się 7,426% zdjęć – reprezentują one niewielkie ślady zużycia, które są nieznaczące, ale powinny być okresowo monitorowane, aby zapobiegać ich dalszemu rozwojowi.

Zdjęcia zaklasyfikowane do przedziałów od 0,21 do 0,7 (łącznie 10,448%) wskazują na umiarkowane zużycie. Jest to poziom, na którym zidentyfikowano sporadyczne, bardziej widoczne wady powierzchniowe, w tym pojedyncze pęknięcia włoskowate oraz zauważalne, lecz niekrytyczne wżery. Te obszary wymagają regularnego monitorowania oraz ewentualnego uwzględnienia w planach utrzymaniowych, szczególnie w zakresie przedziałów bliższych górnej granicy (powyżej 0,5).

Wartości w zakresie degradacji od 0,71 do 0,9 obejmują jedynie 0,444% zdjęć. W tych miejscach zaobserwowano już wyraźne wady powierzchni szyn, takie jak widoczne skupiska drobnych pęknięć lub bardziej intensywne zużycie powierzchniowe. Pomimo niewielkiej liczby tych przypadków, ich obecność sygnalizuje potrzebę dokładniejszej analizy i rozważenia działań prewencyjnych lub konserwacyjnych.

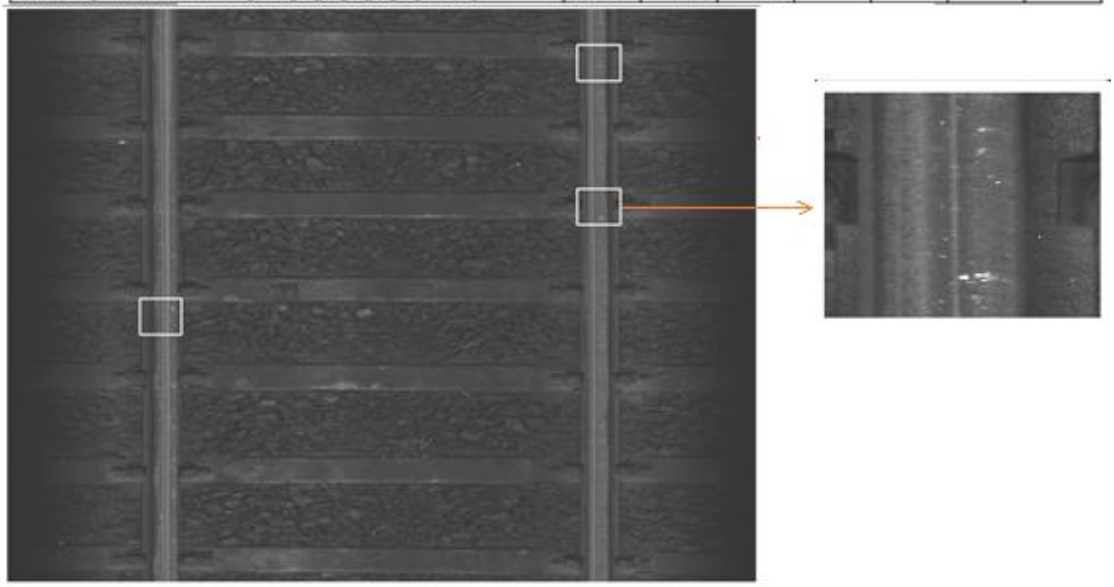
Najbardziej krytyczny zakres degradacji od 0,91 do 1,0 obejmuje jedynie 0,065% zdjęć. Są to obszary o zaawansowanych wadach, które mogą potencjalnie zagrażać bezpieczeństwu ruchu kolejowego i wymagają natychmiastowej uwagi oraz możliwej interwencji technicznej.

Szczegółowa analiza wykazała, że infrastruktura szynowa linii kolejowej nr 250 znajduje się w bardzo dobrym stanie technicznym. Większość przebadanych obszarów nie wykazuje istotnych wad mających wpływ na bezpieczeństwo ruchu.

Na rysunkach 73 i 74 przedstawiono przykładowe obrazy zarejestrowane podczas testów wraz z określonym stopniem degradacji szyn i podkładów. Oznaczenia i opisy na Rysunkach 73, 74, 75, 76 przedstawiono w języku angielskim, ponieważ pochodzą bezpośrednio z bazy danych systemu wizyjnego, którego interfejs oraz pliki wynikowe generowane są w tym języku.

Rysunek 73 Analiza wskazań potencjalnych wad szyn - przykład 1

source_fname	G_rails	G_sleepers	G_ballast	G_line	unix_timestamp	latitude	longitude
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_03_30_364.png	0.25	0.00	0.00	0.08	1,71E+12	18.592994345568133	54.388941785959 7
Filename	Label	concrete	wooden				
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_03_30_364.png	wooden	0,094	0,906				

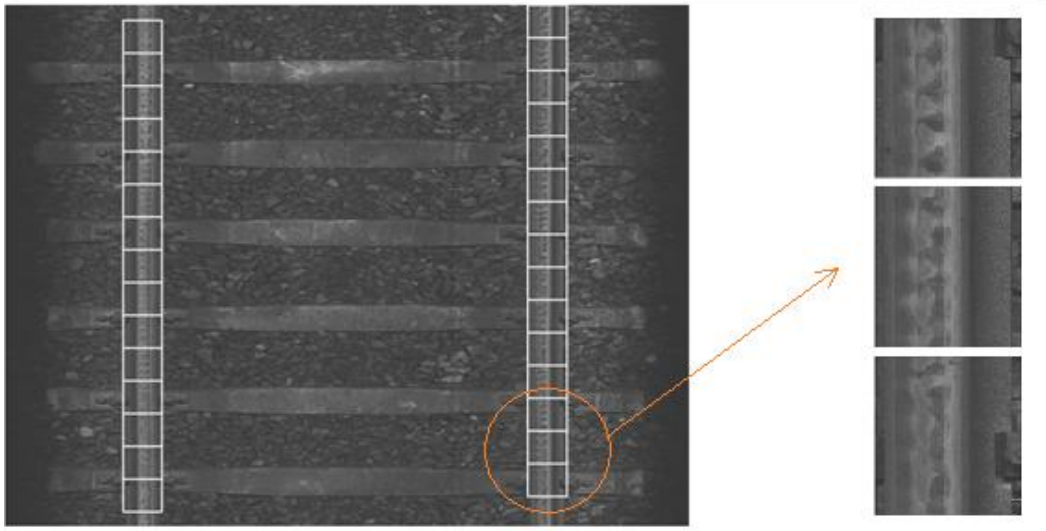


Źródło: Opracowanie własne na podstawie detekcji wad szyn wykonanej przez system wizyjny

Wskazane na zdjęciach obszary (oznaczone białymi ramkami) ilustrują miejsca, w których system wykrył potencjalne wady powierzchniowe szyn. Wartość degradacji szyn (G_rails) dla obrazu na Rysunku 73 wynosi 0,25, co klasyfikuje je do przedziału umiarkowanego zużycia (przedział 0,21–0,3). Oznacza to, że system wykrył wady, które nie zagrażały bezpośrednio bezpieczeństwu ruchu, wady powierzchniowe, które powinny być monitorowane w przyszłości. Zdjęcie przedstawia również lokalizację wskazania, która jest dokładnie określona za pomocą współrzędnych geograficznych (latitude oraz longitude), co umożliwia precyzyjne przypisanie wyników do odpowiedniego fragmentu linii kolejowej.

Rysunek 74 Analiza wskazań potencjalnych wad szyn - przykład 2

source_fname	G_rails	G_sleepers	G_ballast	G_line	unix_timestamp	latitude	longitude
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_50_25_568.png	1.00	0.00	0.00	0.33	1,71E+12	18.397499	54.563197
						5617694	10280493
Filename	Label	concrete	wooden				
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_50_25_568.png	concrete	0.845	0.154				



Źródło: Opracowanie własne na podstawie detekcji wad szyn wykonanej przez system wizyjny

Na Rysunku 74 przedstawiono wynik analizy obrazu nawierzchni torowej, w którym system diagnostyczny przypisał szynom wartość wskaźnika degradacji równą 1,00, klasyfikując ich stan jako krytyczny (przedział 0,91–1,00). Na powierzchni tocznej obu szyn wykryto liczne anomalie, takie jak ciemne przebarwienia i nieciągłości struktury, które mogą świadczyć o znacznym zużyciu materiałowym. Zidentyfikowane obszary zostały automatycznie oznaczone przez system przy użyciu ramek (bounding boxów), co umożliwia precyzyjne zlokalizowanie wad i ich dalszą ocenę. Tego rodzaju wady wymagają pilnej oceny eksperta lub interwencji technicznej.

Przedstawione wyniki potwierdzają, że opracowany system diagnostyczny pozwala na precyzyjne różnicowanie poziomów degradacji. Analiza stwarza zatem podstawy do dalszych działań – zarówno w kontekście planowania utrzymania, jak i potencjalnego rozwoju narzędzi predykcyjnych w kolejnych etapach prac badawczych.

13.3.2 Analiza stanu technicznego podkładów

W wyniku przeprowadzonej inspekcji wizyjnej podkładów kolejowych na linii nr 250 analogicznie analizowane dane pochodzące z 22 974 zdjęć torowiska. Wyniki zostały przyporządkowane do szczegółowych przedziałów degradacji, podzielonych na zakresy co 0,1, co pozwoliło na ocenę stopnia degradacji podkładów oraz identyfikację nawet

niewielkich zmian i wad. W Tabeli 39 przedstawiono automatyczne obliczenie stopnia degradacji podkładów.

Tabela 39 Analiza stopnia degradacji podkładów

Podkłady										
Zakres degradacji	0-0.1	0.11-0.2	0.21-0.3	0.31-0.4	0.41-0.5	0.51-0.6	0.61-0.7	0.71-0.8	0.81-0.9	0.091-1
Liczba zdjęć/zakres	22736	46	80	7	48	3	11	3	0	40
Procent zdjęć/zakres [%]	98,964	0,200	0,348	0,030	0,209	0,013	0,048	0,013	0,000	0,174

Źródło: Opracowanie własne

Analiza wskazuje, że zdecydowana większość zdjęć, bo aż 98,964%, zaklasyfikowana została do najniższego przedziału degradacji (0–0,1). Oznacza to, że prawie cała badana infrastruktura podkładowa znajduje się w bardzo dobrym stanie technicznym, bez widocznych wad powierzchniowych lub jedynie ze sporadycznymi, nieznaczącymi wadami.

W kolejnych przedziałach degradacji (0,11–0,2) znalazło się zaledwie 0,2% zdjęć. Te nieliczne przypadki cechuje minimalny wzrost liczby drobnych wad, głównie w postaci pojedynczych włoskowatych pęknięć, które jednak nie wpływają jeszcze na eksploatację linii kolejowej, lecz powinny być objęte regularnym monitoringiem podczas standardowych czynności utrzymaniowych.

W przedziale degradacji od 0,21 do 0,7 łącznie sklasyfikowano jedynie 0,6% zdjęć. W tych przypadkach widoczne były umiarkowane, ale wciąż stosunkowo niewielkie wady, które mogą wymagać rutynowego monitorowania lub zaplanowania działań profilaktycznych, aby uniknąć ich dalszego rozwoju.

Zdjęcia przedstawiające bardziej zaawansowane zużycie podkładów kolejowych (przedziały 0,71–0,9) to zaledwie 0,061%. Oznacza to praktycznie brak poważniejszych wad, takich jak większe pęknięcia z wykruszeniem betonu, które mogłyby wpłynąć negatywnie na stan torowiska lub bezpieczeństwo ruchu.

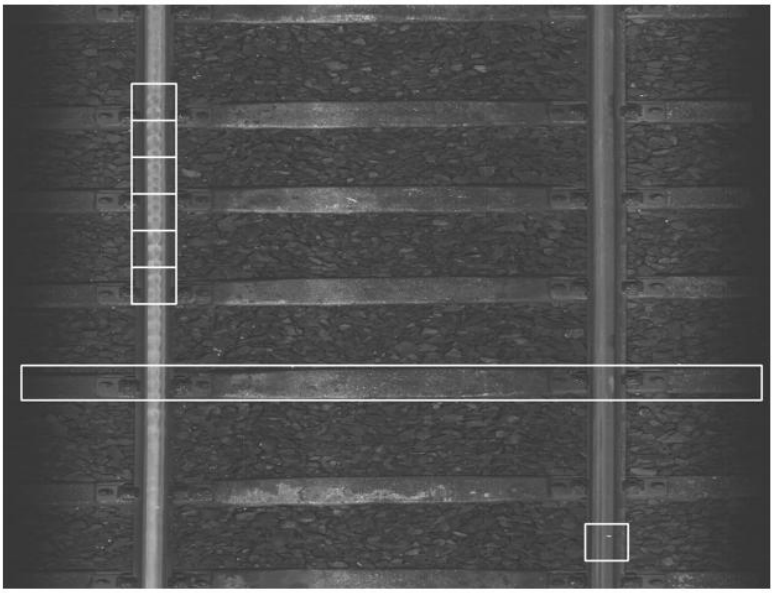
W najwyższym przedziale degradacji od 0,91 do 1,0 znajduje się 0,174% zdjęć, które wskazują już na bardzo zaawansowane wady podkładów. Chociaż stanowią one bardzo niewielką część całkowitej liczby zdjęć, są to miejsca wymagające natychmiastowej uwagi ze strony służb utrzymaniowych.

Podsumowując, analiza wykazała, że ogólny stan techniczny podkładów na linii kolejowej nr 250 jest bardzo dobry, a tylko marginalna liczba elementów wymaga dalszego szczegółowego monitorowania lub podjęcia działań konserwacyjnych. Dzięki szczegółowej klasyfikacji możliwe jest szybkie zidentyfikowanie tych miejsc, które potencjalnie mogą w przyszłości wpłynąć na bezpieczeństwo lub komfort podróżowania.

Na Rysunkach 75 i 76 przedstawiono przykładowe zdjęcia zarejestrowane przez system diagnostyczny w trakcie testów wraz z zaznaczonymi potencjalnymi miejscami wad oraz przypisanym do zdjęć stopniem degradacji.

Rysunek 75 Analiza wskazań potencjalnych wad szyn i podkładów - przykład 1

source_fname	G_rails	G_sleepers	G_ballast	G_line	unix_timestamp	latitude	longitude
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_42_58_380.png	0.35	0.10	0.00	0.15	1,71E+12	18.4432885178146	54.5504046275621 95
Filename	Label	concrete	wooden				
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_42_58_380.png	concrete	0,747	0,253				



Źródło: Opracowanie własne na podstawie detekcji wad szyn i podkładów wykonanej przez system wizyjny

Na Rysunku 75 system diagnostyczny zidentyfikował kilka obszarów potencjalnych wad szyn i podkładów. W przypadku szyn, zarejestrowany obraz zaklasyfikowano z wartością wskaźnika degradacji (Grali) wynoszącą 0,35, co oznacza umiarkowane zużycie szyn. Z kolei w przypadku podkładów system prawidłowo rozpoznaje typ podkładów z prawdopodobieństwem wynoszącym 74,7%, kwalifikując je

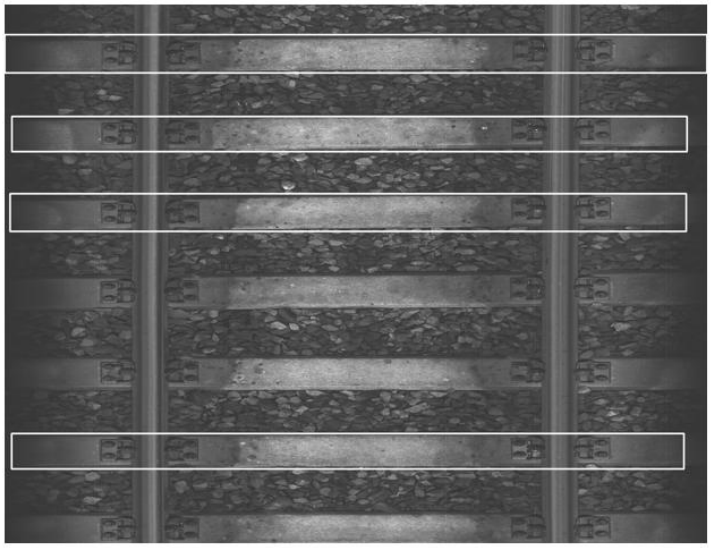
jako betonowe. Podkłady na zdjęciu zostały przez system sklasyfikowane do przedziału degradacji 0,1, co wskazuje na minimalne zużycie.

Dane obrazowe uzupełnione są o precyzyjne współrzędne geograficzne, umożliwiające dokładną lokalizację zidentyfikowanych obszarów wymagających monitoringu lub działań utrzymaniowych.

W kolejnym przykładzie (Rysunek 76) system diagnostyczny ponownie wskazał miejsca potencjalnych wad na powierzchni podkładów betonowych. System trafnie sklasyfikował typ podkładów jako betonowe z wysokim prawdopodobieństwem wynoszącym 90,8%. Wartość wskaźnika degradacji podkładów wyniosła tutaj 0,06, co klasyfikuje je do przedziału minimalnego zużycia.

Rysunek 76 Analiza wskazań potencjalnych wad podkładów - przykład 2

source_fname	G_rails	G_sleepers	G_ballast	G_line	unix_timestamp	latitude	longitude
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_02_03_703.png	0.00	0.06	0.00	0.02	1,71E+12	18.609657523418303	54.38033641444277
Filename	Label	concrete	wooden				
SmiletDev3_InfrastructureCamera_2024_04_22_22_02_03_703.png	concrete	0,908	0,092				



Źródło: Opracowanie własne na podstawie detekcji wad szyn i podkładów wykonanej przez system wizyjny

Podsumowanie. Analiza wyników badań eksploatacyjnych potwierdziła, że opracowany system diagnostyczny skutecznie ocenia stan techniczny szyn i podkładów na linii kolejowej nr 250. Automatyczna inspekcja wizyjna umożliwiła szczegółowe sklasyfikowanie stopnia degradacji, dostarczając kompleksowych danych w formie numerycznej oraz obrazowej. Należy zaznaczyć, że analizie podlegały wszystkie

przejazdy jednocześnie, zatem łącznie około 120 km (podwójna inspekcja obu torów). Oznacza to, że cała linia kolejowa została zeskanowana podwójnie, a powyższa analiza dotyczy obu tych przejazdów.

Opracowana szczegółowa segmentacja degradacji umożliwia zarządcy infrastruktury kolejowej szybką identyfikację obszarów wymagających zarówno rutynowego monitorowania, jak i natychmiastowych interwencji, co bezpośrednio wpływa na poprawę bezpieczeństwa i optymalizację kosztów utrzymania linii.

Uzyskane rezultaty wskazują na bardzo dobry ogólny stan szyn oraz podkładów kolejowych na badanym odcinku linii kolejowej nr 250. Zdecydowana większość elementów infrastruktury (ponad 80% dla szyn i prawie 99% dla podkładów) charakteryzuje się minimalnym lub niezauważalnym zużyciem, co świadczy o skutecznych działaniach utrzymaniowych oraz stosunkowo niskim wpływie eksploatacji na ich stan techniczny. Zidentyfikowano pojedyncze obszary, gdzie zauważono wyższy stopień degradacji, które wymagają dalszej analizy eksperckiej oraz uwzględnienia w planowaniu przyszłych działań konserwacyjnych lub naprawczych.

Należy jednak podkreślić, że autor nie uważa że opracowany system diagnostyczny może w obecnym stopniu rozwoju zastąpić toromistrza w inspekcji szyn i podkładów. Pomimo wysokiej dokładności wskazań, wymaga on dodatkowej weryfikacji przez operatora lub eksperta. Obecnie wykorzystywane algorytmy identyfikują wady powierzchniowe na podstawie cech wizualnych, ale nie posiadają jeszcze pełnej klasyfikacji typów wad, doświadczenia ani kontekstu środowiskowego. W praktyce oznacza to, że operator musi zweryfikować wskazania systemu diagnostycznego, podejmując ostateczną decyzję o kwalifikacji wskazanych wad oraz zakresie niezbędnych działań interwencyjnych. Przyczynę tych ograniczeń opisano w Rozdziale 15.

14. PORÓWNANIE NOWEJ METODY INESPCKJI WIZYJNEJ NAWIERZCHNI TOROWEJ OPARTEJ NA SZTUCZNEJ INTELIGENCJI Z DOTYCHCZASOWĄ METODĄ STOSOWANĄ W POLSCE

W poprzednich rozdziałach przedstawiono projekt, implementację i testy systemu diagnostycznego opartego na wizji komputerowej i uczeniu maszynowym. Badania w warunkach rzeczywistych potwierdziły jego dokładność, powtarzalność i skuteczność w wykrywaniu wad oraz ocenie degradacji szyn i podkładów.

Dla pełnej oceny tej metody konieczne jest porównanie z metodą tradycyjną, opartą na manualnych inspekcjach toromistrzów. Ma to znaczenie zarówno dla weryfikacji zalet systemu, jak i identyfikacji jego ograniczeń.

W rozdziale omówiono metodykę analizy porównawczej oraz wyniki w zakresie dokładności, spójności, szybkości działania i potencjalnych oszczędności. Na końcu zawarto ocenę korzyści wdrożenia i propozycje dalszego rozwoju systemu.

14.1 Metodyka analizy porównawczej inspekcji nawierzchni torowej z automatycznym obliczaniem stopnia degradacji szyn i podkładów

W celu obiektywnej oceny efektywności opracowanego systemu diagnostycznego, przeprowadzono analizę porównawczą względem tradycyjnej, manualnej metody oględzin torów wykonywanej przez toromistrza lub osobę uprawnioną. Metodyka porównania opierała się na zestawie kluczowych parametrów: ilościowych, jakościowych, technicznych oraz ekonomicznych. Analizę przeprowadzono na pełnym, 32-kilometrowym odcinku linii kolejowej nr 250, który był wcześniej objęty badaniami eksploatacyjnymi.

14.1.1 Analiza porównawcza – parametry porównawcze

Do analizy porównawczej obu metod przyjęto następujące kryteria:

Parametry ilościowe:

1. Czas wykonania inspekcji - całkowity czas konieczny do przeprowadzenia pełnego obchodu torów na odcinku 32 km.
2. Liczba zidentyfikowanych wad szyn i podkładów - porównanie liczby wad wykrytych przez system diagnostyczny oraz w trakcie obchodu toromistrza.

3. Zgodność klasyfikacji stopnia degradacji szyn i podkładów - ocena zgodności przyporządkowania stopnia degradacji dla badanej linii kolejowej między obiema metodami.

Parametry jakościowe:

1. Powtarzalność wyników - ocena zgodności wyników uzyskiwanych w ramach wielokrotnych pomiarów prowadzonych w identycznych warunkach eksploatacyjnych. Parametr ten odzwierciedla stabilność działania systemu oraz jego zdolność do generowania wiarygodnych i porównywalnych wyników w czasie.
2. Obiektywność oceny - ocena podatności danej metody na błędy wynikające z subiektywnej interpretacji. Analiza porównawcza precyzji i spójności wyników uzyskiwanych w sposób automatyczny z wynikami oceny manualnej.
3. Dokładność lokalizacji zidentyfikowanych wad - porównanie precyzji określania współrzędnych geograficznych oraz dokładności umiejscowienia wykrytych wad na torze. Parametr ten ma kluczowe znaczenie dla skutecznego planowania działań utrzymaniowych i naprawczych, umożliwiając precyzyjne wskazanie miejsc wymagających interwencji.

Parametry ekonomiczne:

Koszt realizacji inspekcji - analiza całkowitego kosztu przeprowadzenia inspekcji na odcinku 32 km. Uwzględnia się tutaj koszty osobowe (w przypadku inspekcji manualnej – wynagrodzenie toromistrzów, liczba roboczogodzin; w przypadku automatycznej – czas pracy operatora systemu), koszty operacyjne, amortyzację sprzętu diagnostycznego, a także koszty utrzymania infrastruktury technicznej systemu diagnostycznego oraz licencji na oprogramowanie.

Parametry techniczne:

Zakres techniczny czynności inspekcyjnych - porównanie możliwości technicznych obu metod pod kątem zakresu czynności wykonywanych w trakcie obchodu torów zdefiniowanych w instrukcji d-7 o dozorowaniu torów zarządzanych przez PKP Szybka Kolej Miejska W Trójmieście Sp. z o.o. [132]. Analiza polega na sprawdzeniu, które czynności tradycyjnego obchodu torów mogą być wykonane przez system automatyczny, a które wciąż wymagają manualnego uzupełnienia.

Bezpieczeństwo:

Porównawcza analiza warunków bezpieczeństwa towarzyszących realizacji inspekcji nawierzchni torowej. W przypadku metody manualnej oceniane są czynniki

związane z pracą toromistrza w strefie potencjalnego zagrożenia ruchem kolejowym, koniecznością stosowania środków ochrony osobistej oraz ekspozycją na zmienne warunki atmosferyczne. Dla metody automatycznej analizie podlega bezpieczeństwo operatora wykonującego diagnostykę z poziomu pojazdu kolejowego oraz charakter zagrożeń wynikających z tej formy pracy. Porównanie to ma na celu wskazanie różnic w ryzyku związanym z realizacją inspekcji w obu metodach.

14.1.2 Analiza porównawcza – etapy analizy

Analiza została podzielona na sześć etapów. Poniżej przedstawiono szczegółowy przebieg poszczególnych etapów analizy oraz zastosowaną metodykę porównawczą.

Etap 1 - Zebranie danych referencyjnych.

Przygotowanie danych manualnej inspekcji (realizacja standardowego obchodu przeprowadzanego przez toromistrza).

Etap 2 - Analiza ilościowa.

Zestawienie liczby wykrytych potencjalnych wad dla obu metod wraz z porównaniem czasu wykonania obu inspekcji.

Etap 3 - Analiza jakościowa.

Analiza jakościowych cech metod diagnostycznych: powtarzalności, obiektywności i dokładności lokalizacyjnej, na podstawie szczegółowego zestawienia wyników.

Etap 4 - Analiza techniczna.

W ramach analizy technicznej dokonano porównania zakresu czynności kontrolnych możliwych do zrealizowania za pomocą opracowanego systemu automatycznej diagnostyki oraz tradycyjnej inspekcji manualnej, uwzględniając wymagania instrukcji utrzymaniowej Id-7 [131].

Etap 5 - Analiza ekonomiczna.

Porównanie całkowitych kosztów inspekcji metodą automatyczną oraz manualną.

Etap 6 – Analiza bezpieczeństwa.

Analiza ryzyka występującego podczas realizacji inspekcji metodą manualną oraz automatyczną, ze szczególnym uwzględnieniem zagrożeń dla zdrowia i życia pracowników dokonujących przeglądu torów.

Zastosowana metodyka pozwala na kompleksowe przedstawienie porównawczej oceny efektywności, dokładności oraz ekonomicznych i technicznych aspektów automatycznej inspekcji wizyjnej w porównaniu do tradycyjnej metody manualnej.

Dzięki temu możliwe jest obiektywne określenie praktycznej wartości opracowanego systemu oraz wskazanie kierunków dalszego rozwoju technologicznego i organizacyjnego w zarządzaniu utrzymaniem infrastruktury kolejowej.

14.1.3 Charakterystyka tradycyjnej metody inspekcji torów na linii kolejowej 250

Analiza porównawcza efektywności metod diagnostycznych na linii kolejowej nr 250 odnosi się do inspekcji torów, realizowanej zgodnie z obowiązującymi regulacjami PKP Szybka Kolej Miejska w Trójmieście Sp. z o.o., określonymi w instrukcji SKM d-7 [132].

Podstawowe wymagania dla inspekcji torów (obchodu torów). Zgodnie z instrukcją SKM d-7, obchody normalne torów na linii kolejowej nr 250 powinny być realizowane nie rzadziej niż raz na tydzień, przy czym nie częściej niż co czwarty dzień – przy dobrym stanie technicznym infrastruktury torowej. Każdorazowo obchód powinien być wykonywany przez toromistrza lub mistrza ds. drogowych posiadającego odpowiednie kwalifikacje.

Zakres techniczny inspekcji torów obejmuje:

- Szczegółową inspekcję nawierzchni torowej – kontrolę zużycia szyn, stanu spoin i zgrzein, poprawności przytwierdzeń oraz stabilności toru,
- przegląd rozjazdów i skrzyżowań torów pod kątem prawidłowości działania i kompletności wyposażenia,
- kontrolę stanu podtorza, w tym stabilności podsypki, rowów bocznych i skarp;
- oględziny obiektów inżynieryjnych – mostów, wiaduktów i przepustów, w szczególności pod kątem ich wpływu na bezpieczeństwo ruchu,
- stan przejazdów kolejowo-drogowych, ich nawierzchni i systemów ostrzegawczych,
- kontrolę urządzeń elektrycznych, sieci trakcyjnej i telekomunikacyjnej, w tym wizualną kontrolę izolatorów, słupów, konstrukcji wsporczych oraz innych urządzeń.

Każda inspekcja wymaga szczegółowego dokumentowania wyników w Książce kontroli obchodów (D803). Toromistrz jest zobowiązany do regularnego zgłaszania wszystkich stwierdzonych usterek i zagrożeń dla bezpieczeństwa ruchu, oraz – w przypadku wystąpienia sytuacji krytycznych – do natychmiastowego podejmowania działań zabezpieczających.

Bezpieczeństwo pracy podczas obchodu torów.

- Osoba wykonująca obchód zobowiązana jest do stosowania środków ochrony osobistej, w tym pomarańczowej kamizelki ostrzegawczej oraz posiadania odpowiednich narzędzi sygnałowych i środków łączności (radiotelefon, trąbka sygnałowa, latarka z czerwonym i białym światłem),
- obchód powinien być prowadzony za dnia, przy dobrej widoczności. Toromistrz musi stale pozostawać w łączności radiowej z dyżurnym ruchu, monitorować sytuację ruchową, a w razie zagrożenia stosować procedury natychmiastowego zatrzymania ruchu.

W niniejszym podrozdziale przedstawiono metodykę analizy porównawczej pomiędzy automatyczną inspekcją wizyjną a manualnym obchodem torów na linii kolejowej nr 250. Określono kryteria oceny: ilościowe, jakościowe, ekonomiczne, techniczne oraz związane z bezpieczeństwem. Opisano również przebieg i wymagania obchodu normalnego jako punkt odniesienia do dalszej analizy. Kolejne podrozdziały zawierają szczegółowe porównanie wyników obu metod.

14.2 Analiza i ocena efektywności systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej z automatycznym obliczaniem stopnia degradacja nawierzchni torowej

W niniejszym podrozdziale przeprowadzono szczegółową analizę efektywności nowego systemu diagnostycznego przeznaczonego do automatycznej oceny stanu technicznego szyn oraz podkładów kolejowych.

14.2.1 Analiza parametrów ilościowych

1. Czas wykonania inspekcji torów

Czas wykonania inspekcji to czas od momentu uruchomienia pojazdu wyposażonego w system diagnostyczny do momentu wygenerowania raportu z inspekcji.

Podczas badań eksploatacyjnych system przeprowadził pełną automatyczną inspekcję nawierzchni torowej wraz z automatycznym obliczeniem stopnia degradacji szyn i podkładów na dwutorowym odcinku linii kolejowej nr 250 o długości 32 kilometrów (łącznie 64 km toru). Inspekcja ta została zrealizowana przy średniej prędkości diagnostycznej wynoszącej 40 km/h. Uwzględniając konieczność przeprowadzenia diagnostyki na obu torach, całkowity dystans pokonany podczas inspekcji wyniósł 64 km, co przełożyło się na czas przejazdu równy:

$$Czas\ przejazdu = \frac{64\ km}{40\ km/h} = 1{,}6h = 96\ minut \tag{19}$$

Po powrocie pojazdu na miejsce parkingowe należało jeszcze wymienić dysk twardy z danymi oraz zgrać dane na komputer biurowy, co zajęło 20 minut. Po włożeniu dysku z danymi uruchomiono lokalną analizę danych wizualnych przez algorytmy identyfikacji wad oraz obliczania degradacji, co trwało 358 minut. Następnie wygenerowano raport z inspekcji w ciągu 5 minut.

Zatem całkowity czas potrzebny do realizacji pełnego cyklu inspekcyjnego z użyciem systemu diagnostycznego wynosi więc:

$$Czas\ inspekcji\ torów = 96min + 20\,\mathrm{min} + 358min + 5min = 479min$$

Przeprowadzona inspekcja z wykorzystaniem systemu diagnostycznego zajęła łącznie 479 minut. Warto jednak podkreślić, że sam pojazd wyposażony w urządzenie diagnostyczne może rejestrować dane przy prędkości sięgającej nawet 120 km/h, co oznacza możliwość znacznego skrócenia czasu inspekcji terenowej – nawet do około 32 minut dla analizowanego odcinka. Kluczowym elementem wpływającym na czas całego procesu diagnostycznego pozostaje jednak czas lokalnej analizy danych przez algorytmy uczenia maszynowego, który w przeprowadzonej inspekcji wyniósł aż 358 minut, stanowiąc tym samym aż 74,7% całkowitego czasu cyklu inspekcyjnego.

Aby skrócić całkowity czas realizacji diagnostyki, konieczne jest zoptymalizowanie procesu przetwarzania danych, na przykład poprzez zastosowanie szybszych jednostek obliczeniowych, równoległe przetwarzanie danych na kilku komputerach, wykorzystanie serwerów o wysokiej wydajności obliczeniowej lub implementację analizy danych w chmurze obliczeniowej. Takie działania mogłyby istotnie poprawić efektywność całego systemu diagnostycznego.

Przy takim czasie przeprowadzania inspekcji, można ją wykonywać każdego dnia, śledząc dokładnie trendy stanu technicznego elementów nawierzchni torowej.

