

Dr hab. inż. Maciej Kusy, prof. PRz
Katedra Podstaw Elektroniki
Wydział Elektrotechniki i Informatyki
Politechnika Rzeszowska im. Ignacego Łukasiewicza
al. Powstańców Warszawy 12
35-959 Rzeszów
e-mail: mkusy@prz.edu.pl

Rzeszów, 6 czerwca 2025 r.

Recenzja rozprawy doktorskiej
mgr. inż. Olgi Kamińskiej
pt. „Computational intelligence methods for uncertain medical
and sensor data”

Prawną podstawą przygotowania recenzji rozprawy doktorskiej mgr inż. Olgi Kamińskiej jest uchwała Rady Naukowej Instytutu Badań Systemowych PAN nr BA3-0004-1/25 z dnia 14 marca 2025 r., w której Rada Naukowa powołuje recenzentów. O treści uchwały zostałem poinformowany pismem zastępcy Dyrektora ds. Naukowych – dr. hab. inż. Jana Owsńskiego, które otrzymałem w dniu 2 kwietnia 2025 r.

Niniejsza recenzja została przygotowana na podstawie rozprawy doktorskiej. Przedmiotowa praca została zrealizowana w Instytucie Badań Systemowych PAN, pod kierunkiem dr. hab. Katarzyny Kaczmarek-Majer.

Rozprawa, licząca łącznie 119 stron, obejmuje: streszczenia w języku polskim i angielskim, wprowadzenie, przegląd podstaw monitorowania zdrowia psychicznego, opis narzędzi inteligencji obliczeniowej (ang. *computational intelligence*, CI) w zastosowaniach do danych pochodzących z czujników medycznych, charakterystykę metod selekcji cech w kontekście redukcji danych medycznych, omówienie roli uczenia nienadzorowanego w ramach CI, przegląd oraz implementację wybranych zagadnień wyjaśnialnej sztucznej inteligencji w monitorowaniu zdrowia psychicznego, propozycję podejścia do klasteryzacji półnadzorowanej, szczegółową analizę wyników, część wnioskową oraz bibliografię. Zawiera także listę autorskich publikacji, dodatek, terminologię pojęć oraz łącznie 39 rysunków i 16 tabel. Literatura obejmuje 91 prac, wśród których Doktorantka jest współautorką ośmiokrotnie.

1. Tematyka pracy

Niniejsza rozprawa porusza problem opracowania rozwiązań na potrzeby monitorowania zdrowia psychicznego pacjentów poprzez opracowanie nowych metod inteligencji obliczeniowej. Metody te mają na celu: (i) wybór podzbioru najistotniejszych cech akustycznych dla danych wielowymiarowych, integrujących informacje pochodzące z kwestionariuszy psychiatrycznych; (ii) klasyfikację stanów choroby afektywnej dwubiegunowej (ang. *bipolar disorder*, BD), z uwzględnieniem zarówno dokładności podejścia, jak i jego interpretowalności; (iii) półnadzorowane podejście do walidacji, ukierunkowane na włączenie niepewności zawartej w danych medycznych oraz ocenę podobieństwa z uwzględnieniem tej niepewności.

Jako inspirację do badań Doktorantka wskazała swój udział w projektach badawczych (BDmon, Moodmon, i BIPOLAR) ukierunkowanych na opracowanie metod CI do prognozowania nadchodzących zmian fazowych u pacjentów z chorobą afektywną dwubiegunową. Dane wejściowe dla tych metod Autorka zebrała przy użyciu smartfonów a także na podstawie ocen psychiatrycznych. Należy podkreślić, iż podczas gromadzenia

i interpretacji danych behawioralnych oraz fizjologicznych, uwzględniła nieodłączne zagadnienie niepewności (zachowanie pacjenta, czynniki środowiskowe, rozbieżność w ocenie medycznej), które jest kluczowe w zaprojektowaniu odpowiednich narzędzi do wspomagania monitoringu zdrowia psychicznego.

Uważam, że podjęta w rozprawie doktorskiej mgr. inż. Olgi Kamińskiej tematyka badawcza jest z naukowego punktu widzenia ważna i aktualna.

2. Sformułowanie problemu

Głównym problemem poruszonym w ocenianej przeze mnie rozprawie był wybór podzbioru istotnych cech akustycznych charakteryzujących określony stan choroby afektywnej dwubiegunowej, z uwzględnieniem zarówno dokładności klasyfikacji, jak i jej interpretowalności. Problemem drugorzędnym podejmowanym w rozprawie była ocena podobieństwa pomiędzy częściowo oznakowanymi danymi sensorycznymi. Problem ten związany jest przede wszystkim z brakiem oraz niepewnością wynikającymi z przypisywania etykiet medycznych (psychiatrycznych).

3. Cele i teza pracy

W kontekście dogłębnej interpretacji stanów choroby BD, mgr inż. Olga Kamińska zdefiniowała w rozprawie dwa cele badawcze. Obejmują one zastosowanie zaawansowanych metod CI dostosowanych do specyfiki danych akustycznych w diagnostyce medycznej.

1. Cel główny: skuteczne rozwiązanie problemu wyboru krytycznego podzbioru cech akustycznych, które precyzyjnie charakteryzują określone stany choroby afektywnej dwubiegunowej, z uwzględnieniem nieprecyzyjności procesu przypisywania etykiet psychiatrycznych z naciskiem na interpretowalność.
2. Cel poboczny: precyzyjne określenie podobieństwa między częściowo oznakowanymi zbiorami danych w celu sprawdzenia spójności klastrów reprezentujących te same stany afektywne u pacjentów z chorobą dwubiegunową.