2. Liczba zidentyfikowanych potencjalnych istotnych wad szyn i podkładów

W analizie liczby zidentyfikowanych wad szyn i podkładów skupiono się wyłącznie na tych obszarach, w których degradacja może realnie wpłynąć na bezpieczeństwo ruchu lub wymagać interwencji utrzymaniowej. Uwzględniono tylko wskazania systemu o poziomie degradacji równym lub większym niż 0,7 dla szyn i równym lub większym niż 0,2 dla pokładów, ponieważ te były w bardzo dobrym stanie technicznym i potrzebna była większa reprezentacja danych. Oznacza to, że pominięto

wszystkie zdjęcia, na których wskaźnik G_s (dla szyn) przyjmował wartości niższe niż 0,7 bądź G_p (dla podkładów) niższe niż 0,2.

Wykryte wady szyn:

Analiza materiału wizualnego wykazała:

- 1 137 potencjalnych wad (przekłada się to na liczbę bounding boxów na zdjęciach) dla obu torów 32 kilometrowej trasy (łącznie 64 km),
- rozłożonych na 71 zdjęciach obejmujących odcinki po 4,2 m toru.

Należy przy tym zaznaczyć, że na jednym zdjęciu może występować wiele wskazań. Stąd obserwowana liczba wykrytych wad jest znacznie większa niż liczba zdjęć dla tego poziomu degradacji.

Wykryte wady podkładów:

Dla podkładów uwzględniono wskazanie z niższym poziomem degradacji. W konsekwencji rozszerzono reprezentacją danych do przypadków $G_p \geq 0{,}2$, co odpowiada zużyciu co najmniej „przeciętnemu", z możliwością występowania pęknięć lub widocznych wad. System wizyjny zidentyfikował:

- 238 podkładów o istotnych potencjalnych wadach (każdy podkład obejmowany osobnym bounding boxem),
- na 119 zdjęciach, przy czym na jednym zdjęciu system średnio oznaczał 2 podkłady.

Należy oczywiście zwrócić uwagę na margines błędu dokładności algorytmów, który opisano w Rozdziale 10. Poniżej przedstawiono możliwy wpływ precyzji i czułości na ostateczną dokładność systemu:

- Szyny:

Precyzja: 91% (oznacza to, że ok. 9% wskazań potencjalnych wad może okazać się fałszywymi alarmami),

Czułość: 90% (oznacza to, że ok. 10% wskazań potencjalnych wad mogło zostać pominiętych).

- Podkłady:

Precyzja: 95% (oznacza to, że ok. 5% wskazań podkładów z wadami może być fałszywym alarmem),

Czułość: 96% (prawdopodobnie 4% usterek pozostało niewykrytych).

W ramach przedstawionych powyżej liczb wykrytych wad (1 137 wad szyn, 238 wad podkładów) pewien niewielki odsetek może stanowić tzw. *false positives* (fałszywe

alarmy), a jednocześnie część faktycznie istniejących wad może nie zostać zaobserwowana (co wynika z niepełnej, choć akceptowalnej czułości).

W niniejszej pracy przyjmuje się jednak, że do bezpośredniego porównania obu metod posłużą surowe wskazania systemu, tj. 1 137 wad szyn oraz 238 wad podkładów. W ten sposób możliwe jest najbardziej zbliżone do praktyki zestawienie danych zebranych przez algorytm („tu jest wada, proszę to sprawdzić") z oceną toromistrza dokonującego obchodu torów. Dopiero w przypadku stwierdzenia różnic pomiędzy obiema metodami możliwa będzie szczegółowa weryfikacja, czy ich przyczyną są fałszywe alarmy systemu, niedoszacowanie metody manualnej czy też inny błąd o charakterze interpretacyjnym.

3. Stopień degradacji szyn i podkładów dla toru 1 oraz 2

Istotnym etapem analizy wyników inspekcji jest wyznaczenie zagregowanego wskaźnika degradacji osobno dla całego toru 1 oraz toru 2 linii kolejowej nr 250. W tym celu dla każdej fotografii obejmującej 4,2 m nawierzchni torowej określano poziom zużycia szyn (G_s) i podkładów (G_p), a następnie system obliczył sumaryczny stopień degradacji zgodnie z metodą przedstawioną w Rozdziale 3.

- Podkłady:

Tor 1: $G_p = 0{,}12$,

Tor 2: $G_p = 0{,}11$.

Otrzymane wartości wskazują, że zarówno w torze 1, jak i w torze 2, stopień degradacji podkładów jest relatywnie niski (przeciętny poziom zużycia). Różnica pomiędzy torem nieparzystym a parzystym (0,01) jest niewielka, co sugeruje niemal równomierny stan na całym analizowanym odcinku.

- Szyny:

Tor 1: $G_s = 0{,}31$,

Tor 2: $G_s = 0{,}30$.

W przypadku szyn obserwuje się wyższe wartości wskaźnika stopnia degradacji niż dla podkładów. Jednocześnie różnica pomiędzy torem 1 (0,31), a torem 2 (0,30) również pozostaje na niskim poziomie, wskazując na brak wyraźnych dysproporcji w zużyciu pomiędzy oboma torami. Należy zaznaczyć, że wskaźnik stopnia degradacji szyn na podstawie zmęczenia materiału zgodnie z instrukcją utrzymaniową Id-1 wyznacza się poprzez liczbę pęknięć na kilometr. Ze względu na to, że system nie ma na

etapie pisania rozprawy doktorskiej opcji rozróżniania typów wad, przyjęto zakresy degradacji analogiczne do podkładów betonowych, co opisane w Rozdziale 3.

Wyniki zagregowanego stopnia degradacji szyn (G_s) i podkładów (G_p) stanowią zbiorczą ocenę jakości nawierzchni na analizowanym odcinku linii kolejowej nr 250.

W praktyce ustalenie takiego ilościowego wskaźnika w ujęciu zagregowanym (tj. średniej z wielu pomiarów) pozwala na:

- Szybką identyfikację priorytetowych odcinków wymagających interwencji w torze 1 lub 2,
- porównywanie różnych okresów pomiarowych (np. kolejne lata eksploatacji) w celu identyfikacji trendów w zużyciu,
- planowanie działań utrzymaniowych w sposób bardziej precyzyjny, koncentrując się na odcinkach z wyższym wskaźnikiem G_s lub G_p.

14.2.2 Analiza parametrów jakościowych

1. Powtarzalność wyników

W celu oceny powtarzalności rezultatów generowanych przez opracowany system diagnostyczny przeanalizowane dwa niezależne przejazdy pomiarowe na tym samym odcinku linii kolejowej nr 250. Łącznie zarejestrowano 22 974 zdjęcia (po ok. 11 487 ujęć na każdy przejazd), jednak nie wszystkie zdjęcia udało się dopasować pomiędzy przejazdami z uwagi na chwilowe utraty sygnału GPS. Ostatecznie utworzono 11 427 par zdjęć, przy czym każda para odnosi się do tego samego odcinka toru (4,2 m). Aby bezpośrednio zestawić wyniki z obu przejazdów dla tych samych fragmentów toru, dokonano dopasowania obrazów na podstawie ich lokalizacji. Oznacza to, że fotografie dotyczące tego samego 4,2-metrowego odcinka toru z obu przejazdów uznano za parę, dla której można porównać wartości wskaźnika degradacji (G_s lub G_p).

Dla każdej takiej pary obliczono różnicę między wskaźnikami z pierwszego i drugiego przejazdu, co w praktyce odpowiada temu, o ile (w kategoriach wartości bezwzględnych lub procentowych) wynik pomiaru w przejeździe nr 2 różnił się od pomiaru w przejeździe nr 1. Przykładowo, dla jednego segmentu w pierwszym przejeździe uzyskano $G_s = 0{,}315$, w drugim $G_s = 0{,}310$. W takim przypadku różnica 0,005 stanowi jedynie 1,6% względem wartości średniej z tych dwóch pomiarów (0,3125).

Klasyfikacja różnic – grupy A, B, C, D, E. Aby nie poprzestać na jednej liczbie opisującej całą populację, dokonano kategoryzacji par zdjęć według wielkości zaobserwowanego odchylenia:

- Grupa A (<1% różnicy):
  5 142 pary (ok. 45% wszystkich dopasowanych);
- Grupa B (1–2% różnicy):
  3 428 par (ok. 30%);
- Grupa C (2–3% różnicy):
  1 714 par (ok. 15%);
- Grupa D (3–5% różnicy):
  572 par (ok. 5%);
- Grupa E (>5% różnicy):
  571 par (ok. 5%).
  Suma wszystkich powyższych grup to 11 427 par zdjęć.

Interpretacja rozkładu.

- Zgodność w granicach 3%.

Dla aż 10 284 par (Grupa A + B + C = 5 142 + 3 428 + 1 714) różnica nie przekracza 3% odchylenia. W praktyce oznacza to, że w 90% przypadków pomiar z drugiego przejazdu niemal pokrywa się z pomiarem z pierwszego, a niewielkie odchylenie nie wpływa na interpretację stanu nawierzchni szyn i podkładów.

- Zgodność do 5%.

Biorąc pod uwagę również Grupę D, łącznie 10 856 par (A + B + C + D = 10 284 + 572) mieści się w granicach 5% różnicy. To przekłada się na 95% wszystkich dopasowanych zdjęć.

- Grupa E (5%).

Jedynie 571 par (co stanowi 5% całości) wykazuje rozbieżność powyżej 5%. Takie większe różnice mogą wynikać z losowych czynników zewnętrznych takich jak oświetlenie, chwilowe zabrudzenie optyki czy minimalne wychylenie pojazdu w trakcie przejazdu.

Przedstawiony rozkład jednoznacznie wskazuje, że:

- 95% wszystkich dopasowanych segmentów (Grupy A, B, C, D) różni się między przejazdami o maksymalnie 5%;

- W 45% przypadków (Grupa A) różnica jest wręcz znikoma (<1%), co świadczy o bardzo wysokiej spójności wskazań systemu;
- Zaledwie 5% (Grupa E) odchyla się o więcej niż 5%, co można uznać za poziom marginalny, biorąc pod uwagę skalę i specyfikę pomiarów.

Uzyskany wynik rzędu 95% powtarzalności oznacza, że system diagnostyczny działa stabilnie i dostarcza bardzo zbliżonych ocen stanu nawierzchni nawet w kilku niezależnych przejazdach. Taka wiarygodność jest kluczowa dla praktycznego zastosowania w diagnostyce infrastruktury kolejowej, umożliwiając m.in. rzetelne śledzenie dynamiki zużycia elementów nawierzchni torowej w czasie.

2. Obiektywność oceny

Jednym z kluczowych parametrów jakościowych opracowanego systemu diagnostycznego jest obiektywność oceny stanu elementów nawierzchni torowej. W kontekście niniejszej analizy odnosi się ona do niezależności wyników diagnostyki od czynników subiektywnych, takich jak doświadczenie czy kondycja psychofizyczna osoby wykonującej inspekcję, a także zmienność warunków środowiskowych. Dzięki wykorzystaniu algorytmów uczenia maszynowego system zapewnia jednolite i powtarzalne kryteria oceny, eliminując wpływ tzw. „czynnika ludzkiego".

Każda decyzja diagnostyczna – np. klasyfikacja fragmentu szyny jako wadliwej lub niewadliwej – podejmowana jest automatycznie na podstawie wytrenowanego modelu sieci neuronowej, który analizuje obrazy zgodnie z ustalonymi parametrami i wagami. W procesie szkolenia wykorzystano starannie anotowane obrazy referencyjne, co umożliwia systemowi rozpoznawanie wzorców degradacji w sposób konsekwentny i niezmienny w czasie.

Dla zapewnienia wysokiego poziomu obiektywności zastosowano także działania zwiększające odporność modelu na zmienność warunków zewnętrznych – m.in. standaryzację pozyskiwania danych wizyjnych, normalizację obrazów oraz techniki augmentacji. Dzięki temu możliwe było ograniczenie wpływu przypadkowych fluktuacji oświetlenia, kontrastu, rozdzielczości czy szumu.

Efektem jest stabilna procedura oceny technicznej torowiska, w której każde zdjęcie analizowane jest według tych samych zasad, niezależnie od warunków jego wykonania. Takie podejście wspiera tworzenie wiarygodnych, spójnych danych diagnostycznych i stanowi jedną z kluczowych przewag automatycznego systemu

wizyjnego nad metodami manualnymi, które zostaną omówione w dalszej części Rozdziału.

Ocena obiektywności. Wysoka powtarzalność wyników oceny tego samego odcinka toru przy powtórnym przejeździe różnią się nieznacznie (ok. 95% zbieżność), jak wykazano w niniejszym podrozdziale. Oznacza to, że niezależnie od czynników zewnętrznych (np. inny czas pomiaru, prędkość, warunki atmosferyczne), wyniki systemu w zakresie klasyfikacji wad pozostają prawie jednakowe.

System nie opiera się na subiektywnej ocenie – działa w oparciu o statystyczne wzorce, wytrenowane na dużej liczbie przykładów. Dzięki temu eliminuje ryzyko przypadkowych różnic w ocenie, np. takich, które mogłyby wynikać z nastroju lub zmęczenia inspektora – jego decyzje są powtarzalne i obiektywne.

3. Dokładność lokalizacji zidentyfikowanych wad

W systemie diagnostycznym zastosowano dwuwarstwowy układ pozycjonowania, umożliwiający osiągnięcie bardzo dużej dokładności wyznaczania lokalizacji usterek na torowisku. W trybie z korekcją RTK (ang. Real-Time Kinematic) system zapewnia precyzję rzędu 50 cm, natomiast bez RTK (przy standardowym sygnale GPS) możliwa jest lokalizacja wad z dokładnością około 1 m. Rejestracja GPS odbywała się w sposób ciągły. Oba poziomy precyzji są w praktyce wystarczające do celów utrzymaniowych, ponieważ nawet jednometrowe odchylenie w większości przypadków nie stanowi bariery w odnajdywaniu i naprawie usterek.

Podczas przejazdu inspekcyjnego każdemu obrazowi (4,2 m toru) przypisywane są dane z GPS lub RTK, co pozwala jednoznacznie powiązać usterki z konkretnymi współrzędnymi. W trybie RTK precyzja ±50 cm umożliwia szybkie zlokalizowanie wady i śledzenie jej rozwoju w kolejnych cyklach pomiarowych. Przy braku sygnału korekcyjnego system przełącza się na GPS, zapewniając dokładność rzędu 1 m. Rozwiązanie to stanowi kompromis między wymaganiami infrastruktury (stacja bazowa, łączność RTK) a wystarczającą dokładnością do skutecznej identyfikacji wad przez ekipy serwisowe.

Takie parametry lokalizacji sprawdzają się w codziennej praktyce utrzymania nawierzchni torowej. Dane o położeniu wady mogą być zintegrowane z systemami GIS i wspierać wizualizację stanu infrastruktury na mapach lub w cyfrowych systemach ewidencyjnych. Możliwość wskazania wady z dokładnością do kilkudziesięciu

centymetrów (w trybie RTK) albo jednego metra (bez RTK) okazuje się w pełni wystarczająca do zlokalizowania miejsca wymagającego interwencji.

14.2.3 Analiza parametrów technicznych

Aby ocenić, w jakim stopniu opracowany system diagnostyczny realizuje czynności obchodu toru, zastosowano punktową ocenę poszczególnych obszarów (Tabela 40). Uwzględniono zarówno wagę kategorii z perspektywy zarządcy infrastruktury, jak i stopień spełniania wymagań. Każda kategoria otrzymywała ocenę w czterostopniowej skali (0–3), od „brak" do „pełne spełnienie wymagań", przy jednoczesnym różnicowaniu istotności obszarów wagami 1–3. W obecnej wersji systemu (lewa część tabeli) zidentyfikowano ograniczenia, głównie w obszarach, w których:

- Metody wizyjne nie były rozwinięte (np. „Podtorze", „Obiekty inżynieryjne");
- Funkcjonalność analizy jest ograniczona do podstawowego rozpoznania typu obiektu, ale bez wnikliwej oceny wad (np. „Rozjazdy", „Przejazdy kolejowo-drogowe", „Podsypka");
- System ma fizycznie utrudnioną obserwację (może objąć szerokość toru do 2,6 m, co wyklucza ocenę elementów leżących poza tą strefą).

System, w obecnej formie, pokrywa około 26% wymagań codziennej inspekcji technicznej toru (obchód torów), co wynika z uzyskanej sumy ważonej ocen na poziomie 7 punktów – zgodnie z przyjętą metodyką oceny.

System diagnostyczny ma jednak możliwość dalszego rozwoju swoich funkcji, co zostało technicznie potwierdzone. Możliwe rozszerzenia funkcjonalności dotyczącą następujących obszarów:

- Analiza przytwierdzeń (z oceną potencjalnych wad, np. zużycia czy braku śrub);
- Analiza podsypki (ocena stopnia zabrudzenia i ewentualnych drobnych uszkodzeń);
- Detekcja i podstawowa klasyfikacja usterek w rozjazdach;
- Ocena przejazdów kolejowo-drogowych (m.in. analiza płyt betonowych/stalowych);
- Rozpoznanie przeszkód w obszarze skrajni toru (np. przedmioty mogące stanowić zagrożenie dla ruchu);
- Szczegółowa klasyfikacja typów wad (np. zróżnicowanie pęknięć szyn, korozji, ubytków w podkładach).

Tabela 40 Zakres techniczny systemu diagnostycznego w kontekście zakresu obchodu torów

Kategoria - zakres techniczny codziennej diagnostyki toru	Autorski system diagnostyczny	Waga punktacji 1 - najmniej ważne 2 - istotne 3 - bardzo ważne
Sprawdzenie toru kolejowego (szyny, podkłady, mocowania) 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	2	3
Rozjazdy 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	1	3
Podtorze 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	0	1
Podsypka 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	1	1
Obiekty inżynieryjne 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	0	1
Przejazdy kolejowo-drogowe i przejścia dla pieszych 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	1	2
Urządzenia trakcyjne, energetyczne i automatyki 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	0	2
Porządek na terenie kolejowym i w jego okolicy 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	0	1
Utrzymanie skrajni i ogólnej jakości geometrycznej toru 0 – nie spełnia wymagań 1 - w pełni spełnia wymagania	0	1
Rejestracja przeglądu 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania częściowo 2 - w pełni spełnia wymagania	2	3
Suma	7	
Suma Ważona	27	
% Spełnienia wymagań	26%	

Źródło: Opracowanie własne

W Tabeli 41 wskazano teoretyczne pokrycie zakresu technicznego po wprowadzeniu powyższych możliwości i uzupełnień systemu.

Tabela 41 Zakres techniczny systemu diagnostycznego w kontekście zakresu obchodu torów po uzupełnieniu funkcji

Kategoria - zakres techniczny codziennej diagnostyki toru	Autorski system diagnostyczny	Waga punktacji 1 - najmniej ważne 2 - istotne 3 - bardzo ważne
Sprawdzenie toru kolejowego (szyny, podkłady, mocowania) 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	3	3
Rozjazdy 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	3	3
Podtorze 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	1	1
Podsypka 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	3	1
Obiekty inżynieryjne 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	0	1
Przejazdy kolejowo-drogowe i przejścia dla pieszych 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	3	2
Urządzenia trakcyjne, energetyczne i automatyki 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	0	2
Porządek na terenie kolejowym i w jego okolicy 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania w mniejszym stopniu 2 - spełnia wymagania w większym stopniu 3 - w pełni spełnia wymagania	2	1
Utrzymanie skrajni i ogólnej jakości geometrycznej toru 0 – nie spełnia wymagań 1 - w pełni spełnia wymagania	0	1
Rejestracja przeglądu 0 – nie spełnia wymagań 1 - spełnia wymagania częściowo 2 - w pełni spełnia wymagania	2	3
Suma	17	
Suma Ważona	27	
% Spełnienia wymagań	63%	

Źródło: Opracowanie własne

Podsumowując, w Tabeli 40 zaprezentowano rzeczywisty poziom pokrycia zakresu tradycyjnej diagnostyki toru przez opracowany system w jego obecnej formie, natomiast Tabela 41 przedstawia ocenę potencjalnych możliwości systemu po wdrożeniu

dodatkowych funkcjonalności, takich jak analiza przytwierdzeń, podsypki, rozjazdów czy przejazdów kolejowo-drogowych.

Osiągnięcie poziomu 63% zakładanego w Tabeli 41 jest oparte na czysto teoretycznym scenariuszu, w którym wszystkie wymienione rozszerzenia zostałyby zrealizowane i zintegrowane w ramach jednej platformy. Obecnie funkcje te nie zostały zaimplementowane. Są one jednak technicznie możliwe do wprowadzenia i stanowią możliwe kierunki dalszego rozwoju systemu.

Potencjalny wzrost spełnienia wymagań zakłada m.in. wdrożenie mechanizmów rozpoznawania rozjazdów, płyt przejazdowych, analizy podsypki czy przytwierdzeń, a także możliwość identyfikacji obiektów znajdujących się w skrajni. Realizacja tych zadań wymagałaby rozwoju dedykowanych algorytmów, zastosowania kamer o szerszym kącie widzenia oraz przeprowadzenia testów w warunkach rzeczywistych.

Tabela 41 pełni zatem funkcję analizy potencjału systemu – wskazuje, w jakim kierunku mógłby zostać on rozwinięty, jeśli zapewniono by odpowiednie dane treningowe i opracowano niezbędne moduły analityczne (np. detekcję wad płyt, klasyfikację typów wad rozjazdów, analizę elementów podsypki).

Choć przedstawiony scenariusz ma charakter koncepcyjny, pokazuje możliwości istotnego zwiększenia zakresu zastosowania systemu w codziennej diagnostyce toru. Na dziś narzędzie koncentruje się głównie na analizie stanu szyn i podkładów, a elementy takie jak rozjazdy, przytwierdzenia czy podsypka są jedynie rejestrowane bez pełnej analizy, co przekłada się na rzeczywisty poziom pokrycia wynoszący 26%.

14.2.4 Analiza ekonomiczna

W kontekście wdrożenia nowego systemu diagnostycznego rozpatrywane są dwa główne warianty finansowania:

1. Zakup urządzenia (CAPEX), w którym klient ponosi jednorazowy wydatek inwestycyjny i staje się właścicielem sprzętu oraz oprogramowania.
2. Model „as a service” (OPEX), w którym producent pokrywa koszty zakupu i instalacji (CAPEX), a klient płaci stałą miesięczną opłatę za korzystanie z systemu.

Tabela 42 przedstawia wyjściowe dane kosztowe dla obu wariantów, a następnie dokonana zostaje analiza różnic i konsekwencji ekonomicznych w każdym ze scenariuszy.

Tabela 42 Zestawienie kosztów w modelu "Zakup urządzenia" oraz "As a service"

Pozycja	Zakup urządzenia	As-a-service (miesięcznie)
HARDWARE		
Urządzenie wizyjne	116 000 EUR (jednorazowo)	–
Instalacja i kalibracja	9 000 EUR (jednorazowo)	–
Hardware cena + części zamienne (suma)	125 000 EUR	–
INTEGRACJA		
Uruchomienie systemu i szkolenie	7 000 EUR (jednorazowo)	–
Integracja intranet	12 000 EUR (jednorazowo)	–
Ustawienie aplikacji web	12 000 EUR (jednorazowo)	–
Oprogramowanie (suma)	31 000 EUR	–
Procesowanie danych		
Przechowywanie danych	– (po stronie klienta lub brak)	240 EUR
Zasoby obliczeniowe	–	500 EUR
Opłata za udostępnienie danych	–	4 000 EUR
Opłata za utrzymanie IT	–	500 EUR
Wykrywanie wad	–	5 240 EUR (suma)
ŁĄCZNIE	156 000 EUR (jednorazowo)	5 240 EUR/miesięcznie

Źródło: Opracowanie własne

Cena urządzenia liczona jest w walucie EURO ze względu na to, że większość części niezbędnych do zbudowania urządzenia jest wyceniana w EUR. Poniższa tabela nie uwzględnia marży potencjalnego producenta. Koszty oparto na rzeczywistych wycenach komponentów, licencji oraz nakładów pracy, oszacowanych podczas opracowywania rozwiązania. W wycenie nie uwzględniono kosztów badania oraz rozwoju systemu diagnostycznego.

1. Wariant „Zakup urządzenia” (CAPEX)

W tym modelu klient ponosi pełny wydatek inwestycyjny związany z:

- Zakupem komponentów sprzętowych wraz z częściami zamiennymi (125 000 EUR);
- Integracją i szkoleniami (31 000 EUR), co razem daje 156 000 EUR jednorazowo.

Opłaty miesięczne za przetwarzanie danych lub wsparcie dostawcy w tym wariancie mogą być znikome bądź w ogóle nie występować w prezentowanym cenniku (zależnie od warunków kontraktu). Klient sam odpowiada za infrastrukturę IT (serwery, magazyny itp.) i ewentualnie może samodzielnie przetwarzać dane wizyjne. Takie podejście

zapewnia pełną kontrolę nad sprzętem i procesem diagnostycznym, a jednocześnie wymaga większego budżetu na wejściu.

Z punktu widzenia inwestora/kupującego:

- Wysoki CAPEX natychmiast obciąża bilans firmy;
- W dłuższej perspektywie brak lub niskie opłaty operacyjne (np. oprogramowanie i przetwarzanie można utrzymywać we własnym zakresie).

2. **Wariant „As a service" (OPEX)**

W tym scenariuszu producent (lub dostawca usługi) przejmuje na siebie koszty zakupu urządzenia, instalacji i integracji. Klient płaci miesięczną opłatę za korzystanie z całego systemu diagnostycznego (w tym analizę, magazynowanie, utrzymanie). W Tabeli 42 widoczna jest stawka 5 240 EUR/miesiąc, która obejmuje:

- Przechowywanie i przetwarzanie danych;
- Opłaty detekcyjne i utrzymanie (IT utrzymania, detekcja wad);
- Ewentualne koszty operacyjne producenta związane z utrzymaniem systemu.

Dzięki temu klient nie wydaje 156 000 EUR jednorazowo, lecz zobowiązuje się do stałych płatności rozłożonych w czasie. Producent zaś odzyskuje inwestycję przez wielomiesięczną subskrypcję lub abonament.

Z punktu widzenia klienta:

- Brak dużego jednorazowego obciążenia;
- Miesięczny koszt operacyjny 5 240 EUR może być łatwiejszy do sfinansowania z bieżących budżetów.

Z punktu widzenia dostawcy:

- Konieczność opłaty początkowej CAPEX (w praktyce ~156 000 EUR);
- Zyski w postaci abonamentu płyną w kolejnych miesiącach, co oznacza dłuższy okres zwrotu inwestycji.

3. **Porównanie modeli finansowych**

Obie koncepcje mają charakter komplementarny i wybór zależy od preferencji, zasobów finansowych i strategii klienta:

- Firmy posiadające większe fundusze (lub chcące zyskać większą niezależność sprzętową) mogą rozważyć jednorazowy zakup, po którym koszty miesięczne zależą głównie od wewnętrznej organizacji przetwarzania danych;
- Podmioty wolące nie obciążać swojego CAPEX i nie zajmować się zapleczem IT chętniej wybiorą model as a service, kosztem wielomiesięcznych opłat, ale bez wydatku początkowego.

Aby rzetelnie ocenić opłacalność, należałoby uwzględnić:

- Planowany horyzont użytkowania (ile lat będzie działać system, jak intensywnie wykorzystywany);
- Skalę ewentualnych oszczędności w utrzymaniu torów (mniej awaryjnych napraw, rzadsze manualne obchody);
- Możliwości organizacyjne klienta (infrastruktura IT, wykwalifikowani pracownicy).

Tabela 42 stanowi wyjściowy wykaz kosztów. Dokładne warunki (np. ewentualne rabaty, długość umowy serwisowej, bieżąca stopa zwrotu) mogą zmienić bilans, lecz w ogólności dla klientów z ograniczonym budżetem CAPEX bardziej dostępny będzie wariant as a service, natomiast klienci dysponujący środkami na inwestycję mogą preferować zakup urządzenia, licząc na mniejsze wydatki operacyjne w dłuższej perspektywie.

14.2.5 Porównanie kosztów opracowanego urządzenia diagnostycznego z urządzeniami funkcjonującymi na rynku

Na potrzeby oceny opłacalności wdrożenia opracowanego systemu diagnostycznego, przeprowadzono porównanie jego kosztu w wariancie inwestycyjnym (CAPEX) z orientacyjnymi wartościami rynkowymi podobnych rozwiązań oferowanych przez dostawców zagranicznych (patrz. podrozdział 2.4). Zgodnie z orientacyjnymi danymi rynkowymi, koszt wdrożenia pełnego systemu diagnostyki nawierzchni torowej opartego na analizie wizyjnej mieści się w przedziale od 900 000 do 1 100 000 EUR, przy czym obejmuje on nie tylko sprzęt, lecz również indywidualne dostosowanie systemu, integrację, szkolenia, uzyskanie certyfikacji oraz okres adaptacyjny. W wielu przypadkach czas realizacji takiego zamówienia przekracza 12–18 miesięcy, a finalna konfiguracja systemu powstaje w wyniku rozbudowanego dialogu z klientem i licznych iteracji wdrożeniowych.

W porównaniu z powyższym, koszt opracowanego systemu diagnostycznego, wraz z integracją, wynosi 156 000 EUR (w modelu CAPEX). Nawet po doliczeniu potencjalnych marż producenta oraz kosztów adaptacyjnych, wycena ta pozostaje znacząco niższa niż ceny ofert dostępnych na rynku. Należy podkreślić, że opracowane rozwiązanie bazuje na ogólnodostępnych komponentach sprzętowych, autorskiej konfiguracji oraz zoptymalizowanym procesie wdrożeniowym, co pozwala znacząco ograniczyć czas i koszt uruchomienia systemu.

Tym samym, opracowany system stanowi konkurencyjną alternatywę kosztową wobec ofert komercyjnych, zachowując jednocześnie wysoką funkcjonalność i możliwość dalszego rozwoju modułów diagnostycznych zgodnie z potrzebami użytkownika końcowego.

14.2.6 Analiza bezpieczeństwa

Z perspektywy organizacji pracy oraz wymogów bezpieczeństwa, zastosowanie opracowanego systemu diagnostycznego na taborze kolejowym w trakcie eksploatacji (np. drezynie, wózku motorowym czy innym pojeździe szynowym) znacząco modyfikuje ryzyka typowe dla codziennego obchodu toru. W tradycyjnym, pieszym obchodzie pracownik jest stale narażony na bezpośrednie oddziaływanie ruchu kolejowego oraz trudne warunki terenowe i atmosferyczne. W przypadku prezentowanego rozwiązania większość czynności diagnostycznych odbywa się z poziomu zadaszonego, specjalnie przygotowanego pojazdu lub pojazdu w trakcie eksploatacji, co zmniejsza ekspozycję na liczne zagrożenia.

1. **Ograniczenie bezpośredniego przebywania w torze**

Dzięki instalacji kamer, sensorów wizyjnych oraz urządzeń rejestrujących na pojeździe poruszającym się po torach, operator systemu nie musi przemieszczać się pieszo w obszarze czynnej linii kolejowej. Eliminowana jest w ten sposób konieczność ciągłego obserwowania ruchu pociągów „z poziomu szyn” i zachowania szczególnej uwagi w odniesieniu do nadjeżdżających pojazdów. Zmniejsza się tym samym ryzyko wypadku z udziałem pracownika poruszającego się bezpośrednio po torowisku.

2. **Zadaszone miejsce pracy i ochrona przed warunkami atmosferycznymi**

Operator systemu jest w biurze, co zapewnia mu ochronę przed niesprzyjającymi warunkami pogodowymi (intensywne opady, silne nasłonecznienie, porywisty wiatr itp.). W konsekwencji ulega też redukcji czynnik zmęczenia i ograniczona zostaje liczba przerw wymuszanych pogodą.

3. **Bezpośrednie zabezpieczenie ruchowe**

W przypadku inspekcji pojazdem dopuszczonym do ruchu po torach, bezpieczeństwo operatora i reszty obsługi wynika z przyjętych procedur prowadzenia pojazdu szynowego (np. wymaganie otrzymania zezwolenia na wjazd na dany odcinek, konieczność zachowania prędkości dozwolonej dla prac manewrowych, łączność radiowa z dyżurnym ruchu). W dużej mierze odpada konieczność stosowania doraźnych środków zabezpieczających pieszy patrol na otwartym torze, takich jak chorągiewki ostrzegawcze czy ręczne sygnały.

4. **Ryzyka związane z eksploatacją pojazdu**

W sytuacji, gdy system diagnostyczny jest na stałe zainstalowany w pojeździe szynowym wykorzystywanym do regularnych przejazdów (np. pociąg pasażerski, pojazd towarowy czy inna dopuszczona do ruchu maszyna kolejowa), dodatkowe aspekty bezpieczeństwa ograniczają się głównie do zapewnienia poprawnego utrzymania i eksploatacji samego pojazdu oraz właściwej instalacji urządzeń wizyjnych. Maszynista prowadzi pociąg zgodnie z obowiązującymi przepisami ruchowymi, bez konieczności dodatkowych kwalifikacji związanych z samym systemem diagnostycznym. Układ kamer i rejestratorów działa automatycznie podczas zwykłej jazdy, a ewentualne kolizje czy zagrożenia podlegają tym samym standardom bezpieczeństwa co w normalnym ruchu pociągów. Nie ma potrzeby oddelegowywania toru czy organizowania przejazdów inspekcyjnych poza ruchem handlowym, jeśli nie wymaga tego specyfika badań.

5. **Wyposażenie pracownika i środki ochrony indywidualnej**

Ponieważ operator systemu (osoba odpowiedzialna za analizę danych wizyjnych) może przebywać w biurze lub innym miejscu poza pojazdem, ryzyko związane z bezpośrednim przebywaniem na torze jest znikome. Nie jest konieczne doposażenie dodatkowego personelu w kamizelki odblaskowe czy sygnały ostrzegawcze związane z przemieszczaniem się po czynnym szlaku. Pracownik może jedynie monitorować stan działania systemu (np. w czasie postoju pojazdu na stacji, zdalnie lub przy okazji przeglądów) – w takich sytuacjach ewentualne środki ochrony osobistej (kamizelka, środki łączności radiowej) obowiązują jedynie w razie konieczności wyjścia na tor. W codziennej eksploatacji pociągu, gdy urządzenie działa autonomicznie, nie ma potrzeby stosowania dodatkowych procedur bezpieczeństwa poza standardowymi wymogami przewidzianymi dla pojazdu i maszynisty.

6. Podsumowanie oceny bezpieczeństwa

Dzięki instalacji systemu na pojeździe szynowym, znika konieczność wysyłania pracowników w teren w celu przeprowadzania manualnych oględzin toru. Personel analizujący dane nie jest narażony na żadne dodatkowe zagrożenia związane z ruchem kolejowym, ruchem pieszym po torowisku czy ekstremalnymi warunkami pogodowymi. Tym samym spada ryzyko wypadków wynikających z bezpośredniego kontaktu z czynną linią kolejową – operator systemu może pracować w trybie biurowym, a dane rejestrowane są automatycznie podczas normalnych kursów pociągu lub jazd manewrowych.

Wdrożenie automatycznej inspekcji wizyjnej w tym modelu de facto całkowicie likwiduje najpoważniejsze zagrożenie typowe dla pieszych obchodów, czyli konieczność poruszania się ludzi w strefie toru z aktywnym ruchem pociągów. Jednocześnie nie rodzi istotnych dodatkowych wymogów bezpieczeństwa względem pojazdu, poza ogólną koniecznością zapewnienia prawidłowej instalacji urządzeń wizyjnych. W efekcie system znacząco podnosi bezpieczeństwo kadry utrzymaniowej.

14.2.7 Podsumowanie

W zaprezentowanych analizach wykazano, że opracowany system diagnostyczny umożliwia automatyczne wykrywanie potencjalnych wad szyn i podkładów oraz określanie stopnia degradacji szyn i podkładów, dostarczając przy tym wiarygodnych i powtarzalnych wyników. Próba terenowa na linii kolejowej nr 250 (32 km w obie strony, łącznie 64 km) ujawniła, iż pełny cykl inspekcji (od przejazdu do raportu) trwał około 8 godzin, przy czym znaczna część tego czasu (74,7%) przypadła na lokalną analizę danych. Usprawnienia w zakresie obliczeń (np. szybsze serwery bądź przetwarzanie równoległe) pozwoliłyby skrócić czas realizacji do potencjalnie 32 minut jazdy plus analiza danych.

System zidentyfikował 1 137 usterek szyn oraz 238 usterek podkładów, koncentrując się wyłącznie na wadach o poziomie degradacji uznawanym za istotny dla bezpieczeństwa ruchu. Dalsza analiza, z wykorzystaniem wskaźników precyzji i czułości (wynoszących odpowiednio 91% i 90% w przypadku szyn oraz 95% i 96% dla podkładów), potwierdziła wysoką dokładność detekcji. Uśrednione wartości wskaźników degradacji (G_s i G_p) dla torów parzystego i nieparzystego pokazały, że stan nawierzchni na badanym odcinku jest względnie wyrównany, z nieznaczną różnicą między torami.

Przeprowadzone testy powtarzalności wykazały, że w 95% przypadków różnice wartości wskaźników między dwoma przejazdami nie przekraczają 5%, co dowodzi stabilności i spójności systemu. Obiektywność oceny wynika z wytrenowanych modeli sieci neuronowych, które eliminują błędy subiektywne typowe dla manualnych oględzin.

Z perspektywy zakresu technicznego, obecne algorytmy koncentrują się głównie na szynach i podkładach, zapewniając około 26% pokrycia zadań typowych dla codziennego obchodu. W przyszłości możliwe jest rozszerzenie funkcjonalności (analiza rozjazdów, przejazdów, podsypki, itp.), co potencjalnie zwiększałoby ten poziom do 63%.

Analiza aspektów ekonomicznych objęła dwa możliwe modele pozyskania systemu. Pierwszy z nich zakłada zakup urządzenia w modelu inwestycyjnym (CAPEX), co wiąże się z poniesieniem wyższego wydatku początkowego w wysokości 156 000 EUR, ale jednocześnie zapewnia niższe koszty eksploatacyjne w dalszym okresie użytkowania. Druga opcja to model subskrypcyjny typu „as a service" (OPEX), w którym dostawca pokrywa koszty inwestycyjne, a klient zobowiązany jest do regularnego uiszczania miesięcznej opłaty w wysokości 5 240 EUR. Ostateczny wybór pomiędzy tymi wariantami zależy od preferencji oraz możliwości finansowych konkretnej organizacji.

W kontekście bezpieczeństwa system zamontowany na pojeździe (lub integrujący się z ruchem pasażerskim) zasadniczo eliminuje potrzebę wysyłania pracowników na otwarty tor, ograniczając tym samym narażenie na ryzyko wypadku z nadjeżdżającymi pociągami i trudne warunki atmosferyczne. Dzięki temu automatyczna inspekcja wizyjna okazuje się rozwiązaniem przyczyniającym się zarówno do poprawy efektywności diagnostyki, jak i do zwiększenia bezpieczeństwa kadry utrzymaniowej.

14.3 Analiza i ocena efektywności konwencjonalnej metody inspekcji nawierzchni torowej

W niniejszym podrozdziale przeprowadzona została analiza efektywności metody konwencjonalnej, tj. obchodu normalnego toru realizowanego przez toromistrza oraz mistrza ds. drogowych.

Ocena będzie odnosić się do tych samych kryteriów, które przyjęto przy analizie systemu automatycznego – ujętych w kategoriach parametrów ilościowych, jakościowych, ekonomicznych, technicznych oraz bezpieczeństwa.

Analiza ta pozwoli na zestawienie tradycyjnego, manualnego obchodu torów z opisanym wcześniej systemem diagnostycznym, a następnie kompleksowego porównania obu metod.

14.3.1 Analiza parametrów ilościowych

1. **Czas wykonania obchodu torów**

W celu określenia rzeczywistego czasu realizacji manualnego przeglądu torów przeprowadzono eksperyment na dwutorowym odcinku linii kolejowej nr 250, o łącznej długości 64 kilometrów (32 km toru nieparzystego N oraz 32 km toru parzystego P). Eksperyment polegał na bezpośredniej obserwacji toromistrza podczas codziennych obchodów, rejestrując czas rozpoczęcia i zakończenia prac na torze w poszczególnych dniach. Podczas obchodu toromistrz dokonywał wizualnej oceny stanu szyn, podkładów, przytwierdzeń, podsypki, słupów trakcyjnych, czy rozjazdów zgodnie z zakresem technicznym uwzględnionym w instrukcji utrzymaniowych. Zgodnie z wymaganiami instrukcji, dzienny czas pracy toromistrza nie mógł przekroczyć 8 godzin, wliczając przerwy wynikające z konieczności odpoczynku lub innych obowiązków służbowych. Ponadto toromistrz nie może dziennie przejść więcej niż 16 km torów, co również wynika z przywołanej instrukcji. Po zakończeniu przeglądu każdego dnia toromistrz sporządzał dokumentację inspekcyjną (Dziennik D831), której czas również rejestrowano.

W Tabeli 43 zestawiono czas inspekcji całej linii nr 250. Przeprowadzona inspekcja (obchód torów) na dwutorowym odcinku linii kolejowej nr 250 (łącznie 64 km) zajął łącznie 33 godziny i 19 minut, wliczając sporządzenie dokumentacji (Dziennik D831). Sam czas obchodu, uwzględniający przerwy na odpoczynek i ewentualne inne obowiązki, wyniósł 31 godzin i 23 minuty.

Całkowity czas realizacji liczony od momentu rozpoczęcia obchodu pierwszego dnia (7:20) do zakończenia piątego dnia (11:02) wyniósł łącznie 99 godzin i 42 minuty. Oznacza to, że konwencjonalny sposób przeglądu nawierzchni torowej jest procesem czasochłonnym, wymagającym znacznego zaangażowania osobowego oraz długiego okresu realizacji. Dodatkowo należy zauważyć, że praca fizyczna toromistrza jest intensywna i mocno zależna od warunków atmosferycznych oraz terenowych.

Tabela 43 Czas obchodu normalnego torów linii nr 250

Dzień	Rozpoczęcie obchodu	Zakończenie obchodu	Pokonany dystans	Czas obchodu	Sporządzenie dokumentacji	Łączny czas pracy
1	7:20	14:04	14 km	6 h 44 min	30 min	7 h 14 min
2	7:16	14:11	13 km	6 h 55 min	25 min	7 h 20 min
3	7:08	14:30	15 km	7 h 22 min	20 min	7 h 44 min
4	7:25	14:15	13 km	6 h 50 min	30 min	7 h 20 min
5	7:30	11:02	9 km	3 h 32 min	11 min	3 h 43 min
Suma	**-**	**-**	**64 km**	**31 h 23 min**	**1 h 56 min**	**33 h 19 min**

Źródło: Opracowanie własne

2. Liczba zidentyfikowanych potencjalnych istotnych wad szyn i podkładów

Podczas przeprowadzonego manualnego obchodu torów, na odcinku dwutorowym linii kolejowej nr 250 (łącznie 64 km), toromistrz dokonał szczegółowej identyfikacji potencjalnych wad szyn i podkładów, które w jego ocenie mogą mieć znaczenie dla bezpieczeństwa ruchu kolejowego lub planowania działań utrzymaniowych. Proces identyfikacji wad był realizowany zgodnie ze ściśle określonymi kryteriami obejmującymi wady od poziomu przeciętnego wzwyż, tj. wszelkie oznaki istotnego zużycia powierzchni szyn, pęknięcia, wykruszenia, uszkodzenia strukturalne oraz mechaniczne. Analogicznie do kryteriów analizy branej pod uwagę przez identyfikacji wad przez system diagnostyczny.

Podczas realizacji eksperymentu toromistrz prowadził punktową identyfikację wad nawierzchni torowej w sposób analogiczny do działania systemu diagnostycznego. Dla przykładu oznacza to, że dla krótkich fragmentów toru, na przykład odcinkom 4-metrowym, toromistrz zaznaczał liczbę stwierdzonych wad oddzielnie, nawet jeśli występowały one na jednym elemencie infrastruktury (np. pojedynczym podkładzie). Takie podejście, polegające na punktowej rejestracji wad, różni się od typowego sposobu prowadzenia inspekcji manualnych, gdzie zazwyczaj wady nawierzchni oceniane są bardziej całościowo, np. w odniesieniu do całych odcinków torowych lub większych

fragmentów infrastruktury. Zastosowana w eksperymencie metoda umożliwiła jednak uzyskanie precyzyjnych danych liczbowych o liczbie potencjalnych wad, co ułatwi porównanie wyników z rezultatami otrzymanymi automatycznie przez algorytmy diagnostyczne.

W trakcie eksperymentu toromistrz zidentyfikował łącznie:

- 396 przypadków potencjalnych wad szyn. W analizie szczegółowej zaznaczono, że spośród wszystkich odnotowanych przypadków żadna z usterek nie kwalifikowała się do natychmiastowej, pilnej interwencji czy wymiany szyny. Wszystkie wskazane przypadki zaliczono do kategorii wad, które powinny być regularnie obserwowane w kolejnych obchodach lub których usunięcie wynika ze standardowego, prewencyjnego cyklu utrzymania nawierzchni kolejowej. Odnotowane usterki obejmowały głównie umiarkowane zużycie powierzchni bieżnej szyn, pojedyncze ubytki materiałowe oraz pęknięcia powierzchniowe nieprzekraczające krytycznych wymiarów;
- 97 przypadków potencjalnych wad podkładów. Podobnie jak w przypadku szyn, nie stwierdzono żadnego przypadku, który wymagałby pilnej interwencji utrzymaniowej. Wszystkie wykryte wady zostały zakwalifikowane do grupy o przeciętnym lub umiarkowanym poziomie degradacji. Wśród najczęściej raportowanych wad występowały powierzchniowe pęknięcia betonu, miejscowe wykruszenia materiału oraz pojedyncze przypadki uszkodzeń mechanicznych powierzchni górnej podkładów.

Toromistrz zaznaczył w trakcie realizacji zadania, że wszystkie zarejestrowane przypadki wad, choć nie zagrażające bezpośrednio bezpieczeństwu, wymagają dalszej obserwacji oraz rutynowych działań utrzymaniowych zgodnych z obowiązującymi wytycznymi.

Wyniki manualnej identyfikacji wad przez toromistrza stanowią podstawę do dalszej szczegółowej analizy porównawczej, w której zostaną zestawione rezultaty otrzymane tą metodą oraz za pomocą systemu diagnostycznego.

3. Stopień degradacji szyn i podkładów dla toru 1 oraz toru 2

W przypadku konwencjonalnej metody inspekcji przeprowadzonej przez toromistrza konieczne było uzyskanie porównywalnych, zagregowanych wskaźników degradacji szyn (G_s) oraz podkładów (G_p), analogicznych do tych uzyskiwanych automatycznie przez system diagnostyczny. Należy zaznaczyć, że instrukcja

utrzymaniowa dla linii nr 250 nie przewiduje standardowo obliczania takich zagregowanych wskaźników degradacji. Jednakże, dla potrzeb niniejszej analizy oraz umożliwienia porównania obu metod diagnostycznych, zastosowano sposób obliczania stopnia degradacji zgodny z instrukcją Id-1, która jest znacznie bardziej restrykcyjna ze względu na wyższe kategorie linii kolejowych zarządzanych przez PKP PLK.

Podczas oględzin terenowych toromistrz, dokonując pieszej inspekcji torów 1 i 2, przypisywał wszystkim zaobserwowanym wadom odpowiednie poziomy degradacji. Każdej zidentyfikowanej wadzie przyporządkowano wartość liczbową w skali od 0 do 1, odpowiadającą przyjętym klasom zużycia (małe, przeciętne, duże oraz bardzo duże). Dla każdego kilometrowego odcinka toru odnotowano wartość odpowiadającą najpoważniejszej zidentyfikowanej wadzie. Następnie dla całego 32-kilometrowego odcinka każdego toru (osobno 1 i 2) obliczono średnią arytmetyczną wartość zagregowanego wskaźnika degradacji. W tym celu zsumowano wszystkie wartości jednostkowe (przypisane każdemu kilometrowi), a następnie wynik podzielono przez liczbę kilometrów (32 km dla każdego toru).

Uzyskane wyniki zagregowanego stopnia degradacji przedstawiają się następująco:

- Podkłady:

Tor 1: $G_p = 0,09$;

Tor 2: $G_p = 0,08$.

- Szyny:

Tor 1: $G_s = 0,21$;

Tor 2: $G_s = 0,19$.

Otrzymane wartości wskazują na relatywnie niski średni stopień degradacji zarówno szyn, jak i podkładów na analizowanych torach. Niewielkie różnice wskaźników pomiędzy torem 1 i torem 2 sugerują niemal równomierne zużycie elementów infrastruktury kolejowej na obu torach linii nr 250. Tak określone syntetyczne wskaźniki degradacji stanowią podstawę do dalszego porównania efektywności obu metod diagnostycznych, co będzie szczegółowo przeanalizowane w podrozdziale 13.4.

14.3.2 Analiza parametrów jakościowych

1. **Powtarzalność wyników**

Poniżej przedstawiono analizę powtarzalności wyników uzyskanych podczas dwóch kolejnych, tygodniowo rozdzielonych obchodów manualnych przeprowadzonych

przez toromistrza. Pierwszy obchód stanowi punkt odniesienia (tzw. pomiar bazowy), a drugi, wykonany dokładnie tydzień później, miał na celu sprawdzenie, w jakim stopniu ponowne oględziny infrastruktury torowej dają zbliżone wyniki.

Metodyka powtórnego obchodu

- Zakres i sposób odnotowywania wad.

Podobnie jak w pierwszym obchodzie, toromistrz prowadził rejestrację wyłącznie tych wad szyn i podkładów, które uznał za potencjalnie istotne (tzn. mogących wpływać na bezpieczeństwo ruchu kolejowego lub wymagających przynajmniej obserwacji w ramach rutynowego utrzymania). Każda wada była opisywana w przygotowanej karcie ewidencyjnej z podaniem orientacyjnego pikietażu i charakterystycznych elementów (np. numeru słupa trakcyjnego, krzyża torowego, itp.) ułatwiających porównanie z wynikami pierwszego obchodu.

- Oznaczenie lokalizacji.

W celu ustalenia, czy dana wada występuje również w kolejnym obchodzie, przyjęto, że wady szyn lub podkładów uznaje się za pokrywające się, jeśli zostały zgłoszone w tym samym przedziale pikietażu, z tolerancją do 0,1 km (100 m), a opisy ich stanu były zbliżone (np. pęknięcie, wykruszenie, ubytek). Taka procedura pozwala na możliwie ścisłe dopasowanie wad w sytuacji braku metody umożliwiającej ich odwzorowanie z dokładnością metryczną. Kwalifikacja wad była przeprowadzona następująco:

- Powtarzające się: wady rozpoznane podczas obu obchodów i pasujące lokalizacją (pikietaż) oraz opisem (rodzaj wady).
- Nowe: wady zaobserwowane wyłącznie podczas drugiego obchodu (nieodnotowane w pierwszym).
- Zanikające: wady zidentyfikowane w pierwszym obchodzie, których nie potwierdzono podczas drugiego.

Analiza wyników zidentyfikowanych wad dla szyn. Liczba wad szyn stwierdzonych podczas obchodów:

- Pierwszy obchód: 396;
- Drugi obchód: 411.

Z podanych łącznie 396 wad szyn z pierwszego obchodu i 411 wad z drugiego obchodu:

- 389 przypadków to usterki powtarzające się (tj. wystąpiły w obu obchodach w zbliżonym miejscu i o podobnej charakterystyce);
- Nowe (stwierdzone wyłącznie w drugim obchodzie):

$$Nowe\ wady = 411 - 389 = 22$$

- Zanikające (odnotowane tylko w pierwszym obchodzie, brak potwierdzenia w drugim):

$$Zanikające\ wady = 396 - 389 = 7$$

Dla zsumowanych inspekcji, łączna liczba różnych (unikalnych) wad szyn wyniosła:

$$Wady\ unikalne = 396 + 411 - 389 = 418$$

Wskaźnik pokrycia wad szyn w obu pomiarach można obliczyć następująco:

$$W_{szyny} = \frac{389}{418} * 100\% = 93\%$$

Oznacza to, że ok. 93% usterek stwierdzonych ogółem (w obu obchodach łącznie) zostało poprawnie rozpoznanych przez toromistrza w obu inspekcjach. Jest to równoznaczne z uzyskaniem około 93% powtarzalności rezultatów pomiędzy dwoma kolejnymi obchodami manualnymi, co odzwierciedla stabilność i spójność oceny wizualnej torów przeprowadzonej przez toromistrza.

Analiza wyników dla liczby zidentyfikowanych wad podkładów.

- Pierwszy obchód: 97;
- Drugi obchód: 101.

Z podanych łącznie 97 wad podkładów z pierwszego obchodu i 101 wad z drugiego obchodu:

- 95 przypadków to wady powtarzające się (zlokalizowane w obu pomiarach w sposób zbliżony);
- Nowe (tylko w drugim obchodzie).

$$Nowe\ wady = 101 - 95 = 6$$

- Zanikające (z pierwszego obchodu bez potwierdzenia w drugim):

$$Zanijące\ wady = 97 - 95 = 2$$

Łączna liczba unikalnych usterek podkładów dla obu inspekcji wynosi:

$$Wady\ unikalne = 97 + 101 - 95 = 103$$

Wskaźnik pokrycia wad podkładów w obu pomiarach:

$$W_{podkłady} = \frac{95}{103} * 100\% = 92\%$$

Oznacza to, ok. 92% powtarzalności rezultatów pomiędzy dwoma kolejnymi obchodami manualnymi.

Interpretacja i wnioski.

- Wysoka powtarzalność.

Zarówno dla wad szyn (ok. 93% zgodności), jak i dla wad podkładów (ok. 92% zgodności), uzyskano relatywnie wysoką powtarzalność. Oznacza to, że większość wad stwierdzonych manualnie w pierwszym obchodzie została potwierdzona w drugim pomiarze, a przy tym niewielki odsetek to wady „zanikające" bądź „nowe".

- Możliwe przyczyny nowych i zanikających wad.

Nowe wady, które faktycznie mogły się rozwinąć w ciągu tygodnia (np. wykruszenia inicjowane wcześniej, lecz niezauważone na początkowym etapie) albo zostały wcześniej przeoczone. Zanikające wady, które w pierwszym obchodzie zostały sklasyfikowane jako niewielka wada, a w kolejnych dniach mogły zostać usunięte przez drobne roboty utrzymaniowe lub w drugim pomiarze okazały się trudne do zlokalizowania (subiektywna różnica oceny, ograniczona widoczność).

- Wnioski praktyczne.

Wysoka zgodność wad wskazuje na stabilność i spójność wyników toromistrza.

2. Obiektywność oceny

Poniżej przedstawiono eksperyment, mający na celu porównanie ocen stanu nawierzchni dokonanych przez dwie różne osoby uprawnione do prowadzenia obchodu (toromistrza oraz mistrza ds. drogowych) na krótkim, 3-kilometrowym odcinku toru. Celem było zbadanie, na ile wyniki manualnych oględzin mogą się między sobą różnić, co przekłada się na ocenę „obiektywności" oceny w metodzie konwencjonalnej.

Organizacja eksperymentu. W ramach eksperymentu wybrano 3-kilometrowy odcinek linii kolejowej, na którym wcześniej ujawniono szereg drobnych, choć potencjalnie istotnych wad w szynach i podkładach. Zróżnicowanie warunków terenowych – obejmujące zarówno łuki, jak i fragmenty proste, a także różne typy podkładów – miało zapewnić pełniejszy obraz oceny przy porównaniu wyników.

Do inspekcji wyznaczono dwóch operatorów:

- Operator A (toromistrz) – mający dotychczasowe doświadczenie w regularnym obchodzie całej linii;
- Operator B (mistrz ds. drogowych) – również uprawniony do przeprowadzania obchodu torów, często wyznaczany przez toromistrza do przeprowadzenia obchodu.

Każdy z operatorów dokonywał osobnej inspekcji trasy podzielonej na trzy jednokilometrowe segmenty. W trakcie oględzin rejestrowali oni liczbę zidentyfikowanych wad szyn i podkładów w każdym z segmentów oraz – w oparciu o kryteria z Rozdziału 3 – szacowali wskaźnik degradacji: G_s (dla szyn) oraz G_p (dla podkładów).

Oba obchody przeprowadzono z jednodniowym odstępem – najpierw operator A, a następnie operator B. W ten sposób starano się zapewnić możliwie zbliżone warunki oceny, dzięki czemu wiarygodniej można było ocenić, na ile różnice w wynikach wynikają z subiektywnego postrzegania poszczególnych wad przez każdego z operatorów.

Analiza wyników. W celu dokładniejszej analizy badany odcinek podzielono na segmenty po 3 km: 0,0–1,0 km, 1,0–2,0 km, 2,0–3,0 km. Tabela 44 przedstawia wyniki liczby wad (szyny i podkłady) oraz wartości G_s i G_p odnotowane przez obu operatorów.

Liczba wad. Operator A (toromistrz) odnotował łącznie 12 wad szyn oraz 5 wad podkładów. Operator B (mistrz ds. drogowych) rozpoznał 15 wad szyn oraz 7 wad podkładów.

Tabela 44 Porównanie liczby wykrytych wad i wskaźników degradacji na 3-kilometrowym odcinku testowym

Segment	Operator	Wady szyn	Wady podkładów	G_s	G_p
0,0–1,0 km	A (Tor.)	4	1	0,20	0,10
	B (Mistrz)	5	2	0,22	0,15
1,0–2,0 km	A (Tor.)	3	2	0,28	0,12
	B (Mistrz)	4	3	0,30	0,18
2,0–3,0 km	A (Tor.)	5	2	0,40	0,25
	B (Mistrz)	6	2	0,44	0,28
Łącznie	A (Tor.)	4+3+5=12	1+2+2=5	–	–
	B (Mistrz)	5+4+6=15	2+3+2=7	–	–

Źródło: Opracowanie własne

Z powyższych danych wynika, że w krótkim, 3-kilometrowym odcinku testowym operatorzy różnią się w ocenie liczby wad. Toromistrz zidentyfikował mniej wad szyn i podkładów niż mistrz ds. drogowych, co może wynikać m.in. z odmiennego podejścia do kategoryzowania drobnych wad jako wartych odnotowania.

Zagregowane wskaźniki degradacji. Każdy kilometr oceniano pod kątem poziomu degradacji szyn (G_s) i podkładów (G_p). Uśrednione wartości wyznaczono poprzez zsumowanie wskaźników z poszczególnych segmentów i podzielenie wyniku przez 3:

- Operator A (toromistrz) – obliczenia wskaźników degradacji:

$$G_{sA} = \frac{0{,}20 + 0{,}28 + 0{,}40}{3} = 0{,}29$$

$$G_{pA} = \frac{0{,}10 + 0{,}12 + 0{,}25}{3} = 0{,}16$$

- Operator B (mistrz ds. drogowych) – obliczenia wskaźników degradacji:

$$G_{sB} = \frac{0{,}22 + 0{,}30 + 0{,}44}{3} = 0{,}32$$

$$G_{pB} = \frac{0{,}15 + 0{,}18 + 0{,}28}{3} = 0{,}20$$

Różnice (rząd wielkości 0,03–0,04) sugerują, że mimo ogólnie zbliżonej oceny stanu szyn i podkładów, subiektywne czynniki wpływają na klasyfikację stopnia degradacji w poszczególnych segmentach.

Analiza różnic i wnioski. Choć operator B wykrył ogółem więcej wad (15 vs. 12), różnice na poziomie poszczególnych segmentów (np. 6 vs. 5 w trzecim kilometrze) nie są duże. Wskazuje to, że w większości przypadków obaj operatorzy potwierdzali istnienie tych samych miejsc wystąpienia wad, a dodatkowe różnice mogą wynikać z bardziej szczegółowej kwalifikacji drobniejszych wad przez mistrza ds. drogowych.

W przypadku podkładów rozbieżność (5 vs. 7) jest zauważalna, zwłaszcza biorąc pod uwagę krótki 3-kilometrowy odcinek. Najprawdopodobniej toromistrz, skupiając się na wadach stricte mogących wpływać na bezpieczeństwo, pominął drobniejsze pęknięcia czy wykruszenia, które z kolei mistrz ds. drogowych uznał za wystarczająco istotne, by je odnotować.

Oceny szyn (G_s) wykazują stosunkowo małą różnicę (0,29 vs. 0,32), co sugeruje, że obaj operatorzy uznali zużycie za przeciętne lub umiarkowane. W odniesieniu do podkładów (G_p), rozbieżność (0,16 vs. 0,20) jest nieco większa i może wskazywać na większy odsetek drobnych wad podkładów odnotowanych przez operatora B.

Rezultaty badania wskazują, że czynniki personalne (doświadczenie, sposób kwalifikacji drobnych usterek) wpływają na końcowe liczby wad i wyliczone wskaźniki degradacji. Mimo to, oba zestawy obserwacji pozostają na tyle zbliżone, by potwierdzić, że różnice nie są skrajne – co oznacza, iż operatorzy koncentrują się na podobnych problemach, różniąc się przede wszystkim w szczegółach interpretacyjnych

3. Dokładność lokalizacji zidentyfikowanych wad

W przypadku obchodu torów lokalizacja wad oparta jest na kilometrażu (pikietażu) linii kolejowej. W polskich realiach oznacza to, że co 100 m wzdłuż toru ustawione są słupki (tzw. hektometrowe) lub numery kilometrowe malowane są bezpośrednio na słupach trakcyjnych bądź latarniach. Po zidentyfikowaniu wady toromistrz określa jej położenie przez odczyt najbliższego słupka kilometrowego (z dokładnością do 100 m). Następnie, w razie potrzeby, może dodatkowo dokonać krótkiego pomiaru od słupka do miejsca faktycznej usterki (np. taśmą mierniczą czy krokomierzem), aby precyzować położenie na poziomie kilku lub kilkunastu metrów.

W praktyce dokładność takiego ręcznego systemu lokalizacji zależy od tego, jak skrupulatnie toromistrz określi odległość od ostatniego hektometra. Często wystarczy zapis w dokumentacji w postaci „km 20,700” (co sugeruje położenie blisko 20,7 km linii), jednak drobniejsze wady mogą leżeć 10–20 m dalej, a w dokumentach nadal wskazywane będą jako km 20,700. Taka metoda, choć prosta i niewymagająca specjalistycznego sprzętu, ma pewne ograniczenia w porównaniu do pomiarów satelitarnych:

- Ograniczona rozdzielczość kilometrażu – standardowo słupki ustawiane są co 100 m, więc bez dodatkowych pomiarów przejście z wartości słupkowej na rzeczywistą odległość może generować błąd sięgający kilkunastu metrów;
- Zależność od warunków terenowych – w przypadku utrudnionego dostępu do słupków (np. zasypanych, zarośniętych) czy konieczności oględzin w trudnym terenie, określenie dokładnej odległości bywa kłopotliwe lub czasochłonne;
- Konieczność dodatkowej miary – by zawęzić błąd poniżej 10–15 m, toromistrz musi zazwyczaj dokonywać dodatkowych pomiarów, np. łańcuchówką (taśmą mierniczą) od ostatniego słupka, co wydłuża czas inspekcji.

Mimo tych ograniczeń, taka forma zapisu lokalizacji jest wciąż wystarczająca w wielu przypadkach – zwłaszcza tam, gdzie niezbędna jest jedynie szacunkowa informacja o miejscu wady (np. do planowania rutynowych prac naprawczych). Jeśli jednak wymagana jest wyższa dokładność, np. przy lokalizowaniu poważniejszych wad na krótkim odcinku, precyzja pikietażu (na poziomie co 100 m) nie zawsze okazuje się wystarczająca. W takich sytuacjach konieczne jest stosowanie dodatkowych pomiarów lub narzędzi (jak dalmierz, aplikacje mobilne z GPS, itp.), które zapewnią dokładniejsze wskazanie położenia usterki.

14.3.3 Analiza parametrów technicznych

Podczas inspekcji torów (obchodu torów), przeprowadzanej przez toromistrza zgodnie z instrukcją SKM d-7, zakres techniczny inspekcji obejmuje w praktyce wszystkie główne obszary wymagane w codziennej diagnostyce infrastruktury kolejowej. Toromistrz, przemierzając kolejne odcinki linii, może bowiem w dowolnym momencie zatrzymać się przy istotnych elementach nawierzchni i dokonać szczegółowych oględzin, co stanowi kluczową różnicę w porównaniu z analizą prowadzoną „zdalnie", np. za pomocą systemów wizyjnych.

W przypadku szyn i podkładów toromistrz dokonuje bezpośredniej oceny stanu główki szyny, boków oraz stref przejściowych (złącza, spawy, zgrzeiny), wychwytując m.in. pęknięcia, złamania, ubytki czy intensywne ścieranie. W przypadku podkładów (drewnianych, betonowych, stalowych) możliwa jest kontrola ich stabilności, obecności pęknięć, zgnilizny, wykruszeń oraz jakości przytwierdzeń (śrub, wkrętów, ewentualnych luzów). Bezpośredni kontakt z nawierzchnią pozwala zauważyć nawet drobne odkształcenia czy wygięcia toru, które mogą wskazywać na pierwsze oznaki degradacji.

Inspekcja manualna toromistrza obejmuje oględziny i ocenę elementów rozjazdów: iglic, krzyżownic, zwrotnic, blokad, a także śrub i innych części składowych. Możliwa jest kontrola płynności działania tych elementów oraz wykrycie wszelkich nieprawidłowości (np. pękniętych części, nadmiernego zużycia w strefach styku kół z szynami).

Jeżeli chodzi o podtorze i odwodnienie, będąc fizycznie w terenie, toromistrz ocenia stan nasypu, rowów bocznych oraz odwodnienia. Sprawdza, czy nie występują zapadliska, osunięcia skarp, podmycia czy oznaki niewłaściwego odprowadzania wody (zastoje wody na torze, zamulone rowy). W przypadku stwierdzenia istotnych wad

(nadmierne zaniżenia, pęknięcia, wychlapy), toromistrz może zalecić szczegółowe badania geotechniczne lub dodatkowy nadzór.

Manualne oględziny pozwalają szybko wychwycić zanieczyszczenia podsypki (np. zamulanie, zabrudzenia olejami) oraz ocenić stopień jej zagęszczenia czy penetrację chwastów. Przy poważniejszych nieprawidłowościach (np. brak właściwego podparcia podkładów) toromistrz wnioskuje o zaplanowanie profilowania podsypki bądź wymianę jej fragmentów.

W trakcie obchodu toromistrz ma możliwość oglądu mostów, wiaduktów, przepustów, murów oporowych oraz przejść nad/pod torami w zakresie widocznym z poziomu torowiska. Choć część szczegółowych przeglądów obiektów inżynieryjnych wykonują zwykle specjaliści (np. diagności, mostowcy), toromistrz może wstępnie wykryć pęknięcia konstrukcji, uszkodzenia nawierzchni na obiekcie czy nieprawidłowości w odwodnieniu. Wszelkie poważniejsze zastrzeżenia zgłaszane są do dalszej weryfikacji.

Toromistrz ocenia stan nawierzchni przejazdów (m.in. płyty betonowe, stalowe, stan żłobków), sprawdza widoczność sygnalizacji, prawidłowość oznakowania i ogólną przejezdność. Rejestruje też potencjalne utrudnienia dla kierowców czy pieszych (np. zalegający materiał, uszkodzone bariery), które mogą stanowić bezpośrednie zagrożenie dla bezpieczeństwa ruchu.

Choć szczegółowy przegląd sieci trakcyjnej, słupów czy urządzeń SRK (Sterowania Ruchem Kolejowym) zazwyczaj należy do wyspecjalizowanych służb, toromistrz w trakcie obchodu może wykryć ewidentne uszkodzenia, takie jak zerwane przewody, wyraźnie pochylone słupy czy skrzynki sterownicze zalegające na torze. Dzięki temu możliwe jest niezwłoczne poinformowanie właściwych zespołów i szybka reakcja na potencjalne niebezpieczeństwo.

W trakcie obchodu toromistrz może dostrzec także ewentualne zanieczyszczenia, dzikie wysypiska, zalegające przedmioty czy ślady dewastacji. Jego obowiązkiem jest wówczas podjęcie kroków zmierzających do usunięcia przeszkody lub poinformowanie odpowiednich służb (np. Straży Ochrony Kolei).

Dzięki ciągłej obserwacji kolejnych odcinków, toromistrz sprawdza, czy żadne elementy nie wchodzą w skrajnię (przyrośnięte gałęzie, przewrócone słupy itp.). W razie zauważenia deformacji toru, wyboczenia czy nierówności, może zalecić dodatkowy pomiar geometrii bądź wprowadzić tymczasowe ograniczenie prędkości, dopóki wada nie zostanie usunięta.

Wszystkie zauważone nieprawidłowości wpisywane są do Książki kontroli obchodów (D803), a w przypadku potencjalnego zagrożenia bezpieczeństwa ruchu – również do dzienników ruchowych (D831). Procedura ta zapewnia formalny zapis dokonanych spostrzeżeń i stanowi podstawę do planowania kolejnych działań utrzymaniowych.

W ujęciu całościowym obchód toromistrza – dzięki możliwości podejścia w dowolne miejsce i dokonania oględzin szczegółowych – w pełni pokrywa standardowy zakres czynności przewidzianych w codziennej diagnostyce toru (100%). Zawiera zarówno ocenę stanu nawierzchni, rozjazdów, odwodnienia i obiektów inżynieryjnych, jak i weryfikację geometrii toru, zachowania skrajni, przejazdów kolejowo-drogowych czy infrastruktury towarzyszącej. W efekcie metoda manualna spełnia wymogi formalne i techniczne określone w dokumentach zarządcy infrastruktury, pozwalając na kompleksową ocenę rzeczywistej kondycji linii kolejowej.

14.3.4 Analiza ekonomiczna

Poniższa analiza koncentruje się na ustaleniu rzeczywistych kosztów osobowych konwencjonalnego obchodu linii kolejowej nr 250 (64 km) przeprowadzanego przez toromistrza, z uwzględnieniem zarówno przepracowanych roboczogodzin, jak i kosztu pracodawcy ponoszonego przy zatrudnieniu takiego specjalisty.

Podstawowe dane wejściowe. Z Tabeli 43 wynika, że pojedynczy, pełny obchód dwutorowego odcinka linii nr 250 trwał łącznie 33 godziny i 19 minut, czyli jest to czas faktycznie przepracowany przez toromistrza na inspekcję oraz sporządzanie dokumentacji. Ta liczba godzin odzwierciedla sumaryczne zaangażowanie toromistrza potrzebne do dokonania kompletnego przeglądu.

Zgodnie z Ogólnopolskim Badaniem Wynagrodzeń, mediana miesięcznych zarobków toromistrza wynosi 5 490 zł brutto w 2024 roku, co przekłada się na kwotę, jaką pracownik otrzymuje w ramach stosunku pracy. Po doliczeniu około 18% kosztów dodatkowych (składki pracodawcy i pozostałe obciążenia) otrzymujemy rzeczywisty koszt całkowity na poziomie około 6 480 zł miesięcznie ponoszony przez pracodawcę.

Przeliczenie stawki godzinowej dla pracodawcy. Przy założeniu standardowego wymiaru pracy 160 godzin w miesiącu, całkowity koszt ponoszony przez pracodawcę na rzecz jednego toromistrza kształtuje się następująco:

$$Koszt\ całkowity = 6\,480\ zł\ (miesięcznie)$$

$$160\ h\ (miesięcznie) = 40{,}50\ zł/h$$

Stawka 40,50 zł/h obejmuje wszystkie koszty po stronie pracodawcy: wynagrodzenie brutto, składki ZUS, fundusz pracy, ubezpieczenie i pozostałe koszty zgodnie z wymogami zatrudnienia w Polsce.

Koszt pojedynczego obchodu. Dla zarejestrowanego 33,3 h pracy (obejmującej właściwy obchód plus uzupełnianie dokumentacji w Książce kontroli obchodów D803 i Dzienniku D831) koszt wynagrodzenia po stronie pracodawcy wynosi:

$$Koszt\ pojedyńczego\ obchodu = 40{,}50\frac{zł}{h} * 33{,}3h = 1\,350\ zł$$

Oznacza to, że jeden pełny obchód linii kolejowej nr 250 (64 km), przeprowadzony przez jednego toromistrza, generuje koszt rzędu 1 350 zł, licząc wyłącznie płace (rozszerzone o obciążenia pracodawcy). Nie uwzględnia się tu kosztów logistyki (np. dojazdów na miejsce obchodu), szkoleń, ewentualnego wyposażenia roboczego (narzędzia, odzież), ponieważ w standardowych warunkach pracy w warunkach kolejowych są to koszty stałe, wliczone w bieżącą pracę.

Koszt miesięczny i roczny. Przyjmując, że stan infrastruktury jest dobry, a obchód normalny torów według instrukcji SKM d-7 należy wykonywać raz w tygodniu (co 7 dni) na badanym odcinku, w skali jednego miesiąca (4 obchody) koszty pracy kształtowałyby się następująco:

$$Miesięczny\ koszt\ obchodów = 4 * 1\,350\ zł = 5\,400\ zł$$

Analogicznie, w skali roku (12 miesięcy, 48 obchodów) wynik będzie wynosił:

$$Roczny\ koszt\ obchodów = 48 * 1\,350\ zł = 64\,800\ zł$$

Kwota około 64 800 zł rocznie (na jednego toromistrza) jest w pełni wystarczająca do pokrycia tygodniowych obchodów 64-kilometrowej linii nr 250 w ciągu roku, przy założeniu, że zawsze jeden przegląd przeprowadza tylko jedna osoba.

Wnioski. Obchód torów nie wiąże się z koniecznością poniesienia wysokich kosztów inwestycyjnych, ponieważ nie wymaga on zakupu zaawansowanej infrastruktury obliczeniowej ani specjalistycznych systemów przetwarzania danych.

W praktyce wystarczający jest podstawowy sprzęt, taki jak przyrządy pomiarowe, kamizelki ostrzegawcze czy podręczne narzędzia sygnałowe.

Najważniejszym komponentem kosztów eksploatacyjnych w metodzie manualnej pozostaje wynagrodzenie toromistrza, powiększone o obowiązkowe obciążenia pracodawcy (około 18% składek). W konsekwencji, każdorazowy obchód jest finansowany głównie z puli przeznaczonej na czas pracy wykwalifikowanego personelu.

W sytuacjach, kiedy stan infrastruktury jest gorszy lub występuje konieczność częstszych oględzin (na przykład z uwagi na wzmożone ryzyko bezpieczeństwa), łączny koszt roczny może się istotnie podnieść. Częstsze obchody oznaczają bowiem więcej roboczogodzin, a więc wyższe wynagrodzenia wypłacane pracownikom.

Jednocześnie, przy niedużej liczbie linii kolejowych czy stabilnym stanie technicznym torów, taka metoda pozostaje finansowo korzystna na tle rozwiązań wymagających zakupu specjalistycznych urządzeń diagnostycznych i kosztownej infrastruktury IT. Jednak w sytuacji zwiększenia monitorowanej sieci kolejowej lub konieczności szybkiej diagnostyki (np. codziennych badań), całkowita ilość pracy i związane z nią wydatki zaczną wyraźnie rosnąć.

Biorąc pod uwagę łącznie 33,3 roboczogodziny jednego obchodu linii nr 250 (64 km) i przy uwzględnieniu realnych stawek w wysokości około 40,50 zł/h (razem z kosztami pracodawcy), można oszacować koszt jednorazowego przeglądu na około 1 350 zł. Skoro instrukcja SKM d-7 przewiduje przeprowadzanie obchodu normalnego mniej więcej raz w tygodniu, miesięczny koszt wyniesie około 5 400 zł, zaś w skali roku (48–52 tygodnie) kwota ta sięgnie nawet 64 800 zł. Dla zarządcy infrastruktury z niewielką siecią torów, przy stabilnej nawierzchni i braku intensywnych wymagań eksploatacyjnych, takie wydatki pozostają często do zaakceptowania i w ogólnym bilansie są niższe niż w wypadku wdrażania w pełni zautomatyzowanych systemów diagnostyki wizyjnej.

14.3.5 Analiza bezpieczeństwa

Podczas wykonywania konwencjonalnego obchodu torów w warunkach otwartej linii kolejowej toromistrz jest bezpośrednio narażony na zagrożenia związane z ruchem kolejowym oraz czynnikami zewnętrznymi, takimi jak warunki atmosferyczne czy trudny teren. Piesze przejście linii wymaga ciągłego zachowania szczególnej ostrożności i bieżącego monitorowania sytuacji ruchowej (np. zbliżających się pociągów). Oto główne aspekty bezpieczeństwa w manualnej inspekcji:

Przebywanie w strefie toru i ruch kolejowy - toromistrz odbywa inspekcję, poruszając się fizycznie wzdłuż torowiska, co wymaga stałego dostosowywania się do harmonogramu przejazdów i komunikacji z dyżurnymi ruchu. Aby zminimalizować ryzyko potrącenia przez nadjeżdżający pociąg, przed rozpoczęciem obchodu musi on zgłosić plan inspekcji oraz pozostawać na nasłuchu radiotelefonicznym (o ile infrastruktura radiowa jest dostępna). W trakcie oględzin konieczne jest zatrzymanie się w bezpiecznej odległości lub wycofanie na ławę torowiska przy każdym przejeździe pociągu.

Ekspozycja na warunki atmosferyczne - manualna inspekcja odbywa się zasadniczo w terenie otwartym. Toromistrz może doświadczać skrajnie różnych warunków pogodowych, takich jak intensywne opady, niska lub wysoka temperatura, silny wiatr czy upał. Wszelkie czynniki atmosferyczne wpływają na tempo prac i zwiększają obciążenie fizyczne pracownika. Konieczność doraźnego osłaniania pękniętej szyny bądź inne nagłe interwencje w niekorzystnych warunkach pogodowych potęgują zagrożenie dla zdrowia i życia.

Stosowanie środków ochrony osobistej i procedur bezpieczeństwa - zgodnie z instrukcjami (m.in. SKM d-7), toromistrz musi korzystać z kamizelki ostrzegawczej o wysokiej widoczności, mieć przy sobie trąbkę sygnałową lub inne środki do zatrzymania pociągu w razie konieczności, a także zapewnić możliwość szybkiego opuszczenia strefy toru. Dodatkowo jest on zobowiązany do stosowania komunikacji z dyżurnymi ruchu i służbami odpowiedzialnymi za bezpieczeństwo (np. Strażą Ochrony Kolei), co stanowi podstawowy element ograniczania ryzyka. Niemniej jednak w każdej chwili możliwe jest pojawienie się nagłego zagrożenia (np. przejazd nieujęty w standardowym grafiku, niesprawne sygnały w rejonie stacji), na które toromistrz musi reagować w ułamkach sekund.

Ryzyko urazów i wypadków w terenie - oprócz samego zagrożenia ze strony pociągów, toromistrz w trakcie pieszej wędrówki narażony jest na urazy mechaniczne (potknięcia, upadki), skaleczenia wynikające z kontaktu z elementami infrastruktury, a także konieczność poruszania się po nierównym i niekiedy śliskim podłożu (np. oblodzenia).

Wyzwania organizacyjne i presja czasowa - w praktyce braki kadrowe czy pilne potrzeby eksploatacyjne prowadzą do tego, że toromistrz, prócz samego obchodu, może zostać oddelegowany do czynności naprawczych. Zwiększa to poziom obciążenia i wymaga szczególnego zachowania bezpieczeństwa przy wykonywaniu bardziej

skomplikowanych zadań. Jeśli stan torów wymaga częstszego przejścia (np. codziennych oględzin w okresie intensywnych upałów czy obfitych opadów), presja czasu i codziennej gotowości do pracy w trudnym terenie rośnie, co dodatkowo nasila ryzyko wypadku.

Podsumowanie oceny bezpieczeństwa

Obchód torów, choć od lat stanowi podstawę diagnostyki infrastruktury kolejowej, obarczony jest istotnym ryzykiem. Podczas całego procesu toromistrz przemieszcza się w strefie potencjalnego zagrożenia ze strony ruchu pociągów i jest wystawiony na niekorzystne warunki atmosferyczne. Mimo rygorystycznych procedur bezpieczeństwa, środków łączności i ochrony osobistej, ryzyko wypadków czy urazów jest nieporównywalnie wyższe niż w przypadku metody inspekcji prowadzonej z bezpiecznej kabiny pojazdu bądź przy użyciu zautomatyzowanych systemów wizyjnych. Jednocześnie manualny obchód pozostaje kluczowy tam, gdzie potrzeba bezpośredniej oceny szczegółowych elementów toru, a wdrożenie systemów zdalnej diagnostyki okazuje się niemożliwe lub nieopłacalne.

14.3.6 Podsumowanie

W przedstawionej analizie manualnej inspekcji (obchodu normalnego torów) dokonano oceny efektywności tradycyjnej metody utrzymania nawierzchni kolejowej w kategoriach parametrów ilościowych, jakościowych, ekonomicznych, technicznych oraz bezpieczeństwa. Wyniki ukazują, że piesza inspekcja prowadzona przez toromistrza jest w stanie skutecznie realizować pełny zakres czynności przewidzianych w instrukcjach utrzymaniowych, jednakże wiąże się z większą pracochłonnością, dłuższym czasem realizacji, wyższym ryzykiem wypadków oraz subiektywnym charakterem oceny technicznej. Z drugiej strony, niskie koszty inwestycyjne (brak konieczności zakupu specjalistycznego sprzętu) i stosunkowo prosta organizacja sprawiają, że przy niewielkiej skali działań lub dobrym stanie torów metoda manualna pozostaje dla wielu zarządców infrastruktury rozwiązaniem nadal w pełni wystarczającym.

Zarówno w odniesieniu do czasu koniecznego na pełny obchód torów (łącznie 33 godziny i 19 minut dla 64 km linii nr 250), jak i identyfikacji usterek (np. 396 usterek szyn oraz 97 usterek podkładów w skali całego obchodu), otrzymane dane wskazują na znaczną pracochłonność i rozciągnięcie inspekcji w czasie. Analiza powtarzalności wyników dwóch kolejnych obchodów (rozdzielonych tygodniem) wykazała przy tym wysoką spójność (~93% dla szyn oraz ~92% dla podkładów), lecz jednocześnie potwierdziła istnienie niewielkiej liczby nowych lub niepotwierdzonych wad, co

odzwierciedla subiektywny charakter wizualnej oceny terenu. Zbliżone wnioski płyną z porównania inspekcji wykonanej na krótkim odcinku (3 km) przez dwóch niezależnych operatorów, którzy – mimo podobnych kryteriów kwalifikowania wad – nieznacznie różnili się w szczegółach interpretacji niewielkich wad.

Od strony ekonomicznej pieszy obchód wymaga poniesienia głównie kosztów wynagrodzenia toromistrza. Na podstawie rzeczywistych stawek rzędu 40,50 zł/h (licząc wynagrodzenie brutto i składki pracodawcy) jednorazowy obchód 64-kilometrowej linii kształtuje się na poziomie 1 350 zł. W praktyce koszty roczne (~64 800 zł) mogą jednak rosnąć proporcjonalnie do intensywności wykonywania takich przeglądów (np. raz w tygodniu) i zwiększającej się liczby torów pozostających pod nadzorem.

Analiza bezpieczeństwa jednoznacznie wskazuje, że pieszy obchód po czynnym szlaku, szczególnie w trudnych warunkach pogodowych, jest obarczony znacznie wyższym ryzykiem niż prowadzenie inspekcji z poziomu pojazdu lub zautomatyzowanych systemów. Toromistrz musi stale utrzymywać łączność z dyżurnymi ruchu, pamiętać o wymogach BHP i ewentualnych zagrożeniach wynikających z intensywnego ruchu pociągów. Jednocześnie manualny obchód to wciąż fundamentalna metoda, zwłaszcza tam, gdzie potrzebna jest dogłębna ocena trudno dostępnych miejsc lub szczegółowa weryfikacja zauważonych nieprawidłowości.

Reasumując, konwencjonalny obchód torów stanowi w dalszym ciągu powszechną i jedyną sprawdzoną praktykę, oferując pełne pokrycie zadań przewidzianych w codziennej diagnostyce toru i wymagając stosunkowo niskich nakładów inwestycyjnych. Jednocześnie analiza uwidacznia pewne ograniczenia – czasochłonność, podatność na subiektywizm oraz wyższe ryzyko wypadków w terenie – które stają się istotne szczególnie przy dużej skali sieci kolejowej bądź konieczności prowadzenia częstych (nawet codziennych) oględzin.

14.4 Analiza porównawcza metody inspekcji wizyjnej z automatycznym obliczaniem stopnia degradacja nawierzchni torowej z konwencjonalną metodą inspekcji torów

W niniejszym podrozdziale dokonano porównania efektywności dwóch metod inspekcji nawierzchni torowej – systemu diagnostycznego do inspekcji wizyjnej, realizowanego automatycznie oraz tradycyjnej, manualnej metody obchodów torów, przeprowadzanej przez toromistrza. Analizie poddano te same kryteria: czas realizacji inspekcji, liczbę i rodzaj zidentyfikowanych usterek, wyliczone wskaźniki degradacji,

powtarzalność wyników, aspekty ekonomiczne oraz bezpieczeństwo pracowników. Celem porównania jest ustalenie, w jakim stopniu automatyczne rozwiązanie może stanowić alternatywę lub uzupełnienie konwencjonalnych metod, przy jednoczesnym uwzględnieniu potencjalnych zalet i ograniczeń obu podejść. Porównanie to stanowi podstawę do dalszej dyskusji nad optymalizacją procesów diagnostycznych w utrzymaniu infrastruktury kolejowej.

14.4.1 Porównanie parametrów ilościowych

1. **Czas realizacji inspekcji nawierzchni torowej**

Porównanie oparto na rzeczywistych wynikach pomiarowych uzyskanych podczas terenowych badań eksperymentalnych na dwutorowym odcinku linii kolejowej nr 250, o łącznej długości 64 km (32 km toru nieparzystego oraz 32 km toru parzystego).

Automatyczna metoda diagnostyki wizyjnej wymagała łącznie około 8 godzin (479 minut) na przeprowadzenie pełnego cyklu inspekcyjnego, obejmującego rejestrację danych podczas przejazdu (96 minut), transfer danych oraz przygotowanie ich do analizy (20 minut), lokalną analizę danych przez algorytmy sztucznej inteligencji (358 minut) oraz generowanie końcowego raportu (5 minut). Istotną zaletą tego rozwiązania jest potencjalna możliwość znaczącego skrócenia czasu samego przejazdu diagnostycznego – nawet do około 32 minut – dzięki możliwości realizacji inspekcji przy prędkości sięgającej 120 km/h. Najbardziej czasochłonnym elementem tej metody pozostaje analiza danych wizualnych przez algorytmy, stanowiąca aż 74,7% całego procesu.

Dla porównania, metoda konwencjonalna realizowana przez toromistrza wymagała łącznie 33 godzin i 19 minut pracy fizycznej i administracyjnej (w tym 31 godzin i 23 minuty samego obchodu oraz 1 godzina i 56 minut na sporządzenie dokumentacji). Co istotne, pełen cykl manualnej diagnostyki torów rozciągnięty był na okres 5 dni kalendarzowych (99 godzin i 42 minuty), co wynikało z ograniczeń związanych z maksymalnym dziennym obciążeniem toromistrza (do 8 godzin pracy i maksymalnie 16 km przejścia dziennie). Metoda ta nie tylko wymaga znacznie więcej czasu na wykonanie, lecz także wiąże się z koniecznością zaangażowania większej liczby pracowników i dużą wrażliwością na warunki atmosferyczne.

Biorąc pod uwagę powyższe wyniki, zastosowanie opracowanego systemu inspekcji wizyjnej, wspartego algorytmami sztucznej inteligencji, umożliwia znaczne skrócenie czasu realizacji pełnego cyklu inspekcyjnego. Porównując łączny czas pracy obu metod (8 godzin dla systemu automatycznego wobec 33 godzin dla metody

manualnej), stwierdzono redukcję czasu realizacji o około 76%, co znacząco przewyższa zakładane w tezie pracy 40-50%. Nawet przy uwzględnieniu ograniczeń związanych z analizą danych (około 6 godzin), automatyczna metoda pozostaje zdecydowanie szybsza od konwencjonalnej.

Tym samym można jednoznacznie potwierdzić, że zastosowanie opracowanego systemu inspekcji wizyjnej wspieranego przez algorytmy sztucznej inteligencji istotnie skraca czas realizacji inspekcji nawierzchni torowej, przewyższając zakładane w tezie pracy oczekiwania. Wprowadzenie dalszych optymalizacji w zakresie przetwarzania danych może jeszcze bardziej wzmocnić przewagę metody automatycznej nad manualną.

2. Liczba zidentyfikowanych potencjalnych istotnych wad szyn i podkładów

Tabela 45 przedstawia szczegółowe porównanie liczby istotnych wad nawierzchni torowej (szyny i podkłady), zidentyfikowanych podczas dwóch metod inspekcji.

Tabela 45 Porównanie liczby istotnych potencjalnych wad nawierzchni torowej

Element nawierzchni	Metoda automatyczna	Metoda manualna	Różnica (automatyczna - manualna)	Względna różnica (%)
Szyny	1 137	396	+741	+187%
Podkłady	238	97	+141	+145%

Źródło: Opracowanie własne

Na podstawie Tabeli 45 można zaobserwować istotną różnicę w liczbie zidentyfikowanych potencjalnych wad między analizowaną metodą automatyczną, a manualnym obchodem:

- Wady szyn: Metoda automatyczna wykryła aż o 187% (741 przypadków) więcej potencjalnych wad niż metoda manualna. Podczas gdy toromistrz zidentyfikował 396 wad, system diagnostyczny wskazał ich 1 137.
- Wady podkładów: W przypadku podkładów, metoda automatyczna wykazała 145% więcej potencjalnych wad niż manualna (238 automatycznie, wobec 97 manualnie, czyli różnica wynosi 141 wad).

Powyższe wyniki wskazują, że system diagnostyczny zidentyfikował zdecydowanie większą liczbę potencjalnych wad niż toromistrz podczas manualnej

inspekcji. Jednakże w interpretacji tych wyników trzeba uwzględnić parametry jakościowe obu metod diagnostycznych, które zostały szczegółowo opisane w poprzednich podrozdziałach.

Wpływ parametrów jakościowych systemu wizyjnego. Przypomnijmy parametry jakościowe systemu diagnostycznego.

- Szyny:

Precyzja 91% (około 9% zidentyfikowanych usterek mogło stanowić fałszywe alarmy). Czułość 90% (około 10% rzeczywistych usterek mogło zostać pominiętych).

- Podkłady:

Precyzja 95% (około 5% usterek mogło być fałszywym alarmem). Czułość 96% (około 4% rzeczywistych usterek mogło zostać pominiętych).

Po uwzględnieniu tych wartości, realna liczba istotnych wad wykrytych przez metodę automatyczną może być nieco niższa, co jednak nadal nie tłumaczy całkowicie bardzo dużej różnicy wyników obu metod.

Możliwe przyczyny zaobserwowanych różnic. Analizując znaczącą rozbieżność wyników obu metod, należy uwzględnić następujące aspekty:

- Różnice w kryteriach oceny. System diagnostyczny operuje na bazie ściśle określonych kryteriów numerycznych wskaźników degradacji. Oznacza to, że system mógł zakwalifikować do kategorii „istotnych" również wady relatywnie drobne, które toromistrz – w swojej subiektywnej ocenie, bazującej na wieloletnim doświadczeniu – mógł uznać za nieistotne lub nie wymagające interwencji utrzymaniowej;
- Większa dokładność wizualna algorytmu. System wizyjny działa z dużą rozdzielczością obrazu, identyfikując nawet bardzo drobne ubytki i powierzchniowe wady, które toromistrz, dokonujący oględzin z poziomu toru, mógł łatwo przeoczyć lub uznać za nieznaczące;
- Subiektywizm oceny toromistrza. Manualna inspekcja może charakteryzować się subiektywizmem oceny w oparciu o doświadczenie, które pozwala operatorowi lepiej ocenić faktyczny poziom zagrożenia ze strony danej wady. W efekcie toromistrz celowo mógł pominąć niektóre drobne wady i nie sklasyfikować ich jako istotne ze względu na brak realnego zagrożenia dla bezpieczeństwa ruchu kolejowego.

Wnioski z analizy porównawczej. System automatyczny wskazał zdecydowanie większą liczbę potencjalnych wad szyn i podkładów, wykazując tym samym wyższą

szczegółowość i czułość identyfikacji wad nawierzchni torowej w porównaniu do metody konwencjonalnej.

Konieczne jest jednak uwzględnienie faktu, że toromistrz – bazując na długoletnim doświadczeniu praktycznym – był w stanie realnie ocenić istotność poszczególnych wad. Dzięki temu mógł odrzucić drobne wady powierzchniowe, nie mające wpływu na bezpieczeństwo ruchu, podczas gdy algorytm uwzględniał je automatycznie, zgodnie z ustalonymi kryteriami wskaźników degradacji.

Podsumowując, automatyczna metoda diagnostyczna zapewnia znacznie wyższy poziom szczegółowości identyfikacji wad, co może prowadzić do lepszej prewencji utrzymaniowej, ale z drugiej strony wymaga dodatkowej weryfikacji praktycznej, aby uniknąć ewentualnych kosztów związanych z analizą i weryfikacją wielu drobnych, mniej istotnych wskazań.

Dalsza analiza powinna zatem koncentrować się na zweryfikowaniu wskazań automatycznych w terenie przez doświadczonego specjalistę (toromistrza), co umożliwiłoby ustalenie optymalnych progów istotności wskazań oraz optymalizację działania systemu diagnostycznego, uwzględniając praktykę inżynieryjną oraz rzeczywiste potrzeby utrzymaniowe.

3. Stopnień degradacji szyn i podkładów torów nr 1 i 2 linii kolejowej nr 250

Aby umożliwić rzetelne porównanie automatycznej diagnostyki opartej na sztucznej inteligencji z manualnym obchodem torów wykonanym przez toromistrza, sprowadzono wyniki do wspólnego mianownika poprzez obliczenie uśrednionych, zagregowanych wskaźników degradacji elementów infrastruktury kolejowej (G_s dla szyn oraz G_p dla podkładów). Wyniki obu metod zestawiono w Tabeli 46, uwzględniając zarówno różnice bezwzględne, jak i względne (procentowe).

Z przedstawionego zestawienia wynika, że metoda automatyczna systematycznie generuje nieco wyższe wartości zagregowanych wskaźników degradacji zarówno dla szyn, jak i podkładów w porównaniu do oceny dokonanej przez toromistrza w ramach inspekcji manualnej. W ujęciu bezwzględnym różnice są relatywnie nieduże (rzędu 0,03–0,11). Natomiast w ujęciu względnym (procentowym) różnice są istotne (od około 33% do blisko 58%), co wynika głównie z faktu odnoszenia małych różnic bezwzględnych do stosunkowo niskich wartości bazowych.

Tabela 46 Porównanie zagregowanego stopnia degradacji szyn i podkładów

Element nawierzchni	Tor	Metoda automatyczna	Metoda manualna	Różnica bezwzględna	Różnica (Automatyczna – Manualna)
Podkłady (G_p)	1	0,12	0,09	0,03	+ 33,3%
	2	0,11	0,08	0,03	+ 37,5%
Szyny (G_s)	1	0,31	0,21	0,10	+ 7,6%
	2	0,30	0,19	0,11	+ 57,9%

Źródło: Opracowanie własne

Pomimo zaobserwowanych istotnych różnic w liczbie wykrytych wad pomiędzy metodą automatyczną a manualną, ostateczne zagregowane wskaźniki degradacji szyn oraz podkładów dla obu podejść są zbliżone. Powodem tego jest przede wszystkim odmienny poziom szczegółowości oceny – metoda automatyczna wychwytuje nawet drobne powierzchniowe wady, co prowadzi do większej liczby zidentyfikowanych wad, lecz niekoniecznie do istotnego wzrostu zagregowanego wskaźnika degradacji. Z kolei toromistrz, dzięki swojemu doświadczeniu zawodowemu, koncentruje się na wadach mających rzeczywiste znaczenie dla bezpieczeństwa i utrzymania ruchu kolejowego, pomijając nieistotne lub powierzchniowe wady, co skutkuje mniejszą liczbą wad, lecz nie prowadzi do dużych różnic we wskaźniku końcowym.

Różnice mogą wynikać również ze sposobu agregowania danych – system automatyczny bazuje na krótkich odcinkach (około 4,2 m), podczas gdy toromistrz oceniał stan techniczny infrastruktury na odcinkach kilometrowych, co sprzyjało uwzględnieniu jedynie najpoważniejszych wad.

Obie metody diagnostyczne zgodnie wskazują jednak na ogólnie niski stopień degradacji infrastruktury kolejowej analizowanego odcinka. Pomimo tego, wprowadzenie automatycznej analizy stopnia degradacji zapewnia wyższy poziom szczegółowości i obiektywności w identyfikacji potencjalnych problemów technicznych. Z tego względu rekomenduje się, aby metoda automatyczna stanowiła podstawowe narzędzia diagnostyczne, wykorzystywane do bieżącej oceny stanu infrastruktury oraz planowania działań utrzymaniowych i prewencyjnych. Rola toromistrza powinna natomiast koncentrować się przede wszystkim na weryfikacji miejsc wskazanych przez system jako krytyczne lub wymagające dodatkowej oceny eksperckiej. Takie podejście zapewni efektywne wdrożenie automatycznej diagnostyki przy jednoczesnym zachowaniu wysokiego poziomu bezpieczeństwa i niezawodności infrastruktury kolejowej.

14.4.2 Porównanie parametrów jakościowych

1. **Powtarzalność wyników**

Analizując powtarzalność wyników, obie metody – manualna (obchód toromistrza) oraz automatyczna (opracowany system diagnostyczny) – wykazują wysoką zgodność pomiędzy niezależnymi pomiarami wykonanymi na tym samym odcinku linii kolejowej nr 250.

Dla metody manualnej uzyskano około 93% powtarzalności w przypadku wad szyn oraz około 92% dla wad podkładów. Większość zidentyfikowanych wad została zatem konsekwentnie rozpoznana przez toromistrza w obu obchodach. Występujące różnice (wady nowe lub zanikające) wynikały prawdopodobnie z subiektywności wizualnej oceny, wpływu warunków obserwacyjnych lub drobnych zmian w stanie infrastruktury między obchodami.

Z kolei metoda automatyczna wykazała jeszcze wyższy poziom powtarzalności, wynoszący aż 95% dla tych samych odcinków torów. W aż 90% przypadków wyniki pomiarowe uzyskane podczas dwóch przejazdów różniły się od siebie maksymalnie o 3%, co wskazuje na wysoką stabilność i wiarygodność zastosowanych algorytmów diagnostycznych.

Zaobserwowana nieznacznie wyższa powtarzalność wyników uzyskanych metodą automatyczną względem manualnej może być konsekwencją następujących czynników:

- Subiektywność metody manualnej. Ocena toromistrza jest naturalnie obciążona czynnikiem ludzkim, co wpływa na postrzeganie oraz klasyfikację wad. Różnice między kolejnymi obchodami mogą wynikać z warunków obserwacyjnych, zmęczenia oceniającego lub niewielkich zmian infrastruktury, które są trudne do jednoznacznego zaklasyfikowania w warunkach terenowych;
- Obiektywność i precyzja systemu automatycznego. System diagnostyczny dokonuje oceny na podstawie ustalonych kryteriów numerycznych, eliminując większość czynników subiektywnych. Dzięki temu algorytm uzyskuje wysoką powtarzalność wyników nawet przy niewielkich różnicach w warunkach rejestracji danych (np. oświetlenie, kąt ujęcia), które są systematycznie kompensowane przez zastosowane techniki obliczeniowe;
- Dokładność lokalizacji i skali analizy. System automatyczny analizuje dane w bardzo krótkich odcinkach torowych (4,2 m), co minimalizuje ryzyko

niedokładnej identyfikacji lokalizacji usterek. Metoda manualna, polegająca na zapisaniu wad w pikietażu co 0,1 km, posiada mniejszą rozdzielczość przestrzenną, co może skutkować pewnymi trudnościami w precyzyjnej identyfikacji tych samych uszkodzeń w kolejnych obchodach.

Obie metody diagnostyczne wykazują bardzo dobrą powtarzalność wyników, co potwierdza ich przydatność w praktycznym zastosowaniu. Jednak automatyczny system diagnostyczny zapewnia dodatkowe korzyści, takie jak większa obiektywność oceny, wyższa szczegółowość, a przede wszystkim możliwość uzyskiwania spójnych i ilościowych wyników, które mogą być bezpośrednio porównywane w różnych okresach czasowych.

Mimo wysokiej powtarzalności systemu automatycznego, dla pełnego wykorzystania jego potencjału rekomenduje się regularną weryfikację miejsc wskazanych jako problematyczne przez doświadczonych toromistrzów. Taki model współpracy pozwoli na zoptymalizowanie całego procesu diagnostyki infrastruktury kolejowej, wykorzystując zalety obu podejść – szczegółową analizę automatyczną oraz ekspercką ocenę praktyczną specjalisty.

2. Obiektywność oceny

Analiza porównawcza obiektywności oceny wskazuje, że metoda manualna jest podatna na subiektywne różnice interpretacyjne, wynikające przede wszystkim z indywidualnego doświadczenia oraz sposobu kwalifikowania drobnych wad przez poszczególnych inspektorów. Przykładowo, na krótkim, testowym 3-kilometrowym odcinku operator B (mistrz ds. drogowych) odnotował o około 25% więcej wad szyn i o 40% więcej wad podkładów niż operator A (toromistrz). Podobne różnice widoczne są również w obliczonych średnich wskaźnikach degradacji (G_s i G_p), gdzie rozbieżności sięgają nawet kilkunastu procent. Wskazuje to jednoznacznie, że ocena manualna zależy od osobistych kryteriów oceniającego, co w praktyce utrudnia utrzymanie spójności danych diagnostycznych.

W przeciwieństwie do tego metoda automatyczna charakteryzuje się wysoką obiektywnością wynikającą ze standaryzacji procedur oceny oraz eliminacji subiektywnego czynnika ludzkiego. Wyniki systemu diagnostycznego nie wykazują istotnych różnic między poszczególnymi pomiarami dla tego samego odcinka toru. Przeprowadzone testy wykazały, że aż 95% par zdjęć uzyskanych podczas dwóch niezależnych przejazdów różniło się pod względem obliczonego wskaźnika degradacji

zaledwie o 5% lub mniej. Dzięki zastosowaniu uczenia maszynowego, normalizacji warunków pozyskiwania obrazów oraz jednoznacznym kryteriom klasyfikacji wad, system automatyczny dostarcza spójnych wyników, odpornych na różnice indywidualnych interpretacji.

Podsumowując, przedstawione wyniki wskazują, że automatyczna ocena stanu technicznego nawierzchni kolejowej oferuje znacznie wyższy poziom obiektywności niż konwencjonalna metoda manualna. Ma to kluczowe znaczenie praktyczne dla zarządców infrastruktury kolejowej, gdyż zapewnia spójność danych diagnostycznych w czasie, poprawia jakość i wiarygodność prowadzonych analiz trendów.

3. Dokładność lokalizacji wad

Analiza porównawcza dokładności lokalizacji usterek pokazuje istotne różnice pomiędzy tradycyjną metodą manualną, opartą na odczycie pikietażu linii kolejowej, a automatycznym systemem diagnostycznym wykorzystującym satelitarną technologię pozycjonowania.

Metoda manualna, stosowana podczas obchodów toromistrza, standardowo pozwala na lokalizację wad z dokładnością do kilkudziesięciu metrów, wynikającą głównie z rozmieszczenia słupków kilometrażowych (rozstaw co 100 metrów) oraz ewentualnych dodatkowych pomiarów ręcznych. W praktyce powoduje to, że ustalenie precyzyjnego położenia drobnych wad może być czasochłonne, a lokalizacja uzyskana tą metodą pozostaje jedynie orientacyjna.

Natomiast automatyczny system diagnostyczny oferuje znacząco wyższą dokładność lokalizacji wad, dzięki wykorzystaniu technologii satelitarnej GPS/RTK. Przy zastosowaniu korekcji RTK system osiąga dokładność ±0,5 metra, natomiast przy standardowym sygnale GPS około 1 metra. Oznacza to, że automatyczna metoda diagnostyczna zapewnia od 10 do nawet 40 razy lepszą dokładność lokalizacji usterek w porównaniu do metody manualnej.

Przeprowadzona analiza potwierdza, że automatyczny system diagnostyczny przewyższa metodę manualną pod względem powtarzalności, obiektywności oraz dokładności lokalizacji wad. Zastosowanie algorytmów sztucznej inteligencji umożliwia standaryzację oceny, redukcję subiektywności oraz uzyskiwanie ilościowych i porównywalnych wyników w czasie. Dzięki temu system nie tylko eliminuje ograniczenia tradycyjnych obchodów toromistrza, lecz także tworzy podstawę do dalszego rozwoju metod predykcyjnych w utrzymaniu infrastruktury kolejowej.

14.4.3 Analiza i ocena różnic w zakresie technicznym obu metod inspekcji torów

Analiza zakresu technicznego wskazuje istotne różnice pomiędzy tradycyjnym obchodem manualnym realizowanym przez toromistrza, a obecnymi możliwościami opracowanego systemu wizyjnego.

Manualna metoda inspekcji w pełni realizuje wymagania codziennej diagnostyki infrastruktury kolejowej, określone w instrukcjach technicznych zarządcy infrastruktury. Toromistrz ma możliwość bezpośredniego, szczegółowego oglądu wszystkich kluczowych elementów infrastruktury, w tym szyn, podkładów, przytwierdzeń, rozjazdów, podsypki, przejazdów kolejowo-drogowych, obiektów inżynieryjnych, podtorza, urządzeń trakcyjnych i SRK oraz skrajni. Jest to możliwe dzięki fizycznej obecności specjalisty na torowisku, co pozwala na elastyczne podejście do oceny wszystkich elementów infrastruktury.

Obecna forma opracowanego systemu diagnostycznego realizuje zakres diagnostyki głównie w obszarze nawierzchni torowej (szyny, podkłady), podstawowej rejestracji podsypki i przytwierdzeń oraz cyfrowej dokumentacji przeglądów. W związku z tym spełnia jedynie 26% wymagań kompleksowej codziennej diagnostyki technicznej. W obecnym stadium rozwoju system nie pozwala na ocenę elementów znajdujących się poza bezpośrednią szerokością pasa torowego, takich jak obiekty inżynieryjne, podtorze, urządzenia trakcyjne, energetyczne czy infrastruktura sterowania ruchem kolejowym.

Jednocześnie system diagnostyczny wykazuje istotny potencjał rozwojowy – w przypadku wprowadzenia dodatkowych algorytmów analitycznych, poszerzenia pola widzenia kamer czy zastosowania zaawansowanej analizy obrazu, możliwe byłoby zwiększenie pokrycia wymagań do około 63%. Jednak nawet w takim wariancie konieczne byłoby uwzględnienie istotnych ograniczeń: pojedynczy system, umieszczony typowo nad nawierzchnią torową, nie będzie mógł skutecznie analizować wszystkich aspektów infrastruktury wymaganych przez instrukcje utrzymaniowe.

W praktyce, aby osiągnąć pełne pokrycie diagnostyczne w formie automatycznej, konieczne byłoby zastosowanie dodatkowych, dedykowanych systemów diagnostycznych. Te odrębne układy powinny być inaczej rozmieszczone na pojeździe szynowym lub zintegrowane w formie oddzielnych modułów, ukierunkowanych na analizę pozostałych aspektów infrastruktury – takich jak stan podtorza i odwodnienia, szczegółowa ocena obiektów inżynieryjnych (np. mostów, wiaduktów), urządzeń

trakcyjnych, elementów sterowania ruchem kolejowym oraz otoczenia linii kolejowej (w tym utrzymania skrajni).

Podsumowując, obchód torów pozostaje obecnie najbardziej kompleksową metodą, spełniając pełny zakres wymagań utrzymaniowych, jednak kosztem subiektywności ocen, rejestracji wyników, czasu inspekcji oraz ograniczonej powtarzalności wyników. Optymalnym rozwiązaniem w dłuższej perspektywie byłoby stworzenie zintegrowanego systemu diagnostycznego, łączącego precyzyjną analizę nawierzchni torowej z dodatkowymi modułami obejmującymi pozostałe elementy infrastruktury. Wykorzystanie sztucznej inteligencji w takich modułach umożliwiłoby automatyczną ocenę i klasyfikację złożonych elementów infrastruktury, zwiększając obiektywność, skalowalność i zdolność systemu do adaptacji do nowych wyzwań utrzymaniowych.

14.4.4 Analiza ekonomiczna

W niniejszym podrozdziale przedstawiono analizę ekonomiczną, w której porównane zostały koszty zastosowania opracowanego systemu diagnostycznego z konwencjonalną metodą obchodu torów kolejowych. Analiza obejmuje różne scenariusze uwzględniające długość torów oraz zakres technicznych możliwości systemu diagnostycznego (26% pokrycia zakresu technicznego oraz potencjalnie możliwy do osiągnięcia 63% pokrycia zakresu technicznego). Dodatkowo porównano dwa modele finansowe: zakup urządzenia (CAPEX) oraz usługowy (OPEX, „as-a-service").

Przyjęte dane i założenia:

- Kurs euro przyjęty do obliczeń wynosi 4,30 PLN/EUR;
- Koszt zakupu urządzenia diagnostycznego (CAPEX) to 156 000 EUR, co daje 670 800 PLN;
- W przypadku zakupu urządzenia diagnostycznego dodano 5 000 PLN kosztów rocznych utrzymania przez kupującego. Nie uwzględniono awarii ani napraw korekcyjnych i pozagwarancyjnych;
- Koszt miesięczny w modelu usługowym (OPEX) wynosi 5 240 EUR, czyli 22 532 PLN miesięcznie;
- Roczny koszt manualnej inspekcji dla dwutorowego odcinka 32 km (łącznie 64 km torów) wynosi 64 800 PLN w pierwszym roku, a następnie waloryzowany jest o inflację roczną wynoszącą średnio 5%;

- W ramach analizy ekonomicznej przenalizowano również przypadek dla dłuższej linii kolejowej w celu sprawdzenia opłacalności wdrożenia urządzenia diagnostycznego w większej skali utrzymania nawierzchni torowej. Do analizy wzięto linię kolejową nr 3 Warszawa Zachodnia – Kunowice, o długości 478 km i tej samej klasie D3, co linia nr 250. Przyjęto zatem ten sam czasookres przeglądowy dla obu linii. Jest to linia dwutorowa, więc będziemy rozważać tory o długości o długości 956 km (478 km dla jednego toru). W związku z tym koszty normalnego obchodu torów będą proporcjonalnie wyższe, ze względu na konieczność zatrudnienia większej liczby toromistrzów. Jednocześnie taki dystans nadal może być obsłużony przez jeden system wizyjny zainstalowany na dowolnym operacyjnym taborze kolejowym;
- Zakres techniczny systemu diagnostycznego określono na 26% w obecnej wersji oraz potencjalnie 63% po wdrożeniu dodatkowych funkcjonalności. Zatem przyjęto redukcję kosztów pracy manualnej o 26% i 63%.

W Tabelach 47-50 przedstawiono analizę ekonomiczną dla poszczególnych przypadków.

Na podstawie przeprowadzonych obliczeń oraz czterech szczegółowych scenariuszy ekonomicznych, możliwe jest sformułowanie wniosków dotyczących opłacalności wdrożenia autorskiego systemu diagnostycznego w kontekście redukcji kosztów inspekcji infrastruktury kolejowej. Przypomnijmy, że teza pracy zakłada, iż zastosowanie systemu diagnostyki wizyjnej wspieranego przez algorytmy sztucznej inteligencji może doprowadzić do redukcji kosztów utrzymania torów o 20–30%. Ostateczne wnioski powinny więc odpowiedzieć na pytanie, w jakich warunkach te założenia są spełnione i kiedy inwestycja w system rzeczywiście się zwraca. W Tabeli 47 przedstawiono szczegółowe obliczenia dla analizowanego przypadku.

W przypadku scenariusza zakładającego wykorzystanie systemu w obecnym, ograniczonym zakresie funkcjonalnym (pokrywającym 26% technicznych zadań inspekcji), na 64 km torów, inwestycja w system nie okazuje się opłacalna w żadnym z badanych modeli w horyzoncie 20 lat, czyli takim jak zakładana żywotność sprzętu. W żadnym z kolejnych lat nie następuje osiągnięcie progu opłacalności ani w modelu zakupu urządzenia (CAPEX), ani w modelu usługowym (OPEX). Wartość skumulowanych wydatków dla obu modeli przez cały analizowany okres pozostaje wyraźnie wyższa od kosztów pracy zredukowanej o 26%.

Tabela 47 Porównanie kosztów dla 64 km torów (zakres techniczny 26%)

Rok	Koszt manualny	Koszt manualny (-26%)	CAPEX (zakup urządzenia)	Suma (CAPEX + manualny zredukowany)	OPEX (as a service)	Suma (OPEX + manualny zredukowany)
1	64 800	47 952	687 000	734 952	270 384	318 336
2	132 840	98 302	692 000	790 302	540 768	639 070
3	204 282	151 169	697 000	848 169	811 152	962 321
4	279 296	206 679	702 000	908 679	1 081 536	1 288 215
5	358 061	264 965	707 000	971 965	1 351 920	1 616 885
6	440 764	326 165	712 000	1 038 165	1 622 304	1 948 469
7	527 602	390 426	717 000	1 107 426	1 892 688	2 283 114
8	618 782	457 899	722 000	1 179 899	2 163 072	2 620 971
9	714 521	528 746	727 000	1 255 746	2 433 456	2 962 202
10	815 047	603 135	732 000	1 335 135	2 703 840	3 306 975
11	920 600	681 244	737 000	1 418 244	2 974 224	3 655 468
12	1 031 430	763 258	742 000	1 505 258	3 244 608	4 007 866
13	1 147 801	849 373	747 000	1 596 373	3 514 992	4 364 365
14	1 269 991	939 794	752 000	1 691 794	3 785 376	4 725 170
15	1 398 291	1 034 735	757 000	1 791 735	4 055 760	5 090 495
16	1 533 005	1 134 424	762 000	1 896 424	4 326 144	5 460 568
17	1 674 456	1 239 097	767 000	2 006 097	4 596 528	5 835 625
18	1 822 979	1 349 004	772 000	2 121 004	4 866 912	6 215 916
19	1 978 927	1 464 406	777 000	2 241 406	5 137 296	6 601 702
20	2 142 674	1 585 579	782 000	2 367 579	5 407 680	6 993 259

Źródło: Opracowanie własne

Oznacza to, że w obecnym kształcie funkcjonalnym system nie przynosi oczekiwanej redukcji kosztowej, a tym samym nie spełnia założeń tezy badawczej. Można zatem stwierdzić, że przy ograniczonym zakresie technicznym systemu, jego zastosowanie na krótkich liniach kolejowych nie jest uzasadnione ekonomicznie – barierą jest zbyt niskie możliwości techniczne w stosunku do konwencjonalnych oględzin oraz wysoki koszt wdrożenia (zwłaszcza w modelu CAPEX). W Tabeli 48 znajdują się wyniki obliczeń dla urządzenia diagnostycznego o zwiększonych możliwościach technicznych (możliwych do uzyskania na dalszym etapie rozwoju systemu).

W scenariuszu pełnego wdrożenia planowanych rozszerzeń funkcjonalnych (63% pokrycia diagnostyki) model CAPEX przekracza próg opłacalności względem inspekcji manualnej w 14. roku eksploatacji, natomiast model OPEX nie osiąga tego progu w analizowanym horyzoncie.

Tabela 48 Porównanie kosztów dla 64 km torów (zakres techniczny 63%)

Rok	Koszt manualny (PLN)	Koszt manualny (-63%) (PLN)	CAPEX (zakup urządzenia) (PLN)	Suma (CAPEX + manualny zredukowany) (PLN)	OPEX (as a service) (PLN)	Suma (OPEX + manualny zredukowany) (PLN)
1	64 800	23 976	687 000	710 976	270 384	294 360
2	132 840	49 151	692 000	741 151	540 768	589 919
3	204 282	75 584	697 000	772 584	811 152	886 736
4	279 296	103 340	702 000	805 340	1 081 536	1 184 876
5	358 061	132 483	707 000	839 483	1 351 920	1 484 403
6	440 764	163 083	712 000	875 083	1 622 304	1 785 387
7	527 602	195 213	717 000	912 213	1 892 688	2 087 901
8	618 782	228 949	722 000	950 949	2 163 072	2 392 021
9	714 521	264 373	727 000	991 373	2 433 456	2 697 829
10	815 047	301 568	732 000	1 033 568	2 703 840	3 005 408
11	920 600	340 622	737 000	1 077 622	2 974 224	3 314 846
12	1 031 430	381 629	742 000	1 123 629	3 244 608	3 626 237
13	1 147 801	424 686	747 000	1 171 686	3 514 992	3 939 678
14	1 269 991	469 897	752 000	1 221 897	3 785 376	4 255 273
15	1 398 291	517 368	757 000	1 274 368	4 055 760	4 573 128
16	1 533 005	567 212	762 000	1 329 212	4 326 144	4 893 356
17	1 674 456	619 549	767 000	1 386 549	4 596 528	5 216 077
18	1 822 979	674 502	772 000	1 446 502	4 866 912	5 541 414
19	1 978 927	732 203	777 000	1 509 203	5 137 296	5 869 499
20	2 142 674	792 789	782 000	1 574 789	5 407 680	6 200 469

Źródło: Opracowanie własne

Zwiększenie liczby kilometrów monitorowanych torów kolejowych. Dla linii kolejowej nr 3 Warszawa Zachodnia – Kunowice (956 km) w wariancie obecnej wersji systemu (26% pokrycia) model OPEX staje się opłacalny od 4. roku użytkowania, a CAPEX już od 3. roku, mimo wyższego kosztu początkowego. Od tego momentu system w ujęciu skumulowanym przewyższa kosztowo inspekcje tradycyjne. W 9. roku eksploatacji model CAPEX pozwala na redukcję kosztów utrzymania o 20%, zgodnie z tezą pracy. Im większa długość sieci torów kolejowych, tym redukcja kosztów utrzymania rośnie. Szczegółowe obliczenia przedstawiono w Tabeli 49.

Jeszcze bardziej korzystny rezultat uzyskuje się przy założeniu rozszerzenia systemu do poziomu 63% pokrycia zakresu technicznego – co odpowiada potencjalnemu rozwojowi funkcji AI w przyszłości. W tej konfiguracji zarówno model usługowy i jak model inwestycyjny staje się opłacalny względem pracy manualnej już w pierwszym roku wykorzystania urządzenia diagnostycznego.

Tabela 49 Porównanie kosztów dla linii kolejowej nr 3 (956 km, zakres techniczny 26%)

Rok	Koszt manualny (PLN)	Koszt manualny (-26%)	CAPEX (zakup urządzenia) (PLN)	Suma (CAPEX + manualny zredukowany) (PLN)	OPEX (as a service) (PLN)	Suma (OPEX + manualny zredukowany) (PLN)
1	967 950	716 283	687 000	1 403 283	270 384	986 667
2	1 984 298	1 468 380	692 000	2 160 380	540 768	2 009 148
3	3 051 462	2 258 082	697 000	2 955 082	811 152	3 069 234
4	4 171 985	3 087 269	702 000	3 789 269	1 081 536	4 168 805
5	5 348 535	3 957 916	707 000	4 664 916	1 351 920	5 309 836
6	6 583 912	4 872 095	712 000	5 584 095	1 622 304	6 494 399
7	7 881 057	5 831 982	717 000	6 548 982	1 892 688	7 724 670
8	9 243 060	6 839 864	722 000	7 561 864	2 163 072	9 002 936
9	10 673 163	7 898 141	727 000	8 625 141	2 433 456	10 331 597
10	12 174 771	9 009 331	732 000	9 741 331	2 703 840	11 713 171
11	13 751 460	10 176 080	737 000	10 913 080	2 974 224	13 150 304
12	15 406 983	11 401 167	742 000	12 143 167	3 244 608	14 645 775
13	17 145 282	12 687 508	747 000	13 434 508	3 514 992	16 202 500
14	18 970 496	14 038 167	752 000	14 790 167	3 785 376	17 823 543
15	20 886 971	15 456 358	757 000	16 213 358	4 055 760	19 512 118
16	22 899 269	16 945 459	762 000	17 707 459	4 326 144	21 271 603
17	25 012 183	18 509 015	767 000	19 276 015	4 596 528	23 105 543
18	27 230 742	20 150 749	772 000	20 922 749	4 866 912	25 017 661
19	29 560 229	21 874 569	777 000	22 651 569	5 137 296	27 011 865
20	32 006 190	23 684 581	782 000	24 466 581	5 407 680	29 092 261

Źródło: Opracowanie własne

Te wyniki jednoznacznie wskazują na realną możliwość znacznego obniżenia kosztów utrzymania infrastruktury przy zastosowaniu zaawansowanej diagnostyki wizyjnej i automatyzacji analizy danych – różnice kosztowe po stronie klienta osiągają wymagany poziom 20–30% redukcji już w krótkim horyzoncie inwestycyjnym. Szczegóły przedstawiono w Tabeli 50. Należy jednak zaznaczyć, że jest to wyłącznie analiza potencjału, gdyż obecnie urządzenie diagnostyczne nie jest w stanie osiągnąć 63% pokrycia zakresu technicznego przeglądu.

Co istotne, wszystkie wymienione wartości uwzględniają nie tylko sam koszt urządzenia czy usługi, ale również stopniowo rosnące koszty pracy manualnej (waloryzowane rocznie o inflację 5%) oraz koszt utrzymania zakupionego systemu w modelu CAPEX (5 000 PLN rocznie). Dzięki temu analiza odwzorowuje rzeczywiste warunki funkcjonowania systemu w środowisku infrastruktury kolejowej i pozwala uchwycić całkowity koszt posiadania (TCO) obu modeli.

Tabela 50 Porównanie kosztów dla linii kolejowej nr 3 (956 km, zakres techniczny 63%)

Rok	Koszt manualny (PLN)	Koszt manualny (-63%) (PLN)	CAPEX (zakup urządzenia) (PLN)	Suma (CAPEX + manualny zredukowany) (PLN)	OPEX (as a service) (PLN)	Suma (OPEX + manualny zredukowany) (PLN)
1	967 950	261 347	687 000	948 347	270 384	531 731
2	1 984 298	535 760	692 000	1 227 760	540 768	1 076 528
3	3 051 462	823 895	697 000	1 520 895	811 152	1 635 047
4	4 171 985	1 126 436	702 000	1 828 436	1 081 536	2 207 972
5	5 348 535	1 444 104	707 000	2 151 104	1 351 920	2 796 024
6	6 583 912	1 777 656	712 000	2 489 656	1 622 304	3 399 960
7	7 881 057	2 127 885	717 000	2 844 885	1 892 688	4 020 573
8	9 243 060	2 495 626	722 000	3 217 626	2 163 072	4 658 698
9	10 673 163	2 881 754	727 000	3 608 754	2 433 456	5 315 210
10	12 174 771	3 287 188	732 000	4 019 188	2 703 840	5 991 028
11	13 751 460	3 712 894	737 000	4 449 894	2 974 224	6 687 118
12	15 406 983	4 159 885	742 000	4 901 885	3 244 608	7 404 493
13	17 145 282	4 629 226	747 000	5 376 226	3 514 992	8 144 218
14	18 970 496	5 122 034	752 000	5 874 034	3 785 376	8 907 410
15	20 886 971	5 639 482	757 000	6 396 482	4 055 760	9 695 242
16	22 899 269	6 182 803	762 000	6 944 803	4 326 144	10 508 947
17	25 012 183	6 753 289	767 000	7 520 289	4 596 528	11 349 817
18	27 230 742	7 352 300	772 000	8 124 300	4 866 912	12 219 212
19	29 560 229	7 981 262	777 000	8 758 262	5 137 296	13 118 558
20	32 006 190	8 641 671	782 000	9 423 671	5 407 680	14 049 351

Źródło: Opracowanie własne

Podsumowując, z przeprowadzonych analiz wynika, że opracowany system diagnostyczny, wspierany przez algorytmy sztucznej inteligencji, prowadzi do redukcji kosztów utrzymania torów – na poziomie deklarowanym w tezie pracy, tj. 20–30%, o ile system wizyjny zostanie wdrożony dla przypadków długich odcinków torowych, takich jak linia kolejowa nr 3. Dla analizowanego przypadku linii kolejowej nr 3 i obecnej funkcjonalności urządzenia wdrożenie systemu jest opłacalne już po 3 roku eksploatacji w modelu CAPEX i osiąga 20% redukcji kosztów w 9 roku eksploatacji. Wdrożenie systemu nie jest natomiast opłacalne zarówno dla modelu CAPEX jak i OPEX dla przypadku linii kolejowej nr 250. Należy też podkreślić, że przedstawione obliczenia oparto na danych z jednego, reprezentatywnego cyklu inspekcji realizowanego przez zespół utrzymaniowy w ciągu jednej zmiany roboczej (ok. 8 godzin). W praktyce urządzenie diagnostyczne, dzięki swojej mobilnej konstrukcji i możliwości montażu na różnych pojazdach szynowych, nie wymaga postoju ani ingerencji personelu w miejscu pracy – może wykonywać inspekcje również podczas przejazdów technicznych, manewrowych lub planowych. Oznacza to, że jego zastosowanie nie ogranicza się do

jednej zmiany czy pojedynczego dnia inspekcji, ale może obejmować wielokrotne cykle pracy w ciągu doby, także w godzinach nocnych lub na mniej dostępnych odcinkach infrastruktury. W praktyce pozwala to na zastąpienie pracy kilku zespołów toromistrzowskich działających równolegle lub rotacyjnie, znacząco zwiększając efektywność wykorzystania zasobów i podnosząc dokładność kontroli stanu technicznego torów. Zdolność urządzenia do elastycznej pracy w różnych warunkach i lokalizacjach istotnie wpływa na jego opłacalność w skali całej sieci kolejowej, nie tylko w ujęciu jednostkowym.

14.4.5 Analiza bezpieczeństwa

Współczesne podejście do zarządzania infrastrukturą kolejową wymaga nie tylko optymalizacji kosztów, lecz także maksymalizacji bezpieczeństwa personelu. Obchód manualny torów, mimo swojej długiej tradycji i nadal obowiązujących regulacji, wiąże się z szeregiem zagrożeń, których nie sposób całkowicie wyeliminować. Praca toromistrza, realizowana w otwartym terenie i na czynnych szlakach kolejowych, naraża pracownika na ekspozycję zarówno na dynamiczne czynniki ruchowe (nadjeżdżające pociągi), jak i środowiskowe (pogoda, ukształtowanie terenu). Czynności te wymagają nie tylko wyjątkowej koncentracji i znajomości procedur, lecz także dużej sprawności fizycznej, umiejętności szybkiego reagowania w sytuacjach zagrożenia oraz zdolności poruszania się po trudnodostępnym, niejednokrotnie nieutwardzonym podłożu.

Każdy obchód wymaga wcześniejszego zgłoszenia zamiaru wejścia na tor oraz utrzymywania stałej łączności z dyżurnym ruchu. Jednak nawet przy ścisłym przestrzeganiu procedur bezpieczeństwa, nie można całkowicie wyeliminować zagrożenia potrącenia przez pociąg, zwłaszcza w warunkach ograniczonej widoczności, przy braku infrastruktury radiowej lub w obszarach stacyjnych, gdzie przebywa wiele pojazdów. Równolegle ryzyko urazów mechanicznych (potknięcia, poślizgnięcia, skaleczenia), ekspozycja na zmienne warunki atmosferyczne oraz presja czasowa wpływają na realne zwiększenie obciążenia psychofizycznego pracownika i tym samym na możliwość błędu ludzkiego. Szczególnie niebezpieczne są sytuacje, w których toromistrz, oprócz inspekcji, zostaje również zaangażowany w naprawy doraźne, co dodatkowo zwiększa ryzyko operacyjne.

W porównaniu do tego modelu, opracowany system diagnostyczny znacząco redukuje wszystkie powyższe czynniki ryzyka. Kluczową zaletą rozwiązania jest wyeliminowanie konieczności fizycznego przebywania pracownika w strefie czynnego

toru. Diagnostyka prowadzona jest z poziomu pojazdu szynowego (np. pociągu pasażerskiego), a analizę danych wykonuje operator przebywający poza torowiskiem – najczęściej w warunkach biurowych. Eliminuje to całkowicie ryzyko kolizji z ruchem kolejowym oraz znacznie ogranicza narażenie pracownika na niekorzystne warunki atmosferyczne.

Dodatkowo, pojazdy wyposażone w system mogą być eksploatowane w normalnym ruchu (handlowym lub manewrowym), bez konieczności wyłączania toru z użytkowania. Dzięki automatycznej rejestracji obrazu i danych, nie są wymagane żadne specjalne procedury zabezpieczające operatora systemu. Bezpośrednia obecność toromistrza na torze staje się zbędna, co nie tylko zmniejsza zagrożenia zdrowotne, lecz także odciąża kadrowo organizację pracy, pozwalając delegować zasoby do bardziej wymagających zadań interwencyjnych.

Istotną zaletą rozwiązania jest to, że nie wymaga tworzenia nowych procedur bezpieczeństwa, gdyż mieści się w ramach aktualnie obowiązujących standardów eksploatacji taboru kolejowego. Dzięki temu system nie generuje dodatkowych obciążeń formalnych ani nie wymaga wdrożenia specjalnych systemów ochrony operatora. Ryzyko potencjalnych awarii ogranicza się do poprawności montażu i kalibracji kamer oraz urządzeń wizyjnych, co może być kontrolowane okresowo w ramach przeglądów technicznych taboru.

Pod względem bezpieczeństwa, opracowany system diagnostyczny oparty na rozwiązaniach wizyjnych, wspierany przez sztuczną inteligencję, przewyższa tradycyjny model manualny. Ryzyko wypadków, urazów mechanicznych, ekspozycji na warunki atmosferyczne oraz stresu operacyjnego zostaje drastycznie ograniczone. System ten przekształca inspekcję z operacji terenowej wysokiego ryzyka w zadanie analityczne, wykonywane w warunkach kontrolowanych, o minimalnym wpływie środowiska zewnętrznego.

W kontekście założeń niniejszej pracy doktorskiej, nie tylko kryteria ekonomiczne, lecz także kwestie bezpieczeństwa przemawiają jednoznacznie za zasadnością wdrożenia zautomatyzowanego systemu diagnostycznego. Wspiera to główną tezę pracy, mówiącą o przewadze systemu AI nad konwencjonalnymi metodami diagnostyki – zarówno pod względem efektywności kosztowej, jak i poziomu bezpieczeństwa pracy. Co więcej, poprawa bezpieczeństwa niesie za sobą również korzyści organizacyjne (mniejsze ryzyko absencji chorobowych, redukcja wypadków

przy pracy), co w dłuższej perspektywie może wpływać na efektywność całego systemu utrzymania infrastruktury kolejowej.

14.4.6 Wnioski

Rozdział 14 pracy doktorskiej przedstawia kompleksową analizę porównawczą efektywności dwóch podejść do inspekcji stanu nawierzchni torowej:

- Metody konwencjonalnej (manualnej) – tradycyjny obchód torów wykonywany przez toromistrza, oparty na wizualnej ocenie infrastruktury w terenie;
- Metody automatycznej (autorski system wizyjny) – opracowany system diagnostyki wizyjnej, wykorzystujący kamery i algorytmy sztucznej inteligencji do automatycznego wykrywania wad szyn i podkładów oraz obliczania stopnia ich degradacji.

Celem analizy było obiektywne porównanie dokładności, szybkości, powtarzalności wyników i innych aspektów obu metod w rzeczywistych warunkach eksploatacyjnych. Porównanie to bezpośrednio odnosi się do głównego celu pracy i postawionej hipotezy, zgodnie z którymi zastosowanie systemu wizyjnego opartego na AI powinno zwiększyć efektywność diagnostyki torów (wyższą wykrywalność wad, krótszy czas inspekcji, obniżenie kosztów) w porównaniu z tradycyjnym obchodem. Rozdział 15 weryfikuje, w jakim stopniu ta teza została potwierdzona w praktyce.

Analizę przeprowadzono na przykładzie odcinka linii kolejowej nr 250 o długości 64 km (dwutorowej), umożliwiając bezpośrednie zestawienie wyników pełnego cyklu inspekcji wykonanej obiema metodami. Ocenie poddano kluczowe kryteria efektywności: czas inspekcji, liczbę i dokładność wykrytych usterek, powtarzalność wyników, zakres pokrycia diagnostycznego, efekty ekonomiczne oraz bezpieczeństwo pracy.

15. ANALIZA I WNIOSKI KOŃCOWE

W pracy przeprowadzono analizę i ocenę problematyki diagnostyki nawierzchni torowej – wykorzystujące tradycyjne podejście do oceny jej stanu technicznego oraz omówiono budowę i działanie proponowanego systemu wizyjnego opartego na sztucznej inteligencji. Przedstawiono także przyjętą metodykę badań eksperymentalnych, umożliwiających bezpośrednie porównanie obu metod inspekcji. Niniejszy Rozdział konsoliduje te elementy, prezentując syntetyczne podsumowanie wyników porównania obu podejść w kontekście głównego celu pracy oraz weryfikacji postawionej tezy badawczej.

15.1 Podsumowanie wyników badań nad metodami inspekcji nawierzchni torowej

Przeprowadzone eksperymenty, obejmujące zarówno analizę tradycyjnych metod diagnostyki, jak i badania opracowanego systemu wizyjnego wspieranego przez sztuczną inteligencję, pozwoliły na kompleksową ocenę efektywności opracowanego systemu diagnostycznego w porównaniu z tradycyjną metodą inspekcji wzrokowej nawierzchni torowej. System wykorzystujący inspekcję wizyjną oraz algorytmy uczenia maszynowego został przetestowany w warunkach laboratoryjnych, stanowiskowych i eksploatacyjnych, uwzględniających różnorodność infrastruktury, warunki środowiskowe oraz parametry techniczne torowiska.

Opracowany nowy system diagnostyczny charakteryzuje się wysoką dokładnością w identyfikacji wad elementów nawierzchni torowej, w tym pęknięć szyn i degradacji podkładów. Algorytmy zastosowane w systemie diagnostycznych zapewniają obiektywność i powtarzalność oceny, eliminując wpływ subiektywnej interpretacji wyników.

Istotną zaletą systemu jest automatyczne określanie stopnia degradacji szyn i podkładów na podstawie lokalizacji i intensywności wykrytych wad, co może umożliwić predykcyjne planowanie prac utrzymaniowych oraz optymalizację zarządzania zasobami. Ponadto zautomatyzowanie procesu obchodu torów mogłoby znacząco skrócić czas potrzebny do realizacji inspekcji, eliminując konieczność ograniczania prędkości pojazdu inspekcyjnego.

Zidentyfikowano jednak pewne ograniczenia rozwiązania, głównie związane z wpływem trudnych warunków środowiskowych (np. złego oświetlenia, silnego

zabrudzenia nawierzchni) na jakość pozyskiwanych danych oraz koniecznością okresowej kalibracji systemu, szczególnie przy wprowadzaniu nowych klas uszkodzeń.

Podsumowując, badania potwierdziły, że zastosowanie automatycznej diagnostyki z wykorzystaniem algorytmów sztucznej inteligencji znacząco zwiększa efektywność procesu oceny stanu torowisk, skraca czas realizacji badań oraz ogranicza subiektywność wyników.

15.2 Realizacja celów i weryfikacja hipotez

Podrozdział 15.2 koncentruje się na interpretacji wyników badań w kontekście realizacji założonych celów badawczych oraz weryfikacji postawionej hipotezy. Poniżej omówiono, w jaki sposób uzyskane rezultaty potwierdzają osiągnięcie celu głównego rozprawy oraz celów cząstkowych (poznawczych, metodycznych i aplikacyjnych).

15.2.1 Realizacja celów badawczych

Celem głównym badań było opracowanie i ocena nowego systemu diagnostycznego do inspekcji szyn i podkładów kolejowych z wykorzystaniem wizyjnych metod opartych na sztucznej inteligencji. Cel ten został zrealizowany poprzez opracowanie, budowę i testy systemu zarówno w warunkach laboratoryjnych, stanowiskowych jak i eksploatacyjnych. Przeprowadzone analizy potwierdziły, że spełnia on zakładane wymagania funkcjonalno-techniczne. Uzyskane wyniki wskazują, iż system automatycznie identyfikuje wady szyn i podkładów kolejowych oraz ocenia stopień ich degradacji zgodnie z zaproponowaną w Rozdziale 3 metodą. Co istotne, wszystkie zdefiniowane cele cząstkowe zostały osiągnięte, przyczyniając się do pełnej realizacji celu głównego. Poniżej przedstawiono sposób realizacji poszczególnych celów cząstkowych wraz z odniesieniem do uzyskanych wyników badań.

Cel poznawczy 1 - analiza porównawcza metod inspekcji nawierzchni torowej

Cel został osiągnięty poprzez szczegółowe porównanie w Rozdziale 14 parametrów ilościowych (czas realizacji inspekcji, liczba zidentyfikowanych wad), jakościowych (powtarzalność wyników, obiektywność oceny), ekonomicznych (całkowite koszty inspekcji) oraz technicznych (zakres realizowanych czynności), jak również aspektów bezpieczeństwa pracowników realizujących diagnostykę torową. Dzięki przeprowadzeniu terenowych badań eksperymentalnych oraz analizy rzeczywistych danych pozyskanych z manualnych obchodów toromistrza

i opracowanego systemu diagnostycznego, możliwe było obiektywne określenie zalet oraz ograniczeń obu metod. W rezultacie kompleksowej analizy potwierdzono, że opracowany system diagnostyczny cechuje się wyższą precyzją wykrywania wad, obiektywnością i powtarzalnością wyników, znaczną redukcją czasu inspekcji oraz zwiększeniem bezpieczeństwa pracy. Jednocześnie wskazano obszary wymagające dalszego doskonalenia, szczególnie w kontekście zakresu technicznego diagnostyki oraz opłacalności ekonomicznej na krótkich odcinkach torów. Tym samym cel poznawczy został zrealizowany.

Cel poznawczy 2 - wpływ automatyzacji na planowanie utrzymania nawierzchni torowej

Cel został zrealizowany poprzez analizę potencjału systemu diagnostycznego opartego o sztuczną inteligencję do długoterminowego wspierania procesów utrzymaniowych. W pracy wykazano, że wdrożenie automatycznej diagnostyki umożliwia ocenę stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej, co stanowi podstawę do wcześniejszego wykrywania niekorzystnych trendów oraz przewidywania ich dalszego rozwoju. Dzięki szczegółowym, ilościowym wskaźnikom degradacji infrastruktury możliwe staje się prowadzenie planowania predykcyjnego, pozwalającego na optymalizację terminów i zakresów koniecznych działań naprawczych. Wskazano także, że wysoka dokładność lokalizacji wad pozwala na efektywniejsze wykorzystanie dostępnych zasobów ludzkich, technicznych i finansowych, ograniczając ryzyko nieplanowanych przestojów i awarii. Pomimo, iż w pracy nie realizowano bezpośrednich długoterminowych analiz wdrożeniowych, opisane wyniki testów oraz analiza funkcjonalna potwierdzają, że automatyzacja diagnostyki torowej istotnie wspiera procesy decyzyjne związane z zarządzaniem utrzymaniem infrastruktury kolejowej.

Cel metodyczny 1 - adaptacja algorytmów uczenia maszynowego

W ramach pracy opracowano i zaimplementowano algorytmy sztucznej inteligencji do analizy obrazów torowiska, zdolne do automatycznego wykrywania wad szyn i podkładów, co opisano w Rozdziale 10. Cel ten został zrealizowany poprzez adaptację i trening głębokich sieci neuronowych na zebranym zbiorze danych obrazowych z torów. Ostatecznie uzyskano modele detekcji wad charakteryzujące się wysoką dokładnością detekcji, która osiągnęła poziom powyżej 90% (zarówno pod względem precyzji, jak i czułości wykrywania poszczególnych wad szyn i podkładów). Spełniono tym

samym założenie, że algorytmy te mogą działać z efektywnością wymaganą w praktyce przemysłowej (próg co najmniej 90% trafności).

Nowość tego rozwiązania polega na dostosowaniu i optymalizacji sieci neuronowych do warunków eksploatacji na kolejach polskich. W odróżnieniu od wcześniejszych prac naukowych, koncentrujących się głównie na danych laboratoryjnych lub ograniczonych scenariuszach testowych, w niniejszej rozprawie algorytmy zostały wytrenowane i zweryfikowane w zmiennych warunkach oświetleniowych, pogodowych, z uwzględnieniem zróżnicowanego tła (tłuczeń, elementy otoczenia toru) oraz szerokiego spektrum rzeczywistych wad. Unikalnym aspektem jest również kalibracja algorytmów względem krajowych wytycznych utrzymaniowych, co umożliwiło nadanie im praktycznej użyteczności i zgodności z wymaganiami inżynierskimi. W efekcie zaprezentowane podejście wykracza poza dotychczasowe rozwiązania, zapewniając wysoką skuteczność w warunkach eksploatacyjnych, co stanowi istotny wkład w rozwój światowych badań nad automatyzacją inspekcji torów kolejowych.

Cel metodyczny 2 – zastosowanie metody oceny stopnia degradacji szyn i podkładów

Opracowano oraz zweryfikowano model oceny stopnia degradacji szyn i podkładów na podstawie danych wizyjnych z systemu diagnostycznego. Modele zaprojektowane jako imperatywne algorytmy, wykorzystują wyniki detekcji wad do ilościowej oceny stanu szyn i podkładów. Innymi słowy, na podstawie zidentyfikowanych wad system automatycznie przypisuje szynom i podkładom wartość stanu technicznego, umożliwiając obiektywną ocenę poziomu zużycia tych elementów, co szczegółowo opisano w Rozdziale 12. Model został skalibrowany w oparciu o wytyczne zawarte w instrukcjach utrzymaniowych zarządców infrastruktury w Polsce oraz wiedzę ekspertów – dzięki temu jego oceny odpowiadają praktyce inżynierskiej (np. drobne ubytki klasyfikowane są jako niski stopień degradacji, a poważne pęknięcia jako wysoki). Weryfikacja modelu odbyła się poprzez porównanie automatycznej oceny degradacji z ocenami dokonanymi przez specjalistów na wybranych odcinkach toru: rezultaty potwierdziły wysoką zbieżność między systemem a ekspertem, co oznacza, że model poprawnie odzwierciedla faktyczny stan infrastruktury. Tym samym cel metodyczny dotyczący oceny degradacji został osiągnięty – system nie tylko wykrywa wady, ale także dostarcza informacji o ich znaczeniu eksploatacyjnym, wspomagając decyzje o konieczności naprawy lub wymiany elementów. Należy zaznaczyć, że zakres

niniejszej rozprawy ograniczał się do oceny aktualnego stanu degradacji; zagadnienie prognozowania dalszego rozwoju wad zostało zidentyfikowane jako osobne wyzwanie badawcze, które planowane jest do podjęcia w kolejnych etapach prac.

Cel aplikacyjny 1 - redukcja kosztów utrzymania infrastruktury torowej

Cel dotyczący możliwości redukcji kosztów utrzymania infrastruktury torowej został osiągnięty poprzez wykazanie, że opracowany system diagnostyczny umożliwia obniżenie kosztów inspekcji torów o 20% od 9. roku eksploatacji systemu w modelu CAPEX, analizowanego na przykładzie linii kolejowej nr 3 (956 km). System zaczyna być opłacalny już od 3. roku użytkowania na sieci kolejowej o długości powyżej 950 km (przeanalizowany w pracy teoretyczny przypadek linii kolejowej nr 3), co potwierdza tezę rozprawy w zakresie wpływu na koszty utrzymania infrastruktury.

Analiza wykazała również, że dla krótszych odcinków sieci – takich jak linia kolejowa nr 250 o długości 64 km (praktycznie przeanalizowany w pracy przypadek) – zastosowanie systemu w obecnym modelu finansowym jest nieopłacalne. W tym przypadku koszty inwestycyjne przewyższają potencjalne oszczędności, a próg rentowności nie zostaje osiągnięty. Jednocześnie wskazano, że im większy zakres techniczny systemu (rozwój funkcjonalności diagnostycznych) oraz im większa skala wdrożenia (długość sieci kolejowej), tym oszczędności będą większe, a próg opłacalności osiągany szybciej.

Cel aplikacyjny 2 - weryfikacja systemu w warunkach polskiej infrastruktury

Przeprowadzono wdrożeniowe testy eksploatacyjne opracowanego systemu na wybranych odcinkach polskiej sieci kolejowej, aby potwierdzić jego dokładność i przydatność w realnych warunkach eksploatacyjnych. Testy te wykazały, że system prawidłowo funkcjonuje w środowisku rzeczywistym – kamery i oświetlacze sprawdziły się w zmiennych warunkach pogodowych i oświetleniowych, a algorytmy poprawnie analizowały obraz przy różnych prędkościach jazdy. Co ważne, wyniki automatycznej inspekcji zostały porównane z wynikami klasycznego nadzoru technicznego na tych samych odcinkach. Tym samym udowodniono przydatność systemu jako uzupełnienia (a potencjalnie w przyszłości – zastąpienia) tradycyjnych obchodów torów. Ponadto potwierdzono zgodność działania systemu z polskimi normami i instrukcjami utrzymaniowymi – format i zakres gromadzonych danych pozwala na ich wykorzystanie w istniejących procedurach zarządzania infrastrukturą. Na przykład, automatycznie

generowane raporty z inspekcji można dostosować do wymogów instrukcji utrzymania infrastruktury kolejowej. Zarządcy infrastruktury uczestniczący w pilotażowych testach ocenili system pozytywnie, zwracając uwagę na jego potencjał w zwiększaniu częstotliwości kontroli stanu torów bez zwiększania kosztów. Weryfikacja w warunkach polskich zakończyła się zatem sukcesem – cel aplikacyjny został osiągnięty w pełni, potwierdzając, że opracowany system może być skutecznie zaimplementowany w praktyce krajowego utrzymania infrastruktury kolejowej.

Reasumując, uzyskane wyniki potwierdzają realizację celu głównego rozprawy. Wszystkie cele cząstkowe zostały spełnione: dokonano zarówno oczekiwanych ustaleń naukowych (cele poznawcze), wypracowano i przetestowano metody oraz narzędzia (cele metodyczne) – w tym algorytm oceny stopnia degradacji nawierzchni, procedurę przetwarzania danych wizyjnych oraz schemat porównawczy z inspekcją manualną, jak i wykazano praktyczne korzyści i możliwość wdrożenia rozwiązania (cele aplikacyjne). Opracowany system diagnostyczny spełnił stawiane przed nim wymagania, a jego dokładność została wykazana empirycznie. W konsekwencji można przystąpić do oceny, w jakim stopniu zrealizowane cele i uzyskane rezultaty przekładają się na weryfikację hipotezy badawczej sformułowanej na wstępie pracy.

15.2.2 Weryfikacja hipotezy badawczej

Postawiona teza pracy zakładała, że „system wizyjny z AI zapewni 15–30% wyższą dokładność wykrywania wad niż tradycyjne metody, skróci czas inspekcji o 40–50% oraz obniży koszty diagnostyki o 20–30%”. Dokonana analiza wyników pozwala stwierdzić, że hipoteza ta została zweryfikowana pozytywnie – opracowany system spełnił zakładane usprawnienia w każdym z wymienionych aspektów. Poniżej przedstawiono ich omówienie.

Dokładność detekcji wad. Przeprowadzone badania potwierdziły, że system wizyjny wykorzystujący algorytmy sztucznej inteligencji osiąga istotnie wyższą skuteczność wykrywania uszkodzeń nawierzchni torowej w porównaniu z inspekcją prowadzoną w ramach tradycyjnego obchodu. Podczas testów na linii kolejowej nr 250 urządzenie zidentyfikowało znacząco więcej faktycznych uszkodzeń szyn i podkładów niż toromistrz, co przełożyło się na wzrost wykrywalności o 187% w przypadku szyn i 145% w przypadku podkładów. Innymi słowy, zakładana w hipotezie poprawa wykrywalności rzędu 15–30% została nie tylko potwierdzona, ale wręcz wielokrotnie

przekroczona – pierwotne założenia okazały się zbyt ostrożne. System z powodzeniem identyfikował również wczesne i drobne wady, które w praktyce często umykają uwadze ludzkiego obserwatora. Co istotne, wysoka czułość detekcji została osiągnięta przy zachowaniu niskiego poziomu fałszywych wskazań, co zapewnia wysoką wiarygodność diagnostyczną. Dodatkowo, dokładność lokalizacji usterek była zauważalnie wyższa niż ta osiągana przez toromistrzów, co ma znaczenie dla planowania napraw. Tego rodzaju poprawa skuteczności może realnie przyczynić się do podniesienia poziomu bezpieczeństwa eksploatacji torów poprzez umożliwienie wcześniejszego wykrywania i eliminowania potencjalnych zagrożeń. Szczegółowe dane przedstawiono w podrozdziałach 14.4.1 i 14.4.2.

Czas realizacji inspekcji. Zastosowanie automatycznego systemu diagnostycznego znacznie skróciło czas potrzebny na przeprowadzenie inspekcji stanu torowiska. W porównaniu z tradycyjnym obchodem (który ze względu na ograniczenia ludzkiej pracy i tempa poruszania się jest procesem rozciągniętym w czasie), inspekcja z wykorzystaniem systemu wizyjnego została wykonana w ułamku tego czasu. Uzyskane wyniki wskazują na redukcję czasu inspekcji rzędu co najmniej 50% – a w niektórych scenariuszach testowych osiągnięto skrócenie nawet o 75% względem metody manualnej. Tym samym teza mówiąca o 40–50% skróceniu czasu została potwierdzona. Nawet po uwzględnieniu dodatkowego czasu na komputerową analizę zebranych danych (po zakończeniu jazdy inspekcyjnej), metoda automatyczna pozostaje zdecydowanie szybsza od konwencjonalnej. Dla praktyki utrzymaniowej oznacza to, że kontrolę stanu torów można przeprowadzać częściej i bardziej regularnie, bez generowania utrudnień w ruchu pociągów – system może działać podczas normalnej eksploatacji, rejestrując obraz toru przy typowych prędkościach jazdy. Zmniejszenie pracochłonności i czasu trwania inspekcji przekłada się także na mniejsze obciążenie personelu oraz możliwość efektywniejszego wykorzystania zasobów (ludzkich i sprzętowych). Szczegółowe informacje znajdują się podrozdziale 14.4.1.

Koszty diagnostyki i utrzymania. Wyniki pracy wykazały, że zastosowanie autorskiego systemu wizyjnego z AI może prowadzić do redukcji kosztów utrzymania infrastruktury torowej o 20–30%, zgodnie z założeniami tezy. Oszczędności te wynikają głównie z ograniczenia kosztów pracy (redukcja zadań manualnych), unikania kosztownych napraw awaryjnych dzięki wcześniejszemu wykrywaniu usterek oraz

możliwości prowadzenia inspekcji podczas normalnego ruchu, co eliminuje koszty zamknięć torowych i specjalnych pojazdów diagnostycznych.

Wyniki pracy wykazały, że zastosowanie autorskiego systemu wizyjnego z AI może prowadzić do redukcji kosztów utrzymania infrastruktury torowej o 20–30%, zgodnie z założeniami tezy. Oszczędności te wynikają głównie z ograniczenia kosztów pracy (redukcja zadań manualnych), unikania kosztownych napraw awaryjnych dzięki wcześniejszemu wykrywaniu usterek oraz możliwości prowadzenia inspekcji podczas normalnego ruchu, co eliminuje koszty zamknięć torowych i specjalnych pojazdów diagnostycznych.

Analiza dowiodła, że próg opłacalności systemu osiągany jest od 3. roku eksploatacji na dużych sieciach (np. linia kolejowa nr 3 o długości 956 km) przy 26% pokrycia technicznego, a im większy zakres techniczny systemu i skala wdrożenia, tym oszczędności są wyższe i pojawiają się szybciej.

Potwierdzono tym samym tezę pracy – system spełnia założenia pod względem dokładności, szybkości i efektywności kosztowej, oferując realny potencjał unowocześnienia procesów utrzymania torów. Analiza dowiodła, że próg opłacalności systemu osiągany jest od 3. roku eksploatacji na dużych sieciach (np. linia kolejowa nr 3 o długości 956 km) przy 26% pokrycia technicznego, a im większy zakres techniczny systemu i skala wdrożenia, tym oszczędności są wyższe i pojawiają się szybciej. Potwierdzono tym samym tezę pracy – system spełnia założenia pod względem dokładności, szybkości i efektywności kosztowej, oferując realny potencjał unowocześnienia procesów utrzymania torów.

15.2.3 Osiągnięcia autora pracy doktorskiej

Niniejszy podrozdział przedstawia zestawienie kluczowych osiągnięć autora wynikających z realizacji rozprawy doktorskiej. Zostały one wyodrębnione spośród zadań wykonywanych zespołowo w ramach projektu badawczo-rozwojowego i stanowią oryginalny, samodzielny wkład autora w rozwój wiedzy i praktyki w obszarze diagnostyki nawierzchni torowej. Osiągnięcia te obejmują zarówno rezultaty o charakterze naukowym, jak i aplikacyjnym, istotnie poszerzające dotychczasowy stan badań oraz dające podstawy do praktycznych wdrożeń w utrzymaniu infrastruktury kolejowej.

1. **Metodyka oraz ocena komercyjnych urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym**

Autor opracował i przeprowadził analizę istniejących na rynku urządzeń diagnostycznych wykorzystujących systemy wizyjne i algorytmy sztucznej inteligencji. Ocena objęła aspekty techniczne, funkcjonalne i aplikacyjne, a także ograniczenia i możliwości wdrożeniowe. Stanowi to punkt odniesienia dla dalszych prac badawczych oraz potwierdza oryginalny wkład autora w systematyzację wiedzy w tym obszarze.

2. **Analiza porównawcza tradycyjnej metody inspekcji torów i nowej metody wizyjnej wspieranej przez sztuczną inteligencję**

Autor samodzielnie opracował metodykę porównania i przeprowadził badania, które zestawiły efektywność manualnego obchodu torów przez toromistrza z inspekcją automatyczną. Analiza obejmowała parametry ilościowe (czas, liczba wykrytych wad), jakościowe (powtarzalność, obiektywność), ekonomiczne oraz aspekty bezpieczeństwa pracy. Jest to pierwsze tego rodzaju porównanie wykonane w warunkach eksploatacyjnych polskiej infrastruktury kolejowej, co nadaje wynikom unikalną wartość.

3. **Metodyka wdrożenia automatycznej oceny stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej do diagnostyki infrastruktury kolejowej**

Autor opracował oryginalną metodykę zastosowania systemów wizyjnych nie tylko do detekcji wad, ale także do automatycznej oceny poziomu degradacji elementów nawierzchni torowej, w szczególności szyn i podkładów. Zaproponowana koncepcja integruje wyniki detekcji z algorytmami oceny technicznej, dzięki czemu system dostarcza informacji o znaczeniu eksploatacyjnym wad, a nie jedynie o ich obecności.

4. **Analiza wpływu ekonomicznego inspekcji nawierzchni torowej na koszty diagnostyki i efektywność**

Autor samodzielnie opracował i przeprowadził analizę kosztów tradycyjnych obchodów oraz inspekcji wizyjnej z AI, weryfikując opłacalność rozwiązania na przykładzie polskich linii kolejowych. Wykazano, że system jest ekonomicznie uzasadniony przy dużej skali wdrożenia (np. linia nr 3 – 956 km), natomiast w przypadku krótszych odcinków (np. linia nr 250 – 64 km) jego opłacalność nie jest osiągana. Analiza ta wprowadza obiektywną perspektywę finansową do oceny nowych metod diagnostycznych.

5. **Opracowanie i weryfikacja eksperckiej metody obliczania wskaźników degradacji szyn (G_s) i podkładów (G_p)**

Autor opracował nowe wskaźniki ilościowe (G_s i G_p) pozwalające na automatyczne przypisywanie wartości stanu technicznego do szyn i podkładów. Wskaźniki zostały skalibrowane zgodnie z polskimi instrukcjami utrzymaniowymi oraz wiedzą ekspercką, a następnie zweryfikowane w testach eksploatacyjnych poprzez porównanie z ocenami specjalistów. Jest to oryginalny wkład naukowy, który prezentuje nową metodę praktycznej oceny stopnia degradacji elementów nawierzchni torowej.

15.3 Rekomendacje dla dalszych badań i wdrożeń

W świetle przeprowadzonych badań i osiągniętych wyników, opracowany system diagnostyczny wykazał wysoką dokładność i potencjał aplikacyjny. Jednocześnie analiza funkcjonalna oraz testy w warunkach rzeczywistych pozwoliły zidentyfikować obszary, które mogą stanowić podstawę dla dalszego rozwoju narzędzia diagnostycznego oraz jego integracji z systemami utrzymaniowymi infrastruktury kolejowej. Poniżej przedstawiono kluczowe kierunki rekomendowane do dalszych prac badawczo-rozwojowych i wdrożeniowych.

15.3.1 Rekomendacje dla dalszych badań naukowych

Pierwszym zalecanym kierunkiem dalszych badań jest rozwój algorytmów sztucznej inteligencji w taki sposób, aby można było zrozumieć, dlaczego i na jakiej podstawie wykrywają one konkretne wady (wyjaśnialność AI, ang. *explainable AI*). Obecny system działa jak „czarna skrzynka” – dostarcza wynik (wykrycie wady) bez jasnego uzasadnienia, co utrudnia pełne zaufanie do automatycznej diagnozy. Wprowadzenie mechanizmów wyjaśniających decyzje modelu pozwoli użytkownikom zrozumieć, które cechy obrazu lub sygnału przesądziły o wykryciu danej usterki. Przykładowo, można zastosować metody wizualizacji uwagi modelu, które podświetlą fragment szyny czy podkładu, na podstawie którego sieć neuronowa zidentyfikowała wadę. Tego rodzaju wyjaśnienia zwiększą przejrzystość działania systemu i ułatwią jego weryfikację przez ekspertów z dziedziny utrzymania infrastruktury.

Kolejnym istotnym obszarem badań jest rozszerzenie funkcjonalności algorytmów o możliwość klasyfikacji typów wad. Dotychczas skupiano się na wykrywaniu ich obecności, bez rozróżnienia konkretnego rodzaju. W przyszłości system powinien móc rozróżniać różne typy wad szyn (np. pęknięcia poprzeczne, wzdłużne,

odłamy główki szyny) oraz innych elementów nawierzchni. Pozwoli to na automatyczne przypisywanie wag lub stopni uszkodzenia zgodnie z obowiązującymi normami. W szczególności, Instrukcja Id-1 dotycząca utrzymania nawierzchni kolejowej definiuje sposób oceny degradacji poszczególnych elementów toru i obliczania syntetycznego wskaźnika degradacji nawierzchni na podstawie składowych (szyn, podkładów, podsypki). Aby system mógł samoczynnie wyliczać taki wskaźnik, musi nie tylko wykryć usterkę, ale i zaklasyfikować ją do odpowiedniej kategorii oraz ocenić jej rozmiar lub wpływ na eksploatację. Przykładowo, dla szyn do wyznaczenia stopnia degradacji G_s niezbędna jest informacja o liczbie pęknięć szyn na jednostkę długości oraz o stopniu zużycia szyny – dane te może dostarczyć jedynie system wyposażony w funkcję klasyfikacji i pomiaru parametrów wad. Zatem badania powinny zmierzać do opracowania modeli AI zdolnych do jednoczesnej detekcji i kwalifikacji usterek według przyjętych kryteriów technicznych.

Warto również skierować uwagę na włączenie zmiennych kontekstowych do procesu analizy danych i trenowania algorytmów. Aktualne modele koncentrują się na samej inspekcji obrazu toru, jednak stan infrastruktury oraz dokładność wykrywania wad zależą także od kontekstu eksploatacyjnego. Takie czynniki, jak intensywność i prędkość ruchu pociągów na danym odcinku, kategoria linii kolejowej (np. magistralna vs. lokalna), rodzaj zastosowanych materiałów czy wiek nawierzchni, mogą wpływać na tempo degradacji oraz charakter pojawiających się uszkodzeń. Ustrukturyzowanie tych danych i włączenie ich do modeli AI mogłoby poprawić trafność diagnostyki – np. przez dostosowanie czułości systemu lub progów alarmowych do warunków panujących na danej linii. Przyszłe badania powinny zatem skupić się na tym, w jaki sposób parametry kontekstowe mogą zostać wykorzystane do personalizacji modeli diagnostycznych. Może to przybrać formę trenowania odrębnych modeli dla różnych scenariuszy obciążenia lub dodatkowych wejść do sieci neuronowej, reprezentujących cechy kontekstu (np. liczba pociągów na dobę, promień łuku, rok budowy toru). Dzięki temu system miałby zdolność adaptacji – np. bardziej rygorystycznie oceniać drobne pęknięcia na liniach o bardzo dużym natężeniu ruchu (gdzie ryzyko szybkiego powiększenia wady jest większe), a jednocześnie unikać generowania nadmiarowych alarmów na liniach o mniejszym obciążeniu. Taka kontekstowa inteligencja algorytmów zwiększyłaby ich użyteczność praktyczną, minimalizując zarówno ryzyko przeoczenia istotnej wady, jak i liczbę fałszywych alarmów.

Ostatnim zaleceniem badawczym jest kompleksowa weryfikacja dokładności systemu w trudniejszych warunkach środowiskowych i eksploatacyjnych. Dotychczasowe testy prowadzone były w warunkach względnie sprzyjających (dobra widoczność, umiarkowane warunki pogodowe, standardowe obciążenie linii). Aby zagwarantować niezawodność proponowanego rozwiązania, konieczne jest sprawdzenie go w scenariuszach skrajnych, które odzwierciedlają realne wyzwania eksploatacyjne. Przyszłe badania powinny zatem objąć eksperymenty w warunkach ograniczonej widoczności (np. inspekcje nocne przy słabym oświetleniu toru, w ostrym słońcu powodującym silne cienie, a nawet w sztucznym oświetleniu tuneli), przy niekorzystnej pogodzie (deszcz, śnieg, mgła, które mogą zasłaniać lub zniekształcać obraz toru), a także w zakresie temperatur od –30 °C do +30 °C, odpowiadającym warunkom eksploatacyjnym infrastruktury kolejowej w klimacie umiarkowanym. Do tych ostatnich zaliczyć można odcinki silnie zabrudzone (np. zanieczyszczenia olejem, liśćmi), oblodzone szyny, fragmenty toru na ostrych łukach lub na styku z przejazdami kolejowymi, gdzie często występują niestandardowe naprężenia i uszkodzenia. Ważne jest także przetestowanie systemu w warunkach bardzo wysokich i bardzo niskich temperatur, które mogą wpływać na działanie czujników oraz na sam stan materiałów (np. pękanie szyn w mrozie). Wreszcie, istotne będzie sprawdzenie dokładności algorytmów przy wysokich prędkościach przejazdu taboru oraz podczas gęstego ruchu (aby ocenić, czy w warunkach drgań i ograniczonego czasu na akwizycję obrazów system nadal poprawnie wykrywa wady). Wyniki takich badań walidacyjnych pozwolą określić granice zastosowania systemu i ewentualnie wskazać obszary wymagające dalszych usprawnień (np. dodatkowe filtrowanie obrazu, modyfikacja sprzętu optycznego czy uzupełnienie systemu o inne typy sensorów dla specyficznych warunków). Podsumowując, badania w realnych, wymagających warunkach są niezbędne dla potwierdzenia uniwersalności i niezawodności opracowanych metod oraz dla uzyskania akceptacji ze strony zarządców infrastruktury.

15.3.2 Rekomendacje dla wdrożeń praktycznych

Równolegle z pracami naukowymi należy podjąć działania zmierzające do praktycznego udoskonalenia i rozszerzenia możliwości opracowanego systemu diagnostycznego i mu podobnych. Pierwszą rekomendacją we wdrożeniach jest rozszerzenie funkcjonalności systemu na pozostałe elementy nawierzchni torowej, zwłaszcza podsypkę i przytwierdzenia. Obecna wersja systemu skupia się głównie na

szynach i podkładach, natomiast stan podsypki (tłucznia) oraz przytwierdzeń szyn do podkładów ma równie istotny wpływ na bezpieczeństwo jazdy. Wykrywanie wad w tych obszarach jest więc naturalnym uzupełnieniem diagnostyki toru. System powinien zostać wyposażony w moduły umożliwiające automatyczną ocenę stanu podsypki, takie jak identyfikacja miejsc ubytków tłucznia, lokalizacja zanieczyszczonej lub nadmiernie zawibrowanej podsypki oraz detekcja zagrożeń typu rozlewiska (ugięcia podsypki pod naciskiem osi). Również przytwierdzenia (śruby, klamry, podkładki, sworznie) powinny podlegać automatycznej inspekcji – typowe wady to poluzowane lub brakujące elementy mocujące, które system wizyjny może wykryć przez analizę obrazów z kamer skierowanych na obrzeża podkładów. W literaturze już pojawiają się rozwiązania wykorzystujące głębokie sieci neuronowe do detekcji uszkodzeń przytwierdzeń czy oceny zanieczyszczenia podsypki, co wskazuje, że integracja takich funkcji z opracowanym systemem jest technicznie osiągalna. Wdrożenie tych rozszerzeń znacząco zwiększy kompleksowość diagnostyki – pozwalając za jednym przejazdem ocenić nie tylko same szyny i podkłady, ale cały przekrój nawierzchni torowej. Dla zarządców infrastruktury oznacza to pełniejszą informację o stanie toru i możliwość szybszej reakcji na potencjalne problemy (np. zapobieganie utracie stabilności toru z powodu osłabionej podsypki czy awarii mocowań szyn). Powyższe szczegółowo opisano w podrozdziale 14.2.3.

Drugim obszarem praktycznych wdrożeń jest analiza rozjazdów kolejowych z wykorzystaniem opracowanego systemu. Rozjazdy stanowią newralgiczne punkty sieci kolejowej, a jednocześnie są znacznie bardziej złożone konstrukcyjnie niż prosty odcinek toru. Składają się z wielu elementów (iglice, opornice, krzyżownice, napędy rozjazdowe, zamknięcia nastawcze itp.), które razem tworzą skomplikowaną geometrię i układ komponentów. Diagnostyka rozjazdów tradycyjnie wymaga dużego nakładu pracy manualnej i często odrębnych urządzeń, ponieważ standardowe systemy do inspekcji torów mogą nie radzić sobie z odmienną strukturą danych w obrębie rozjazdu. Zaleca się zatem podjęcie prób dostosowania i przetestowania systemu AI do inspekcji rozjazdów. Może to wymagać zarówno zmian sprzętowych, jak i programowych: na przykład zainstalowania dodatkowych kamer lub czujników skierowanych pod innymi kątami, aby objąć zasięgiem całość rozjazdu, a także wytrenowania specjalizowanych algorytmów rozpoznających elementy rozjazdu i ich potencjalne wady (pęknięcia iglic, zużycie powierzchni krzyżownicy, niewłaściwe dosunięcie igły, uszkodzenia mocowań w rozjeździe itd.). Podczas wdrożenia należy uwzględnić specyficzne wyzwania

techniczne, takie jak zmienność kształtu elementów (np. ruchoma iglica vs. stała szyna), duża liczba części metalowych blisko siebie (co może utrudniać analizę obrazu z powodu refleksów lub wzajemnego zasłaniania się elementów) czy konieczność synchronizacji detekcji z położeniem rozjazdu. Sukcesywne rozszerzenie systemu na rozjazdy pozwoli na uzyskanie ciągłości diagnostyki na całej sieci kolejowej – od odcinków prostych przez łuki aż po najbardziej skomplikowane układy torowe – co istotnie zwiększy wartość użytkową urządzenia dla zarządcy infrastruktury.

Trzecim zaleceniem jest kontynuacja rozwoju urządzenia w kierunku kompletnej oceny stanu całej nawierzchni torowej. O ile poprzednie punkty dotyczyły dodania konkretnych funkcji (podsypka, przytwierdzenia, rozjazdy), to niniejsza rekomendacja podkreśla konieczność zintegrowania wszystkich tych funkcjonalności w ramach jednego spójnego systemu. Celem długofalowym powinno być stworzenie uniwersalnej platformy diagnostycznej, która podczas jednego przejazdu pomiarowego potrafi zebrać i przetworzyć dane na temat wszystkich istotnych aspektów stanu toru. Oznacza to integrację inspekcji wizualnej z ewentualnymi innymi metodami (np. pomiar geometryczny toru, czujniki drgań czy akcelerometry do wykrywania niewidocznych gołym okiem wad podtorza) oraz zdolność do oceny wzajemnych zależności między różnymi typami uszkodzeń. Na przykład pełna ocena stanu nawierzchni mogłaby łączyć informacje o: wadach szyn (pęknięcia, zużycie), stanu podkładów (pęknięcia, zgnioty), jakości przytwierdzeń (luzy, korozja, braki), czystości i stabilności podsypki, poprawności geometrii toru (rozstaw szyn, przechyłki, profil) oraz stanu rozjazdów – a następnie prezentować zintegrowany raport diagnostyczny. Taki raport byłby znacznie cenniejszy niż rozproszone dane, gdyż umożliwiłby priorytetyzację działań utrzymaniowych uwzględniając globalny obraz stanu torowiska. Wdrożenie tej rekomendacji wymaga skoordynowanych prac rozwojowych: dostosowania architektury urządzenia (zapewnienie wystarczającej mocy obliczeniowej i przepustowości danych dla wielu równoległych modułów pomiarowych) oraz opracowania oprogramowania zdolnego do fuzji danych z różnych źródeł. Wynikiem końcowym może być system „all-in-one” dla diagnostyki toru, który będzie mógł zastąpić lub uzupełnić liczne wyspecjalizowane urządzenia pomiarowe stosowane obecnie (wózki pomiarowe, defektoskopy ultradźwiękowe, profilomierze itp.), zapewniając porównywalną dokładność pomiarów.

Kolejną rekomendacją wdrożeniową jest integracja systemu z procesami planowania utrzymania infrastruktury kolejowej. Samo wdrożenie technologii

diagnostycznej nie wyczerpuje jeszcze jej potencjału – prawdziwą wartość uzyskuje się wówczas, gdy dane z automatycznej inspekcji są efektywnie wykorzystywane przy podejmowaniu decyzji utrzymaniowych. Należy zatem zadbać o to, by opracowany system współpracował z istniejącymi systemami zarządzania utrzymaniem (np. bazami danych usterek, modułami CMMS – *Komputerze Maintenance Management Systems* – używanymi przez służby techniczne kolei). W praktyce oznacza to automatyczne przekazywanie wyników diagnostyki do centralnej bazy, gdzie zostaną skorelowane z informacjami o wcześniejszych naprawach, harmonogramami przeglądów i planami remontowymi. Dzięki temu możliwe będzie przewidywanie potrzeb utrzymaniowych na podstawie trendów degradacji – np. jeśli system wykrywa stopniowe powiększanie się pęknięcia szyny na danym kilometrze, dane te powinny trafić do planistów, którzy mogą zaplanować wymianę szyny zanim dojdzie do poważnej awarii. Integracja z systemami utrzymaniowymi pozwoli też na generowanie automatycznych powiadomień lub alertów dla personelu technicznego, gdy zostanie wykryta usterka krytyczna wymagająca natychmiastowej interwencji. Badania wskazują, że wykorzystanie takiego podejścia opartego na danych historycznych i aktualnych przekłada się na bardziej efektywne planowanie napraw – prace mogą być wykonywane proaktywnie, a nie tylko reakcyjnie po wystąpieniu awarii. Wdrożenie rekomendowanego systemu diagnostycznego w ramach procesu utrzymania infrastruktury będzie więc wymagało opracowania procedur postępowania z danymi: kto i w jaki sposób analizuje raporty z systemu, jak często dokonywać przeglądu automatycznych wskazań, jak integrować je z tradycyjnymi oględzinami toru przez patrol techniczny, itp. Docelowo, pełna integracja powinna skutkować utworzeniem cyfrowej platformy utrzymaniowej, gdzie stan każdego odcinka toru jest monitorowany w sposób ciągły, a decyzje o remontach podejmowane są na podstawie obiektywnych wskaźników kondycji infrastruktury.

Na koniec, ważnym aspektem wdrożeniowym jest rewizja i aktualizacja istniejących instrukcji utrzymaniowych w kontekście pojawiania się nowych, automatycznych systemów diagnostycznych opartych na AI. Obecne normy i wytyczne (takie jak wspomniana instrukcja Id-1 czy instrukcja Id-8 dotycząca diagnostyki nawierzchni) zostały opracowane w czasach, gdy inspekcja odbywała się manualnie lub z użyciem konwencjonalnych przyrządów pomiarowych. Pojawienie się systemów wizyjnych zmienia sposób pozyskiwania i interpretacji danych o stanie toru, co rodzi potrzebę uzupełnienia ram regulacyjnych. Rekomenduje się zatem, by odpowiednie organy i instytucje (np. zarządca infrastruktury PKP PLK, Urząd Transportu Kolejowego)

dokonały przeglądu instrukcji utrzymaniowych pod kątem uwzględnienia automatycznych systemów diagnostycznych. Należy zdefiniować, w jaki sposób dane z systemu AI mogą być oficjalnie wykorzystywane do oceny stanu toru – czy mogą zastąpić tradycyjne pomiary w określonych zakresach, jak interpretować wyniki generowane przez algorytmy, jak zapewnić kalibrację i zgodność z dotychczasowymi metodami pomiaru. Konieczne może być wprowadzenie zapisów dotyczących wymaganej dokładności i powtarzalności pomiarów wykonywanych przez system wizyjny, procedur weryfikacji jego wskazań (np. okresowego porównania z wynikami uzyskanymi metodami konwencjonalnymi) oraz zasad reagowania na wykryte automatycznie wady (np. czy każda wykryta przez AI wada musi być potwierdzona przez inspektora przed podjęciem naprawy). Taka rewizja przepisów powinna też uwzględnić ograniczenia systemów AI – na przykład wskazać sytuacje, w których nadal wymagana jest kontrola manualna (choćby w warunkach, gdzie system może mieć obniżoną dokładność). Podsumowując, aktualizacja instrukcji utrzymania stanowi niezbędny krok, aby w pełni wykorzystać możliwości nowych narzędzi diagnostycznych z praktyką utrzymaniową. Zapewni to spójność między technologią a procedurami eksploatacyjnymi oraz da formalne podstawy do wykorzystania wyników systemu w codziennym zarządzaniu infrastrukturą kolejową.

15.4 Wnioski końcowe

Przeprowadzone badania potwierdziły, że opracowany system diagnostyczny nawierzchni torowej oparty na technikach wizyjnych i algorytmach sztucznej inteligencji skutecznie realizuje postawione cele. System automatycznie identyfikuje wady szyn i podkładów oraz dokonuje oceny stopnia ich degradacji zgodnie z zaproponowaną w pracy metodą, dostarczając przy tym wiarygodnych i powtarzalnych wyników. Tym samym wykazano, iż nowa metoda inspekcji może przewyższać tradycyjne obchody torów pod względem dokładności i efektywności, co potwierdziło założenia hipotezy badawczej. Jest to istotny krok w kierunku automatyzacji procesu diagnostyki infrastruktury kolejowej – opracowane rozwiązanie wypełnia zidentyfikowaną lukę w obszarze braku obiektywnej, szczegółowej metody oceny stanu torowiska i stanowi znaczący wkład w rozwój nowoczesnych technologii utrzymaniowych. Co więcej, system dostarcza bogatszych informacji niż inspekcja manualna, pozwalając wykrywać nie tylko krytyczne wady, ale także zużycie elementów nawierzchni torowej na wczesnym etapie rozwoju. Taka wielopoziomowa diagnoza umożliwia lepsze

planowanie działań utrzymaniowych, przechodząc od reaktywnego usuwania usterek do podejścia prewencyjnego i prognostycznego w zarządzaniu infrastrukturą.

Osiągnięte rezultaty mają istotne implikacje praktyczne dla sektora kolejowego. Po pierwsze, zastosowanie systemu wizyjnego znacząco zwiększa obiektywizm i powtarzalność oceny stanu torów, eliminując błędy wynikające z czynnika ludzkiego i zmęczenia inspektorów. Po drugie, automatyzacja inspekcji przekłada się na poprawę bezpieczeństwa pracy – ograniczenie potrzeby bezpośrednich obchodów torów zmniejsza ekspozycję personelu na niebezpieczeństwa związane z ruchem pociągów i pracą w torze. Jednocześnie, większa częstotliwość i szybkość zbierania danych o stanie nawierzchni pozwala na wczesne wykrywanie degradacji, zanim przekształci się ona w poważne awarie zagrażające ruchowi. Jest to zbieżne z globalnymi trendami cyfryzacji utrzymania kolei – przykładowo już dziś niektórzy przewoźnicy kolejowi zastępują klasyczne inspekcje piesze systemami wizyjnymi z AI, odnotowując istotne usprawnienia procesu pod względem czasu, kosztów i dokładności kontroli. Po trzecie, zastosowanie systemu wizyjnego przynosi wymierne korzyści ekonomiczne. Redukcja liczby fizycznych obchodów, ograniczenie kosztów osobowych oraz możliwość bardziej precyzyjnego planowania prac utrzymaniowych przekładają się na obniżenie całkowitych kosztów eksploatacji infrastruktury. Automatyzacja inspekcji umożliwia również bardziej efektywne wykorzystanie zasobów – zarówno ludzkich, jak i technicznych – a tym samym zwiększa rentowność działań utrzymaniowych w długim okresie.

Wyniki niniejszej pracy wpisują się więc w światowe dążenia do wykorzystania sztucznej inteligencji w celu podniesienia niezawodności infrastruktury, redukcji kosztów utrzymania oraz zwiększenia ogólnego poziomu bezpieczeństwa eksploatacji.

Podsumowując, dysertacja dostarcza nowej wiedzy i narzędzi w obszarze diagnostyki kolejowej. Zaprojektowany i zweryfikowany system diagnostyczny do inspekcji wizyjnej nawierzchni torowej udowodnił swoją przydatność w warunkach rzeczywistych, demonstrując możliwość integracji algorytmów AI w proces codziennego utrzymania torów. Stanowi to zachętę do dalszych prac badawczo-rozwojowych – w szczególności nad rozszerzeniem funkcjonalności (np. diagnostyka stanu podsypki i innych elementów infrastruktury), zwiększeniem odporności systemu na zmienne warunki środowiskowe oraz pełniejszą integracją z istniejącymi platformami zarządzania utrzymaniem. Choć osiągnięto znaczący postęp, przyszłe badania powinny także skupić się na pełnym przekształceniu prototypu w rozwiązanie przemysłowe, zdolne do ciągłego działania na sieci kolejowej. Wymaga to optymalizacji algorytmów, doskonalenia

wydajności przetwarzania danych w czasie rzeczywistym oraz spełnienia wszelkich norm i standardów obowiązujących w branży kolejowej. Realizacja tych kierunków rozwoju umożliwi wprowadzenie systemu do szerszej praktyki – od pilotażowych wdrożeń na wybranych liniach, po docelowo stały element systemu utrzymania infrastruktury kolejowej.

Niniejsza praca dowodzi, że inspekcja wizyjna wsparta sztuczną inteligencją może skutecznie wspomagać proces diagnostyki torów, przyczyniając się do zwiększenia efektywności i bezpieczeństwa transportu kolejowego. Wnioski z badań podkreślają potencjał opracowanego rozwiązania jako komponentu przyszłych zintegrowanych systemów monitorowania infrastruktury. Finalnie, uzyskane rezultaty stanowią ważny krok w stronę unowocześnienia diagnostyki kolejowej, wskazując, że dalsza digitalizacja i automatyzacja tego obszaru jest właściwym kierunkiem dla zapewnienia trwałego, bezpiecznego i ekonomicznego rozwoju transportu szynowego.

BIBLIOGRAFIA

1. 13th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing (2014). *Proceedings of the 13th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing.*
2. Arya, D., Maeda, H., Ghosh, S. K., Toshniwal, D., Omata, H., Kashiyama, T., & Sekimoto, Y. (2020). *Global Road Damage Detection: State-of-the-art Solutions.* W: *Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data 2020)*, 5533–5539. https://doi.org/10.1109/BigData50022.2020.9377790.
3. Asplund, M. (2016). *Wayside Condition Monitoring System for Railway Wheel Profiles: Applications and Performance Assessment.* Dostęp przez: http://ltu.diva-portal.org/smash/get/diva2:1044611/FULLTEXT02.pdf (dostęp: 26.04.2022).
4. Australian Rail Track Corporation Ltd. (2006). *Rail Defects Handbook: Some Rail Defects, their Characteristics, Causes and Control.* Engineering Practices Manual – Civil Engineering, A, 68. Dostęp przez: http://extranet.artc.com.au/docs/eng/track-civil/guidelines/rail/RC2400.pdf.
5. Bałuch, H. (2010). *Diagnostyka i modernizacja dróg kolejowych. Drogi Lądowe, Powietrzne, Wodne*, nr 12, 65–73.
6. Bałuch, H. (1998). *Diagnostyka obrazowo-porównawcza jako podstawa planowania napraw toru. Przegląd Kolejowy*, nr 4.
7. Bałuch, H. (1978). *Diagnostyka nawierzchni kolejowej.* Warszawa: WKŁ.
8. Bałuch, H. (2010). *Diagnostyka i modernizacja dróg kolejowych. Drogi Lądowe, Powietrzne, Wodne*, nr 12, 65–73.
9. Bałuch, H. (2020). *Wieloczynnikowa metoda porównywania geometrycznego stanu nawierzchni kolejowej. Drogi i Mosty*, 19, 119–134.
10. Baptista, M. L., Henriques, E. M. P., & Prendinger, H. (2021). *Classification prognostics approaches in aviation. Measurement*, 182(May), 109756. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109756.
11. Baptista, M., Sankararaman, S., de Medeiros, I. P., Nascimento, C., Prendinger, H., & Henriques, E. M. P. (2018). *Forecasting fault events for predictive maintenance using data-driven techniques and ARMA modeling. Computers & Industrial Engineering*, 115, 41–53. https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.10.033.
12. Batko, M., Konieczny, J., & Butor, A. (2023). *Ocena ryzyka zastosowania bezdotykowej metody kontroli nawierzchni kolejowej. Problemy Kolejnictwa*, nr 198.
13. Beery, S., Wu, G., Rathod, V., Votel, R., & Huang, J. (2020). *Context R-CNN: Long term temporal context for per-camera object detection.* W: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2020)*, 13072–13082. https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01309.
14. Berger, P., & Dąbrowski, M. (2022). *Jak inteligentny system monitorowania skarp i nasypów InfraGuard™ zwiększa bezpieczeństwo w zagadnieniach kolejowych. Przegląd Komunikacyjny*, nr 4–5, 39–44.
15. Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection.* Dostęp przez: http://arxiv.org/abs/2004.10934 (dostęp: 26.04.2022).
16. Bogdaniuk, B., & Massel, A. (1999). *Podstawy transportu kolejowego.* Politechnika Gdańska, Wydział Budownictwa Lądowego.
17. Bogdaniuk, B. (2003). *Wspomaganie decyzji przy utrzymaniu nawierzchni kolejowej. Technika Transportu Szynowego*, nr 1–2, 69–72.
18. Bojarczak, P., & Nowakowski, W. (2021). *Application of deep learning networks to segmentation of surface of railway tracks. Sensors*, 21(12). https://doi.org/10.3390/s21124065.

19. Bojarczak, P., & Nowakowski, W. (2024). *Automatic Diagnosis of Railway Track Elements Using Deep Learning Neural Networks*, Pomiary Automatyka Robotyka 28(3), 21-3021(12). https://doi.org/10.14313/PAR_253/21.
20. Bouarfa, S., Doğru, A., Arizar, R., Aydoğan, R., & Serafico, J. (2020). *Towards automated aircraft maintenance inspection: A use case of detecting aircraft dents using Mask R-CNN. AIAA Scitech 2020 Forum*, 1 Part F (January), 1–19. https://doi.org/10.2514/6.2020-0389.
21. Brasoveanu, A., Moodie, M., & Agrawal, R. (2020). *Deep learning models for predictive maintenance: a survey, comparison, challenges and prospects. CEUR Workshop Proceedings*, 2657, 1–9.
22. Braun, A. (2016). *Potencjał wspomagania informatycznego w monitorowaniu i utrzymaniu kolejowych budowli ziemnych. Przegląd Komunikacyjny*, 71(10), 19–24.
23. Buchwald P., Knosala Ryszard., Kostrzewski M., *Zastosowania innowacyjnych technologii informatycznych, PWE Warszawa 2024, ISBN 9788320825848*
24. Buchwald P, Granosik G, Gwiazda A. *Internet rzeczy i jego przemysłowe zastosowania*. Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne; Warszawa 2022.
25. Buchwald P., *Monitorowanie aktywności użytkowników systemów komputerowych*, Wydawnictwo AWSB, Dąbrowa Górnicza 2018.
26. Buchwald P, Dawid A, red. *Zastosowania informatyki w przedsiębiorstwach i procesach zarządzania*. Akademia WSB; 2020.
27. Burdzik, R., Nowak, B., Młyńczak, J., & Deuszkiewicz, P. (2016). *Analysis of the detection and crossing signaling system in safety terms. Diagnostyka*, 17(4), 65–72. Polska Akademia Nauk, Polskie Towarzystwo Diagnostyki Technicznej PAN.
28. Butor, A., Labisz, K., Batko, M., & Okamfer, T. (2020). *Klasyfikacja i analiza elementów utrzymania infrastruktury kolejowej w celu minimalizacji kosztów. Problemy Kolejnictwa*, Zeszyt 186. Warszawa: Instytut Kolejnictwa.
29. Celiński, I., Burdzik, R., Młyńczak, J., & Kłaczyński, M. (2022). *Research on the applicability of vibration signals for real-time train and track condition monitoring. Sensors*, 22(6), 2368. MDPI.
30. Chen, C., Li, K., Chen, Z., Piccialli, F., Hoi, S. C. H., & Zeng, Z. (2020). *A Hybrid Deep Learning Based Framework for Component Defect Detection of Moving Trains. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 1–13. https://doi.org/10.1109/TITS.2020.3034239.
31. Cholewa, A. (2022). *Wizja zdalnej diagnostyki rozjazdów w przyszłości. Rynek Kolejowy*, nr 9, 18–19.
32. Delforouzi, A., Tabatabaei, A. H., Khan, M. H., & Grzegorzek, M. (2018). *A vision-based method for automatic crack detection in railway sleepers.* W: *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 578, 130–139. https://doi.org/10.1007/978-3-319-59162-9_14.
33. Di, H., Ke, X., Peng, Z., & Zhang, D. (2019). *Surface defect classification of steels with a new semi-supervised learning method. Optics and Lasers in Engineering*, 117, 40–48. https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2019.01.011.
34. *Diagnostyka nawierzchni szynowej i podtorza. Diagnostic of Railway Track and Subgrade: materiały Sympozjum Naukowo-Technicznego, Zakopane, 9–10 grudnia 1993 r.* (1993). Kraków: Oddział SITK w Krakowie.
35. Diez-Olivan, A., Pagan, J. A., Sanz, R., & Sierra, B. (2017). *Data-driven prognostics using a combination of constrained K-means clustering, fuzzy modeling and LOF-based score. Neurocomputing*, 241, 97–107. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.02.024.
36. Donzelli, V. (2019). *Satellites and drones to support railway infrastructure maintenance. Global Railway Review*, 25(3), 12–16.
37. Dorafshan, S., Thomas, R. J., & Maguire, M. (2018a). *Comparison of deep convolutional neural networks and edge detectors for image-based crack detection in concrete.*

Construction and Building Materials, 186, 1031–1045. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2018.08.011.
38. Dorafshan, S., Thomas, R. J., & Maguire, M. (2018b). *SDNET2018: An annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolutional neural networks. Data in Brief*, 21, 1664–1668. https://doi.org/10.1016/j.dib.2018.11.015.
39. Dyrektywa Parlamentu Europejskiego i Rady (UE) 2016/797 z dnia 11 maja 2016 r. (2016). *(Akt prawny Unii Europejskiej)*.
40. Dyrektywa Parlamentu Europejskiego i Rady (UE) 2016/798 z dnia 11 maja 2016 r. (2016). *(Akt prawny Unii Europejskiej)*.
41. Enac / projet de master 2018–2019, section de génie civil. (2019). *[Raport roczny / projekt studencki]*.
42. European Union Agency for Railways (2022). *Railway Safety and Interoperability: the 2022 Report.* (Published 01 July 2022).
43. *Extended Field Trials of LRAIL for Automated Track Change Detection.* (April 2020).
44. Faghih-Roohi, S., Hajizadeh, S., Núñez, A., Babuska, R., & de Schutter, B. (2016). *Deep convolutional neural networks for detection of rail surface defects.* [Rękopis / prezentacja konferencyjna].
45. Fahim, M., & Sillitti, A. (2019). *Analyzing load profiles of energy consumption to infer household characteristics using smart meters. Energies*, 12(5). https://doi.org/10.3390/en12050773.
46. Flower, T. (2019). *Delivering Network Rail's next generation track maintenance. Global Railway Review*, 25(5), 58–62.
47. Franca, A. S., & Vassallo, R. F. (2021). *A Method of Classifying Railway Sleepers and Surface Defects in Real Environment. IEEE Sensors Journal*, 21(10), 11301–11309. https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3026173.
48. Fullerton, J. (2019). *Advances in Australian rail asset management. Global Railway Review*, 25(5), 63–67.
49. Gaca, S., Suchorzewski, W., & Tracz, M. (2009). *Inżynieria ruchu drogowego: teoria i praktyka.* Wydawnictwa Komunikacji i Łączności.
50. Ghiasi, G., Cui, Y., Srinivas, A., Qian, R., Lin, T.-Y., Cubuk, E. D., Le, Q. V., & Zoph, B. (2020). *Simple Copy-Paste is a Strong Data Augmentation Method for Instance Segmentation.* Dostęp przez: http://arxiv.org/abs/2012.07177 (dostęp: 26.04.2022).
51. Giben, X., Patel, V. M., & Chellappa, R. (2015). *Material classification and semantic segmentation of railway track images with deep convolutional neural networks.* W: *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2015)*, 621–625. https://doi.org/10.1109/ICIP.2015.7350873.
52. Gibert Serra, X. (2015). *Anomaly Detection in Noisy Images.* Ph.D. dissertation. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Maryland. *(Promotor: prof. Rama Chellappa).*
53. Gibert, X., Patel, V. M., & Chellappa, R. (2015). *Robust fastener detection for autonomous visual railway track inspection.* W: *Proceedings of the 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV 2015)*, 694–701. https://doi.org/10.1109/WACV.2015.98.
54. Gibert, X., Patel, V. M., & Chellappa, R. (2017). *Deep Multitask Learning for Railway Track Inspection. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(1), 153–164. https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2568758.
55. Giętkowski, Z. (2004). *Polskie systemy diagnostyki sieci trakcyjnej w transeuropejskim systemie kolejowym. Transport i Komunikacja*, 2(5–6), 70–73.
56. Gilb, T. (1999). *Understanding Complex Technology Quantitatively: Impact Estimation Tables. INCOSE International Symposium*, 9(1), 1564–1569. https://doi.org/10.1002/j.2334-5837.1999.tb00348.x.

57. Gilb, T. (2002). *9.1.5 Risk Management: A practical toolkit for identifying, analyzing and coping with project risks. INCOSE International Symposium*, 12(1), 365–372. https://doi.org/10.1002/j.2334-5837.2002.tb02482.x.
58. Gilb, T. (2008). *KR18 Decomposition of Projects: How to Design Small Incremental Steps. INCOSE International Symposium*, 18(1), 1616–1627. https://doi.org/10.1002/j.2334-5837.2008.tb00904.x.
59. Glinka, S., & Strach, M. (2020). *Zastosowanie technologii BIM (Building Information Modeling) w geodezyjnej obsłudze budowy tras kolejowych. Transport Miejski i Regionalny*, 39(7), 27–33.
60. González, M. Q., Arjona, J. T., & Garcia, J. M. M. (2016). *A simplified computer vision system for road surface inspection and maintenance. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(3), 608–619. *(Dostęp online: http://oa.upm.es/46145/)*.
61. Gosiewska, A., Baran, Z., Rutkowski, T., & Baran, M. (2023). *Seeking Sufficient Data Volume for Railway Infrastructure Component Detection with Computer Vision Models. Sensors*, 23, 7776.
62. Gromadzka, J., Górnik, J., & Wojtowicz, K. (2007). *System monitorowania stanu infrastruktury kolejowej. Rynek Kolejowy*, nr 7–8, 44–45.
63. Hajdul, M. (2023). *Internet rzeczy jako wsparcie rozwoju towarowego transportu kolejowego. Logistyka a Jakość*, nr 3, 36–38.
64. Han, K., Sun, M., Zhou, X., Zhang, G., Dang, H., & Liu, Z. (2018). *A new method in wheel hub surface defect detection: Object detection algorithm based on deep learning.* W: *Proceedings of the 2017 International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMechS 2017)*, 335–338. https://doi.org/10.1109/ICAMechS.2017.8316494.
65. Harjoko, A., Hujja, R. M., & Awaludin, L. (2017). *Low-cost 3D surface reconstruction using stereo camera for small objects.* W: *Proceedings of the International Conference on Signals and Systems (ICSigSys 2017)*, 285–289. https://doi.org/10.1109/ICSIGSYS.2017.7967057.
66. Hatab, M., Malekmohamadi, H., & Amira, A. (2021). *Surface Defect Detection Using YOLO Network.* W: *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1250, 505–515. https://doi.org/10.1007/978-3-030-55180-3_37.
67. Hayashi, M., Ariyama, Y., Nakajima, N., Kawasaki, K., Shimizu, A., & Miwa, M. (2020). *Onboard Track Patrol Support System — Supporting Railway Track Inspection with Advanced Image Analysis. NEC Technical Journal*.
68. He, K., Fan, H., Wu, Y., Xie, S., & Girshick, R. (2020). *Momentum Contrast for Unsupervised Visual Representation Learning.* W: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2020)*, 9726–9735. https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00975.
69. Hoshi, T., Baba, Y., & Gavai, G. (2021). *Railway anomaly detection model using synthetic defect images generated by CycleGAN.* Dostęp przez: http://arxiv.org/abs/2102.12595 (dostęp: 26.04.2022).
70. Hsieh, C. C., Lin, Y. W., Tsai, L. H., Huang, W. H., Hsieh, S. L., & Hung, W. H. (2020). *Offline deep-learning-based defective track fastener detection and inspection system. Sensors and Materials*, 32(10), 3429–3442. https://doi.org/10.18494/SAM.2020.2921.
71. James, A., Jie, W., Xulei, Y., Chenghao, Y., Ngan, N. B., Yuxin, L., Yi, S., Chandrasekhar, V., & Zeng, Z. (2019). *TrackNet – A Deep Learning Based Fault Detection for Railway Track Inspection.* W: *Proceedings of the 2018 International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT 2018)*. https://doi.org/10.1109/ICIRT.2018.8641608.
72. Jamroz, K., Budzyński, M., Kustra, W., Michalski, L., & Gaca, S. (2014). *Tools for road infrastructure safety management – Polish experiences. Transportation Research Procedia*, 3, 730–739.

73. Jamroz, K., Michalski, L., & Gaca, S. (2006). *Road's safety programmes as an effective tool for developing system-based road safety policies. Journal of KONBiN*, 1, 153–160.
74. Jang, J., Shin, M., Lim, S., Park, J., Kim, J., & Paik, J. (2019). *Intelligent image-based railway inspection system using deep learning-based object detection and Weber contrast-based image comparison. Sensors (Switzerland)*, 19(21). https://doi.org/10.3390/s19214738.
75. Jasiński, W., Łęgosz, A., Nowak, A., Pryga-Szulc, A., & Wysokowski, A. (2006). *Zalecenia projektowe i technologiczne dla podatnych drogowych konstrukcji inżynierskich z tworzyw sztucznych.* Żmigród: GDDKiA, IBDiM.
76. Ji, S., Luo, J., & Yang, X. (2020). *A Comprehensive Survey on Deep Music Generation: Multi-level Representations, Algorithms, Evaluations, and Future Directions. Journal of the ACM*,. Dostęp przez: http://arxiv.org/abs/2011.06801.
77. Chruzik, K., Sitarz, M., & Graboń, M. (2014). *Zastosowanie analizy czynnikowej w procesie monitorowania utrzymania pojazdów kolejowych. Logistyka*, 3, 1048–1053.
78. Kampczyk, A., & Bort, T. (2014). *Diagnostyka nawierzchni i podtorza kolejowego – przepisy a praktyka zawodowa – cz. II. Infrastruktura Transportu*, nr 1, 16–20.
79. Kampczyk, A. (2019). *System geodezyjnego i diagnostycznego monitorowania stanu infrastruktury transportu szynowego. Cz. 1.* Wydawnictwo Naukowe Sophia.
80. Kampczyk, A., & Dybeł, K. (2021). *The fundamental approach of the digital twin application in railway turnouts with innovative monitoring of weather conditions*, Sensors, MDPI, Tom 21, Wydanie 17, str. 5757.
81. Karakose, M., Yaman, O., Murat, K., & Akin, E. (2018). *A new approach for condition monitoring and detection of rail components and rail track in railway. International Journal of Computational Intelligence Systems*, 11(1), 830–845. https://doi.org/10.2991/ijcis.11.1.63.
82. Kim, I., Lee, J., Choi, I., & Lee, H. (2017). *Study on the Maintenance Cost of Railway Infrastructure Using Line Classification and TMV Data. Journal of the Korean Society in Railway*, 20.
83. Kivani, M., & Keyhani, A. (2023). *Monitoring stanu mostu Veresk. Drogi i Mosty*, nr 2, 181–199.
84. Koch, T., Liebel, L., Fraundorfer, F., & Körner, M. (2019). *Evaluation of CNN-based single-image depth estimation methods.* W: *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 11131, 331–348. https://doi.org/10.1007/978-3-030-11015-4_25.
85. *Koleje dużych prędkości w Polsce: monografia* / red. M. Siergiejczyk. (2015). Instytut Kolejnictwa.
86. Konovalenko, I., Maruschak, P., Brevus, V., & Prentkovskis, O. (2021). *Recognition of scratches and abrasions on metal surfaces using a classifier based on a convolutional neural network. Metals*, 11(4). https://doi.org/10.3390/met11040549.
87. Kowalski, S., & Lachowski, P. (2018). *Selected damage and wear of wheelsets of rail vehicles. AUTOBUSY – Technika, Eksploatacja, Systemy Transportowe*, 19(12), 480–485. https://doi.org/10.24136/atest.2018.437.
88. Krummenacher, G., Ong, C. S., Koller, S., Kobayashi, S., & Buhmann, J. M. (2018). *Wheel Defect Detection with Machine Learning. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(4), 1176–1187. https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2720721.
89. Krystek, R., Sitarz, M., Żurek, J., & Gucma, S. (2008). *Integrated System of Transport Safety. Journal of KONBiN*, 4, 421–428.
90. Kwaśnikowski, J., Borowski, J., Firlik, B., Gramza, G., & Pozna, P. (2007). *Analiza przyczyn przyspieszonego zużycia powierzchni tocznych kół autobusu szynowego SA108 (215M). Pojazdy Szynowe*, nr 2, 1–13.
91. Lesiak, P. (2020). *Drony w diagnostyce wizyjnej uszkodzeń szyn kolejowych. Przegląd Komunikacyjny*, nr 9, 15–20.

92. Lesiak, P. (2021). *Drony w inspekcji kolejowych obiektów inżynieryjnych. Przegląd Komunikacyjny*, 76(4), 3–9.
93. Li, Y., Trinh, H., Haas, N., Otto, C., & Pankanti, S. (2014). *Rail component detection, optimization, and assessment for automatic rail track inspection. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 15(2), 760–770. https://doi.org/10.1109/TITS.2013.2287155.
94. Lin, Y. W., Hsieh, C. C., Huang, W. H., Hsieh, S. L., & Hung, W. H. (2019). *Railway Track Fasteners Fault Detection using Deep Learning.* W: *Proceedings of the 2019 IEEE Eurasia Conference on IoT, Communication and Engineering (ECICE)*, 187–190. https://doi.org/10.1109/ECICE47484.2019.8942769.
95. Liu, S., Wang, Q., & Luo, Y. (2019). *A review of applications of visual inspection technology based on image processing in the railway industry. Transportation Safety and Environment*, 1(3), 185–204. https://doi.org/10.1093/tse/tdz007.
96. Liu, Z., Wu, W., Gu, X., Li, S., Wang, L., & Zhang, T. (2021). *Application of combining YOLO models and 3D GPR images in road detection and maintenance. Remote Sensing*, 13(6), 1–18. https://doi.org/10.3390/rs13061081.
97. Lumsden, R. (2007). *Systems engineering. Aerospace America*, 45(12). https://doi.org/10.1007/978-3-030-49165-9.
98. Lv, S., Zhou, F., & Wei, Z. (2017). *Train wheel tread defects detection based on image registration.* W: *Proceedings of the IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST 2017)*, 1–4. https://doi.org/10.1109/IST.2017.8261509.
99. Lv, X., Duan, F., Jiang, J. J., Fu, X., & Gan, L. (2020). *Deep active learning for surface defect detection. Sensors (Switzerland)*, 20(6). https://doi.org/10.3390/s20061650.
100. Łydżba D. i in. (2021). Tunele kolejowe. Rewitalizacja, ocena stanu technicznego, projekt naprawczy, modelowanie numeryczne: problemy naukowo-techniczne. *Geoinżynieria Drogi Mosty Tunele*, no. 2, 92–102.
101. Ma K., Vicente T. F. Y., Samaras D., Petrucci M., & Magnus D. L. (2016). Texture classification for rail surface condition evaluation. In: *Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV 2016)*. https://doi.org/10.1109/WACV.2016.7477597
102. Majerczak P. (2019). Investing in modern maintenance technology to deliver an improved railway. *Global Railway Review*, 25(5), 52–56.
103. Maqsood S., Javed U., Riaz M. M., Muzammil M., Muhammad F., & Kim S. (2020). Multiscale image matting based multi-focus image fusion technique. *Electronics (Switzerland)*, 9(3), 1–16. https://doi.org/10.3390/electronics9030472.
104. Marciniak J. (2001). *Pokładowe urządzenia diagnostyki technicznej i technika komputerowa kolejowych pojazdów szynowych*. Radom: Wydawnictwo Politechniki Radomskiej.
105. Massel A., & Wołek M. (2007). *Podręcznik rewitalizacji linii kolejowych*. Gdańsk: Urząd Marszałkowski Województwa Pomorskiego.
106. Massel A. (2014). Ewolucja stanu infrastruktury kolejowej w Polsce w latach 1990–2014. *Logistyka*.
107. Massel A. (2014). Poprawa stanu infrastruktury kolejowej w Polsce. *TTS Technika Transportu Szynowego*, 1–2/2014, 15–22. Instytut Naukowo-Wydawniczy TTS.
108. Mazzeo P. L., Stella E., Nitti M., & Distante A. (2006). Potential dangerous object detection on railway ballast using digital image processing. *WIT Transactions on the Built Environment*, 88, 157–166. https://doi.org/10.2495/CR060161
109. *Miejsce diagnostyki infrastruktury kolejowej w nowej strukturze organizacyjnej kolei* (2000). Kraków: SITK.

110. Min Y., Xiao B., Dang J., Yue B., & Cheng T. (2018). Real-time detection system for rail surface defects based on machine vision. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2018(1), 1–11. https://doi.org/10.1186/s13640-017-0241-y
111. Mishra N. S., Ramaswamy V., & Mishra S. (1986). Defects in rails. *Sadhana*, 9(4), 345–369. https://doi.org/10.1007/BF02811973
112. Mitici M., & de Pater I. (2021). Online model-based remaining-useful-life prognostics for aircraft cooling units using time-warping degradation clustering. *Aerospace*, 8(6), 168. https://doi.org/10.3390/aerospace8060168
113. Mittal S., & Rao D. (2017). Vision based railway track monitoring using deep learning. [Online preprint]. Available at: http://arxiv.org/abs/1711.06423
114. Młyńczak J., Toruń A., & Bester L. (2015). European rail traffic management system (ERTMS). In: *Intelligent Transportation Systems – Problems and Perspectives*, pp. 217–242. Cham: Springer International Publishing.
115. Montero Jimenez J. J., Schwartz S., Vingerhoeds R., Grabot B., & Salaün M. (2020). Towards multi-model approaches to predictive maintenance: a systematic literature survey on diagnostics and prognostics. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 539–557. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.07.008
116. Müller K., & Hentschel V. (2022). DB Netz AG: The evolution of Predictive Maintenance 4.0. *Global Railway Review*, 22(1), 16-20.
117. Müller K., & Hentschel V. (2018). DB Netz AG: The evolution of Predictive Maintenance 4.0. *Global Railway Review*, 24(1), 24–27.
118. Nevomo Sp. z o.o. (2022–2024). *Raporty okresowe: Projektowanie i prototypowanie zintegrowanego systemu pomiarowego wraz z urządzeniami peryferyjnymi* – Etap 1, Etap 2, Etap 3. Projekt nr POIR.01.01.01-00-0024/21 realizowany w ramach Programu Operacyjnego Inteligentny Rozwój. Warszawa: materiały wewnętrzne firmy.
119. Nevomo Sp. z o.o. (2024). *Raport końcowy: Testy funkcjonalne systemu pomiarowego i demonstrator technologii*. Projekt nr POIR.01.01.01-00-0024/21 realizowany w ramach Programu Operacyjnego Inteligentny Rozwój. Warszawa: materiały wewnętrzne firmy.
120. Nowakowski W., Ciszewski T., Młyńczak J., & Łukasik Z. (2018). Failure evaluation of the level crossing protection system based on fault tree analysis. In: *Recent Advances in Traffic Engineering for Transport Networks and Systems: 14th Scientific and Technical Conference "Transport Systems. Theory & Practice 2017" Selected Papers*. Cham: Springer International Publishing, pp. 107–115.
121. *Nowoczesne technologie i systemy zarządzania w kolejnictwie*, ed. J. Żurowska. (2010). Kraków: SITK.
122. *Nowoczesne technologie i systemy zarządzania w kolejnictwie*, ed. J. Żurowska. (2009). Kraków: SITK.
123. Nowosielski L. (1999). *Organizacja przewozów kolejowych*. Warszawa: KOW.
124. Odolinski K., & Nilsson J. (2017). Estimating the marginal maintenance cost of rail infrastructure usage in Sweden: does more data make a difference? *Economics of Transportation*, 10.
125. Parlament Europejski i Rada Unii Europejskiej (2006) *Dyrektywa 2006/42/WE z dnia 17 maja 2006 r. w sprawie maszyn i zmieniająca dyrektywę 95/16/WE (przekształcenie)*, Dz.U. L 157 z 9.6.2006, s. 24–86.
126. Parlament Europejski i Rada Unii Europejskiej (2014) *Dyrektywa 2014/35/UE z dnia 26 lutego 2014 r. w sprawie harmonizacji ustawodawstw państw członkowskich odnoszących się do udostępniania na rynku sprzętu elektrycznego przewidzianego do stosowania w określonych granicach napięcia*, Dz.U. L 96 z 29.3.2014, s. 357–374.
127. Peng L., Zheng S., Li P., Wang Y., & Zhong Q. (2021). A comprehensive detection system for track geometry using fused vision and inertia. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70. https://doi.org/10.1109/TIM.2020.3039301

128. Pinger R., Lecomte T., & Romanovsky A. (2016). The recent applications of machine learning in rail track maintenance: a survey. In: *Lecture Notes in Computer Science*, 9707, pp. v–vi. https://doi.org/10.1007/978-3-319-33951-1
129. PKP Polskie Linie Kolejowe. (2005). *Warunki techniczne utrzymania nawierzchni na liniach kolejowych Id-1 (D-1)*. Załącznik do zarządzenia Nr 14/2005 Zarządu PKP Polskie Linie Kolejowe S.A. z dnia 18 maja 2005 r. Warszawa.
130. PKP Polskie Linie Kolejowe. (2005). *Warunki techniczne utrzymania nawierzchni na liniach kolejowych Id-2 (D-2)*. Załącznik do zarządzenia Nr 29/2005 Zarządu PKP Polskie Linie Kolejowe S.A. z dnia 5 października 2005 r. Warszawa.
131. PKP Polskie Linie Kolejowe. (2015). *Instrukcja o dozorowaniu linii kolejowych Id-7 (D-10)*. Załącznik do zarządzenia Nr 1222/2005 Zarządu PKP Polskie Linie Kolejowe S.A. z dnia 22 grudnia 2015 r. Warszawa.
132. PKP Szybka Kolej Miejska w Trójmieście. (2018). *SKM D-7 Instrukcja o dozorowaniu torów zarządzanych przez PKP Szybka Kolej Miejska w Trójmieście Sp. z o.o.* Gdynia.
133. Polski Komitet Normalizacyjny (2012) *PN-EN ISO 12100:2012 – Bezpieczeństwo maszyn – Ogólne zasady projektowania – Ocena ryzyka i zmniejszanie ryzyka*. Warszawa: PKN.
134. Rakoczy A. M. i in. (2023). Nowe narzędzia do inspekcji, diagnostyki i oceny istniejących obiektów mostowych. *Mosty*, no. 4, 40–45.
135. Ranftl R., Lasinger K., Hafner D., Schindler K., & Koltun V. (2020). Towards robust monocular depth estimation: mixing datasets for zero-shot cross-dataset transfer. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, XX(Xx), 1–1. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2020.3019967
136. Rawicki Ł., & Słania J. (2021). Badania defektoskopowe szyn kolejowych. *Przegląd Komunikacyjny*, 76(8), 5–10.
137. Region U. (2011). Machine Vision Inspection of Railroad Track, pp. 3–46.
138. Ren Y., Huang J., Hong Z., Lu W., Yin J., Zou L., & Shen X. (2020). Image-based concrete crack detection in tunnels using deep fully convolutional networks. *Construction and Building Materials*, 234, 117367. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117367
139. Ribeiro M. T., Singh S., & Guestrin C. (2016). "Why should I trust you?" Explaining the predictions of any classifier. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 13–17 August 1135–1144. https://doi.org/10.1145/2939672.2939778
140. Rostański M., Borczyk W., Buchwald P., Duda J., & Mączka K. (2015). *Projektowanie, zastosowania i rozwój aplikacji mobilnych*. Dąbrowa Górnicza: Akademia WSB, 126 pp.
141. Rozenberg E. (2017). Development of digital technologies for Russian Railways. *Global Railway Review*, 23(5), 70–75.
142. Rozporządzenie Komisji (UE) nr 1299/2014 z dnia 18 listopada 2014 r.
143. Rozporządzenie Ministra Transportu i Gospodarki Morskiej z dnia 10 września 1998 r. w sprawie warunków technicznych, jakim powinny odpowiadać budowle kolejowe i ich usytuowanie (Dz.U. 1998 nr 151 poz. 987).
144. Samir S., Emary E., El-Sayed K., & Onsi H. (2020). Optimization of a pre-trained AlexNet model for detecting and localizing image forgeries. *Information (Switzerland)*, 11(5). https://doi.org/10.3390/INFO11050275
145. Saveljev V., Palchikova I., & Li X. (2018). Depth analysis of greyscale integral images using continuous multiview wavelet transform. *International Journal of Optics*, 2018. https://doi.org/10.1155/2018/3151209
146. Schmeling U. (2001). CA-Technologie eröffnet neue Supply-Chain-Varianten für den Fruchtimport. *Internationale Transport Zeitschrift*, no. 2, 32–33.
147. Sennhenn F. (2016). 'Zukunft Bahn' – the future of railway. *European Railway Review*, no. 2, 55–58.

148. Shi H., Yang J., & Si J. (2020). Optimization of wheel maintenance strategy for railway freight train based on remaining useful life prediction. In: *Proceedings of the 2020 Prognostics and Health Management Conference (PHM–Besançon 2020)*, pp. 79–88. https://doi.org/10.1109/PHM-Besancon49106.2020.00020
149. Sitarz M., Mańka A., & Chruzik K. (2010). Zintegrowany system zarządzania bezpieczeństwem w transporcie kolejowym (1). *Technika Transportu Szynowego*, 1–2/2010.
150. Sitarz M., & Chruzik K. (2010). Zintegrowany system zarządzania bezpieczeństwem w transporcie kolejowym (2). *Technika Transportu Szynowego*, 4/2010.
151. Sitarz M., Chruzik K., & Mańka I. (2010). Zintegrowany system zarządzania bezpieczeństwem w transporcie kolejowym (4). *Technika Transportu Szynowego*, 7–8/2010.
152. Sitarz M., Mańka A., & Chruzik K. (2010). Zintegrowany system zarządzania bezpieczeństwem w transporcie kolejowym (1). *Technika Transportu Szynowego*, 1–2/2010.
153. Sitarz M., Chruzik K., & Wachnik R. (2012). Application of RAMS and FMEA methods in safety management system of railway transport. *Journal of KONBiN*, 24, 149–160.
154. Skrzyński E. (2015). Problemy modernizacji i rewitalizacji podtorza. *Problemy Kolejnictwa*, no. 167, 71–86.
155. Szkoda, M., Kaczor, G., Pilch, R., Smolnik, M., Konieczek, Z. (2021). *Assessment of the influence of preventive maintenance on the reliability and availability indexes of diesel locomotives.* Transport Problems, 16(1), 5–18.
156. Szkoda, M., Satora, M. (2019). *The application of failure mode and effects analysis (FMEA) for the risk assessment of changes in the maintenance system of railway vehicles.* Technical Transactions, 2019(116), 159–172.
157. Takikawa M. (2016). Innovation in railway maintenance utilizing information and communication technology (Smart Maintenance Initiative). *Japan Railway and Transport Review*, no. 67, 22–35.
158. Tan M., & Le Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In: *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning (ICML 2019)*, June 2019, pp. 10691–10700.
159. Tan M., & Le Q. V. (2021). EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training. [Online]. Accessed 26.04.2022.
160. Tennent D. (2018). Predicting and preventing track problems intelligently. *Global Railway Review*, 24(2), 49–51.
161. Thilagavathy N., Harene J., Sherine M., & Shanmugasundari T. (2020). Survey on railway wheel defect detection using machine learning. ISSN No: 0005-0601, 35, 35–46.
162. Towpik K. (2017). *Infrastruktura transportu szynowego*. Warszawa: Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej.
163. Trilla A., Bob-Manuel J., Lamoureux B., & Vilasis-Cardona X. (2021). Integrated multiple-defect detection and evaluation of rail wheel tread images using convolutional neural networks. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 12(1). https://doi.org/10.36001/ijphm.2021.v12i1.2906
164. Urząd Transportu Kolejowego. (2025). *Sprawozdanie z funkcjonowania rynku kolejowego 2025*. Warszawa.
165. Urząd Transportu Kolejowego. (2023,2024). *Sprawozdanie ze stanu bezpieczeństwa ruchu kolejowego 2023, 2024*. Warszawa.
166. Ustawa z dnia 28 marca 2003 r. o transporcie kolejowym, Dz.U. 2003 nr 86 poz. 789.
167. Ustawa z dnia 7 lipca 1994 r. – Prawo budowlane (Dz.U. 1994 nr 89 poz. 414).
168. Vidović I., & Landgraf M. (2019). Fibre optic sensing in railway infrastructure monitoring. *Global Railway Review*, 25(2), 18–21.

169. Wang G., Liu Y., & Xiang J. (2020). A two-stage algorithm of railway sleeper crack detection based on edge detection and CNN. In: *APARM 2020*, pp. 0–4. https://doi.org/10.1109/APARM49247.2020.9209351
170. Wang S., Xia X., Ye L., & Yang B. (2021). Automatic detection and classification of steel surface defects using deep convolutional neural networks. *Metals*, 11(3), 1–23. https://doi.org/10.3390/met11030388
171. Wang T., Yang F., & Tsui K. L. (2020). Real-time detection of railway track components via one-stage deep learning networks. *Sensors (Switzerland)*, 20(15), 1–15. https://doi.org/10.3390/s20154325
172. Wang W., & Zhan X. (n.d.). DetCo: Unsupervised contrastive learning for object detection. [Online]. Accessed 26.04.2022.
173. Wang W., He Q., Cui Y., & Li Z. (2018). Joint prediction of remaining useful life and failure type of train wheelsets: multitask learning approach. *Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems*, 144(6), 04018016. https://doi.org/10.1061/JTEPBS.0000113
174. Wang Z. J., Turko R., Shaikh O., Park H., Das N., Hohman F., Kahng M., & Chau D. H. P. (2021). CNN Explainer: Learning convolutional neural networks with interactive visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 27(2), 1396–1406. https://doi.org/10.1109/TVCG.2020.3030418
175. Wei X., Wei D., Suo D., Jia L., & Li Y. (2020). Multi-target defect identification for railway track line based on image processing and improved YOLOv3 model. *IEEE Access*, 8, 61973–61988. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2984264
176. Wei X., Yang Z., Liu Y., Wei D., Jia L., & Li Y. (2019). Railway track fastener defect detection based on image processing and deep learning techniques: a comparative study. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 80, 66–81. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.01.008
177. What I., & Problems S. (2017). OKR Objectives and Key Results: what's wrong and how to fix it. *Luty*, 1–6.
178. Wolf J., Richter R., & Döllner J. (2021). Asset detection in railroad environments using deep learning-based scanline analysis. In: *Proceedings of the 16th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications (VISIGRAPP 2021)*, vol. 4, pp. 465–470. https://doi.org/10.5220/0010314704650470
179. Wu Y., Qin Y., Qian Y., Guo F., Wang Z., & Jia L. (2021). Hybrid deep learning architecture for rail surface segmentation and surface defect detection. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 1–18. https://doi.org/10.1111/mice.12710
180. Wulgaris P. (2024). Nowoczesne podejście do systemów telematycznych na przykładzie Pomorskiej Kolei Metropolitalnej. *Przegląd Komunikacyjny*, no. 1, 7–10.
181. Wundersamer J. (2019). Rail performance monitoring: paving the way for advanced track solutions. *Global Railway Review*, 25(3), 56–58.
182. Wysokowski A. (2022). Full scale tests of various buried flexible structures under failure load. *Scientific Reports*, 12(1), 1328. Nature Publishing Group UK.
183. Wysokowski A. (2021). Influence of single-layer geotextile reinforcement on load capacity of buried steel box structure based on laboratory full-scale tests. *Thin-Walled Structures*, 159, 107312. Elsevier.
184. Yaman O., Karakose M., & Akin E. (2017). A vision-based diagnosis approach for multi rail surface faults using fuzzy classification in railways. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK 2017)*, pp. 713–718. https://doi.org/10.1109/UBMK.2017.8093511

185. Yanan S., Hui Z., Li L., & Hang Z. (2019). Rail surface defect detection method based on YOLOv3 deep learning networks. In: *Proceedings of the 2018 Chinese Automation Congress (CAC 2018)*, pp. 1563–1568. https://doi.org/10.1109/CAC.2018.8623082
186. Yang C., Chen J., Li Z., & Huang Y. (2021). Structural crack detection and recognition based on deep learning. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(6). https://doi.org/10.3390/app11062868
187. Yang C., Sun Y., Ladubec C., & Liu Y. (2021). Developing machine learning-based models for railway inspection. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(1), 1–15. https://doi.org/10.3390/app11010013
188. Yella S., Dougherty M., & Gupta N. K. (2009). Condition monitoring of wooden railway sleepers. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 17(1), 38–55. https://doi.org/10.1016/j.trc.2008.06.002
189. Yong H., Huang J., Hua X., & Zhang L. (2020). Gradient centralization: a new optimization technique for deep neural networks. In: *Lecture Notes in Computer Science*, 12346, 635–652. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58452-8_37
190. Zhang D., Han J., Cheng G., & Yang M. H. (2021). Weakly supervised object localization and detection: a survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1–18. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3074313
191. Zhang G., Cui K., Hung T. Y., & Lu S. (2021). Defect-GAN: high-fidelity defect synthesis for automated defect inspection. In: *Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV 2021)*, pp. 2523–2533. https://doi.org/10.1109/WACV48630.2021.00257
192. Zhang Z. (n.d.). Rail-5k: a real-world dataset for rail surface defects detection. In: *Proceedings of the 2021 Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2021)*.
193. Zhao C. Q., Sun Q. Y., Zhang C. Z., Tang Y., & Qian F. (2020). Monocular depth estimation based on deep learning: an overview. *Science China Technological Sciences*, 63(9), 1612–1627. https://doi.org/10.1007/s11431-020-1582-8
194. Zheng D., Li L., Zheng S., Chai X., Zhao S., Tong Q., Wang J., & Guo L. (2021). A defect detection method for rail surface and fasteners based on deep convolutional neural networks. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021. https://doi.org/10.1155/2021/2565500
195. Zheng Z., Wang P., Liu W., Li J., Ye R., & Ren D. (2020). Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression. In: *Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2020)*, 2, 12993–13000. https://doi.org/10.1609/aaai.v34i07.6999
196. Zonta T., da Costa C. A., da Rosa Righi R., de Lima M. J., da Trindade E. S., & Li G. P. (2020). Predictive maintenance in the Industry 4.0: a systematic literature review. *Computers and Industrial Engineering*, 150(August), 106889. https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106889

Źródła internetowe

197. Banner. Lampa sygnalizacyjna TL50BLG2Q. *Banner Engineering* (produktowa strona internetowa), dostęp: 26.04.2022.
198. Basler. Dokumentacja kamery Basler Racer GiGE RAL4096-24gm. *Basler AG* (strona produktu), dostęp: 26.04.2022.
199. Di-Soric. Dokumentacja oświetlacza Di-Soric Barlight BEK-A100-G5T-K-B. *Di-Soric GmbH* (karta katalogowa online), dostęp: 26.04.2022.
200. Di-Soric. Dokumentacja oświetlacza Di-Soric Barlight BEK-A500-G5T-K-B. *Di-Soric GmbH* (karta katalogowa online), dostęp: 26.04.2022.

201. DMA Torino. Rozwiązania do inspekcji torowej (oferta online). *DMA S.r.l.* (strona internetowa), dostęp: 04.01.2024.
202. Eaton. Przyciski sterujące z serii M22. *Eaton* (strona katalogu online), dostęp: 26.04.2022.
203. ENSCO Rail. Track Inspection Products & Services – technical specifications. *ENSCO Rail* (strona internetowa), dostęp: 04.01.2024.
204. Estun. Serwomotory z serii EMJ. *Estun Automation* (materiały online), dostęp: 26.04.2022.
205. Estun. Serwokontrolery z serii Pro-Net. *Estun Automation* (materiały online), dostęp: 26.04.2022.
206. GRAW. [Strona firmowa]. *GRAW Sp. z o.o.* (witryna internetowa), dostęp: 04.01.2024.
207. Keyence Corporation. Dokumentacja czujnika Keyence LJ-X8400. *Keyence Europe* (karta katalogowa online), dostęp: 26.04.2022.
208. Lovato. Rozłącznik GX1610U25. *Lovato Electric* (karta katalogowa online), dostęp: 26.04.2022.
209. Meanwell. Zasilacz MDR-20-24. Mean Well (strona produktowa online), dostęp: 26.04.2022.
210. Mermec. Infrastructure Monitoring Systems – Railway Infrastructure Manager. *MERMEC Group* (materiały online), dostęp: 04.01.2024.
211. Micro-Epsilon. Dokumentacja czujnika Micro-Epsilon scanCONTROL 3010-200. *Micro-Epsilon* (katalog online), dostęp: 26.04.2022.
212. Omnicom Rail. Mobile Monitoring Solutions. *Omnicom Balfour Beatty* (strona internetowa), dostęp: 04.01.2024.
213. Pavemetrics. [Strona produktowa]. *Pavemetrics Systems* (witryna internetowa), dostęp: 04.01.2024.
214. Rail Technology. [Portal branżowy]. *RailTechnology.com* (serwis informacyjny), dostęp: 04.01.2024.
215. Riftek LLC. Dokumentacja czujnika Riftek RF603. *Riftek* (plik PDF online), dostęp: 26.04.2022.
216. Riftek LLC. Dokumentacja czujnika Riftek RF627. *Riftek* (plik PDF online), dostęp: 26.04.2022.
217. Wieland. Przekaźnik bezpieczeństwa SNO 4062k. *Wieland Electric* (sklep online), dostęp: 26.04.2022.

SPIS TABEL

Tabela 1 Porównanie parametrów pomiarowych i warunków eksploatacji urządzeń diagnostycznych 33
Tabela 2 Porównanie parametrów funkcjonalności urządzeń diagnostycznych 35
Tabela 3 Porównanie parametrów instalacji, modułowości oraz prędkości i wydajności 40
Tabela 4 Porównanie oprogramowania i integracji 42
Tabela 5 Analiza porównawcza urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym 43
Tabela 6 Zatrudnienie w sektorze zarządców infrastruktury w Polsce w latach 2020-2024 47
Tabela 7 Zestawienie 20% zadań utrzymaniowych generujących 85% kosztów pracy . 54
Tabela 8 Wymagania sprzętowe dla systemu wizyjnego 85
Tabela 9 Wymagania programowe dla systemu wizyjnego 86
Tabela 10 Podział danych na zbiory treningowe, walidacyjne i testowe oraz liczba dodanych próbek obrazowych 124
Tabela 11 Liczba zanotowanych obiektów każdej kategorii w zbiorze treningowym (oraz walidacyjnym) modelu detekcji obiektów infrastruktury 126
Tabela 12 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady szyn 129
Tabela 13 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady podkładów drewnianych 130
Tabela 14 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego wady podkładów betonowych 130
Tabela 15 Liczba zdjęć i zdjęć z tłem w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego wykrywającego obiekty infrastruktury 139
Tabela 16 Liczba wykrytych obiektów oraz procentowy udział każdej kategorii w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego wykrywającego obiekty infrastruktury 140
Tabela 17 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego rozjazdy 140
Tabela 18 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego podkłady 141
Tabela 19 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu klasyfikującego binarnie wady podkładów drewnianych 141
Tabela 20 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu klasyfikującego binarnie defekty podkładów betonowych 141
Tabela 21 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu klasyfikującego binarnie wady szyn 142
Tabela 22 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji rozjazdów na zbiorze testowym 145
Tabela 23 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji podkładów na zbiorze testowym 145

Tabela 24 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji podkładów jako elementów nawierzchni (zbiór testowy) 146
Tabela 25 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji wad podkładów betonowych na zbiorze testowym....146
Tabela 26 Wartości miar jakości modelu do klasyfikacji wad szyn na zbiorze testowym....147
Tabela 27 Porównanie precyzji, czułości i F1 poszczególnych modeli detekcji wad dla klas „brak wady" (0) i „wada" (1)....147
Tabela 28 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wad szyn po zbalansowaniu danych 163
Tabela 29 Wartości miar jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad szyn na zbiorze testowym.....164
Tabela 30 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji nowego modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady podkładów drewnianych 165
Tabela 31 Wartości miar jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych na zbiorze testowym 166
Tabela 32 Liczba obserwacji z każdej klasy w podzbiorach użytych do treningu i walidacji nowego modelu uczenia maszynowego klasyfikującego binarnie wady podkładów betonowych 167
Tabela 33 Wartości miar jakości poprzedniego modelu oraz nowego modelu do klasyfikacji wad podkładów betonowych na zbiorze testowym....167
Tabela 34 Podsumowanie wartości miar jakości poprzednich modeli oraz nowych modeli do klasyfikacji wad szyn, podkładów drewnianych i betonowych ..168
Tabela 35 Prawdopodobieństwo wystąpienia wady podkładów betonowych 190
Tabela 36 Zestawienie oceny degradacji G_s przypisanej przez eksperta oraz system wizyjny 192
Tabela 37 Zestawienie oceny degradacji G_p przypisanej przez eksperta oraz system wizyjny 193
Tabela 38 Analiza stopnia degradacji szyn 209
Tabela 39 Analiza stopnia degradacji podkładów....212
Tabela 40 Zakres techniczny systemu diagnostycznego w kontekście zakresu obchodu torów 229
Tabela 41 Zakres techniczny systemu diagnostycznego w kontekście zakresu obchodu torów po uzupełnieniu funkcji 230
Tabela 42 Zestawienie kosztów w modelu "Zakup urządzenia" oraz "As a service" ...232
Tabela 43 Czas obchodu normalnego torów linii nr 250 240
Tabela 44 Porównanie liczby wykrytych wad i wskaźników degradacji na 3-kilometrowym odcinku testowym....246
Tabela 45 Porównanie liczby istotnych potencjalnych wad nawierzchni torowej.....258
Tabela 46 Porównanie zagregowanego stopnia degradacji szyn i podkładów 261
Tabela 47 Porównanie kosztów dla 64 km torów (zakres techniczny 26%).....268
Tabela 48 Porównanie kosztów dla 64 km torów (zakres techniczny 63%).....269
Tabela 49 Porównanie kosztów dla linii kolejowej nr 3 (956 km, zakres techniczny 26%).....270
Tabela 50 Porównanie kosztów dla linii kolejowej nr 3 (956 km, zakres techniczny 63%).....271

SPIS RYSUNKÓW

Rysunek 1 Przykłady firm oraz ich urządzeń diagnostycznych z systemem wizyjnym 37
Rysunek 2 Udział nieprawidłowości w obszarze eksploatacji infrastruktury kolejowej w 2022 r. ... 53
Rysunek 3 Wartości graniczne dla kryteriów użytkowania szyn ... 64
Rysunek 4 Kryteria kwalifikacji podkładów kolejowych ... 65
Rysunek 5 Graniczna trwałość podkładów (w latach) ... 66
Rysunek 6 Schemat potoku przetwarzania danych ... 69
Rysunek 7 Schemat poglądowy architektury systemu wizyjnego ... 82
Rysunek 8 Stanowisko badawcze liniowe - wizualizacja ... 95
Rysunek 9 Przykładowe dane obrazowe ze stanowiska badawczego ... 100
Rysunek 10 Zdjęcie szyny zrobione kamerą liniową na stanowisku badawczym ... 101
Rysunek 11 Rozmieszczenie zespołu kamer liniowych w urządzeniu diagnostycznym ... 106
Rysunek 12 Zespół doświetlaczy ... 107
Rysunek 13 Widok boczny i czołowy modułu inspekcyjnego do rejestracji obrazu nawierzchni torowej, wykorzystywanego w prototypowym systemie diagnostycznym ... 108
Rysunek 14 Rozmieszczenie modułów prototypu urządzenia diagnostycznego ... 109
Rysunek 15 Konstrukcja ramy do montażu prototypu urządzenia diagnostycznego na ramie wózka WM15-A ... 109
Rysunek 16 Wspornik montażowy z redukcją wibracji ... 110
Rysunek 17 Przykładowe zdjęcie torowiska o długości nominalnej 4,2 metra ... 112
Rysunek 18 Mapa przejazdów drezyny na terenie Bocznicy Warszawa Grochów ... 113
Rysunek 19 Przykładowe złożone zdjęcia z kamer liniowych przed i po zastosowaniu blendingu ... 114
Rysunek 20 Detekcja elementów nawierzchni torowej przez wybrany model ... 117
Rysunek 21 Wskazanie wady na szynie lewej ... 119
Rysunek 22 Wskazanie podkładu drewnianego oraz jego wady ... 121
Rysunek 23 Schemat metody Background Image Extraction (BIE) [61] ... 125
Rysunek 24 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych ... 131
Rysunek 25 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji binarnej wad szyn ... 132
Rysunek 26 Przykładowe zdjęcie z zaznaczonymi etykietami szyn bez dociągnięcia do krawędzi ... 135
Rysunek 27 Przykładowe zdjęcie z zaznaczonymi etykietami szyn po dociągnięciu do krawędzi ... 136
Rysunek 28 Przykładowe zdjęcie ze zbioru danych użytego do klasyfikacji rozjazdów o wymiarach 2130x2100 ... 137
Rysunek 29 Architektura systemu inspekcji wizyjnej ... 143
Rysunek 30 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji rozjazdów ... 145
Rysunek 31 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji podkładów ... 146
Rysunek 32 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych ... 146
Rysunek 33 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji wad podkładów betonowych ... 147

Rysunek 34 Macierz pomyłek zbioru testowego dla modelu do klasyfikacji binarnej wad szyn. 147
Rysunek 35 Schemat powiązań pomiędzy aparatami układu automatyki 153
Rysunek 36 Wózek pomiarowy w pozycji złożonej (transportowej) 153
Rysunek 37 Urządzenie wizyjne w pozycji pomiarowej 157
Rysunek 38 Przykład obrazów pozyskanych z wózka pomiarowego - drewniane podkłady 157
Rysunek 39 Przykład obrazów pozyskanych z wózka pomiarowego - betonowe podkłady 158
Rysunek 40 Lewa część torowiska polana wodą, prawa część sucha 158
Rysunek 41 Całkowicie zaśnieżone torowisko 158
Rysunek 42 Ciała obce na nawierzchni torowej 159
Rysunek 43 Liście zalegające na nawierzchni torowej 159
Rysunek 44 Przykład zachwaszczonej nawierzchni torowej 160
Rysunek 45 Przykład nawierzchni torowej z trzecią szyną 160
Rysunek 46 Przykładowy przejazd kolejowy 161
Rysunek 47 Techniczny kanał kolejowy 161
Rysunek 48 Macierz pomyłek zbioru testowego dla nowego modelu do klasyfikacji binarnej wad szyn 164
Rysunek 49 Macierz pomyłek dla zbioru testowego dla nowego modelu do klasyfikacji wad podkładów drewnianych 165
Rysunek 50 Urządzenie diagnostycznego z przykładowymi mocowaniami 176
Rysunek 51 Widok położenia i sposobu działania zwierciadeł kamer 177
Rysunek 52 Zakres działania kamer liniowych 177
Rysunek 53 Widok izometryczny uchwytów dla wózka motorowego WM15-A 178
Rysunek 54 Widok uchwytów montażowych i urządzenia zamocowanego na wózku motorowym 179
Rysunek 55 System diagnostyczny zintegrowany z wózkiem motorowym WM15-A. 179
Rysunek 56 Pozycja uzyskana na podstawie GPS oraz INS w trakcie przejazdów testowych Odległość pomiędzy pojedynczymi zdjęciami: MIN: 4.018m | MAX: 4.353m 181
Rysunek 57 Zdjęcie nawierzchni torowej bez docinania obrazu 182
Rysunek 58 Zdjęcie nawierzchni torowej ze skonfigurowanym docinaniem ustawionym na 57px 182
Rysunek 59 Zdjęcie nawierzchni torowej z docinaniem ustawionym na 57px i blendingiem ustawionym na 8px 183
Rysunek 60 Automatyczna analiza degradacji szyn na podstawie obrazu wizyjnego z testów na bocznicy Warszawa Grochów – segmentacja, identyfikacja wad i obliczenie wskaźnika G_s 187
Rysunek 61 Przykład detekcji uszkodzeń podkładów kolejowych na podstawie analizy obrazu systemu wizyjnego 189
Rysunek 62 Wózek do transportu i montażu systemu wizyjnego 197
Rysunek 63 Adaptery systemu wizyjnego do przyczepy PWM15 198
Rysunek 64 Proces opuszczania urządzenia diagnostycznego 199
Rysunek 65 Urządzenie diagnostyczne po zakończenia montażu mechanicznego na przyczepie 199
Rysunek 66 Kalibracja na załączonym systemie diagnostycznym 200
Rysunek 67 Próbne zdjęcie z bocznicy Gdynia Cisowa 201
Rysunek 68 Rozpoczęcie rejestracji danych na linii kolejowej nr 250 203
Rysunek 69 Przejazd przez płyty betonowe 204

Rysunek 70 Pojazd szynowy na zadaszonej stacji kolejowej Gdańsk Główny 205
Rysunek 71 Zdjęcie wykonane przez urządzenie diagnostyczne w trakcie testów - przykład 1 207
Rysunek 72 Zdjęcie wykonane przez urządzenie diagnostyczne w trakcie - przykład 2 207
Rysunek 73 Analiza wskazań potencjalnych wad szyn - przykład 1 210
Rysunek 74 Analiza wskazań potencjalnych wad szyn - przykład 2 211
Rysunek 75 Analiza wskazań potencjalnych wad szyn i podkładów - przykład 1 213
Rysunek 76 Analiza wskazań potencjalnych wad podkładów - przykład 2 214

SPIS WYKRESÓW

Wykres 1 Długość linii kolejowych z ograniczoną przepustowością ruchu w latach 2022–2024 49
Wykres 2 Ocena stanu technicznego nawierzchni kolejowej w Polsce w latach 2019–2023 50
Wykres 3 Wypadki wewnątrz systemu kolejowego oraz z udziałem strony trzeciej w latach 2019- 2023 r. 51
Wykres 4 Zakresy tematyczne z najwyższym wskaźnikiem nieprawidłowości w 2023 r. w porównaniu do 2022 r. (z udziałem w 2023 r. powyżej 4) 52