Uwzględniając niepewności w analizie i interpretacji danych akustycznych oraz psychiatrycznych w chorobie BD, Autorka w swoich badaniach zaproponowała trzy metody: *Uncertainty Aware Advanced Feature Selection* (UAAFS), *Explainable Compositional Multi-Layer Perceptron with Confidence Factor* (XCMLPCF) oraz *Semi-supervised Cluster Validation Agreement* (SCVA). Ich opracowanie przyczyniło się do sformułowania w pracy trzech tez:

1. Metoda UAAFS skutecznie rozwiązuje problem niepewności związany z przypisywaniem etykiet psychiatrycznych w czasie, zapewniając wybór istotnych i odpowiednich cech akustycznych na potrzeby poprawnej klasyfikacji stanów choroby afektywnej dwubiegunowej.
2. Metoda XCMLPCF pozwala na odpowiednie odwzorowanie niepewności związanej z objawami afektywnymi. Zaprojektowany dwuwarstwowy, wielowyjściowy model neuronowy umożliwia nie tylko predykcję, ale również wyjaśnienie wpływu poszczególnych cech na stan i objawy choroby — co ma szczególne znaczenie w kontekście medycznym.
3. Metoda SCVA umożliwia skuteczne określenie stopnia podobieństwa danych bez przypisanych etykiet do danych oznaczonych z uwzględnieniem czasowego charakteru zbierania danych sensorycznych i psychiatrycznych. Stanowi ona tym samym obiecujące podejście wspierające proces walidacji modelu.

5. Wkład Autorki

Jako główny wkład w rozwój dyscypliny Doktorantka wskazała trzy autorskie metody obejmujące problemy: adnotacji danych, wpływu poszczególnych cech na stan/objawy choroby oraz podobieństwa nieskategoryzowanych i oznaczonych danych (odpowiednio: UAAFS, XCMLPCF, SCVA) oraz udostępnienie repozytorium z kodem źródłowym umożliwiającym przeprowadzenie praktycznej i eksperymentalnej analizy badanej problematyki na rzeczywistych zbiorach danych.

Za dodatkowy wkład Autorka uznała omówienie: (i) problematyki monitorowania pacjentów z chorobą afektywną dwubiegunową, (ii) procesu przetwarzania danych akustycznych w kontekście zdrowia psychicznego, (iii) podejścia do modelowania niepewności związanej z oceną etykiet oraz (iv) selekcji cech z uwzględnieniem podwyższonego kosztu ich pozyskania.

4. Struktura pracy

Praca napisana jest w języku angielskim. Zaprezentowane w dysertacji zagadnienia zostały opisane w 8 rozdziałach.

Rozdział 1 zawiera sześć sekcji, w których przedstawiono motywację badawczą, zakres pracy oraz studium przypadku związane z monitorowaniem danych medycznych i sensorycznych, a następnie sformułowano problem badawczy, cele, tezy oraz wkład autorki w rozwój dyscypliny. Rozdział kończy się opisem struktury całej rozprawy.

Rozdział 2 składa się z trzech części poświęconych monitorowaniu zdrowia psychicznego i niepewnościom związanym z analizą danych w kontekście choroby afektywnej dwubiegunowej. Mgr inż. Olga Kamińska omówiła podstawowe zagadnienia medyczne, symptomy, markery głosu oraz przykłady aplikacji wykorzystywanych do monitorowania stanu psychicznego. W kolejnych sekcjach przedstawiła dwa główne obszary badań: diagnostykę i predykcyjne modelowanie epizodów nastroju oraz problem przypisywania etykiet z uwzględnieniem stopnia pewności.

Rozdział 3 obejmuje cztery sekcje, w których uzasadniono zastosowanie metod inteligencji obliczeniowej do analizy danych z czujników medycznych. Autorka przedstawiła przegląd metod selekcji cech oraz wybranych technik uczenia maszynowego i sztucznej inteligencji w analizie danych psychicznych i sensorycznych dla celów diagnostycznych. Zawarto również charakterystykę sposobów uczenia algorytmów ML na przykładzie samoorganizujących się map cech. Na zakończenie omówiono zagadnienie interpretowalności modeli ML z wykorzystaniem algorytmów wyjaśnialnej sztucznej inteligencji.

Rozdział 4 składa się z trzech sekcji poświęconych zagadnieniu selekcji cech w kontekście redukcji danych wejściowych dla algorytmów inteligencji obliczeniowej. Autorka omówiła metody UAAFS, uwzględniającą informację o niepewności etykiet oraz CCFS, która bierze pod uwagę koszt pozyskania i znaczenie cech. Przedstawiono także szczegóły techniczne, w tym pseudokod, algorytm RFE oraz wykorzystanie klasyfikatora XGBoost jako modelu bazowego.

Rozdział 5 zawiera dwie sekcje związane z uczeniem nadzorowanym w monitorowaniu zdrowia psychicznego. W pierwszej części Doktorantka przedstawiła porównanie trzech architektur sieci neuronowych (ANN, CNN, LSTM) w kontekście klasyfikacji stanów choroby afektywnej dwubiegunowej. W drugiej sekcji zaproponowała własny model klasyfikacyjny XCMLPCF, który uwzględnia niepewność etykiet, wykorzystuje ważoną funkcję straty oraz umożliwia jednoczesne przewidywanie objawów i stanów psychicznych. Model w odróżnieniu do podejścia PLENARY nie ocenia podsumowań językowych.

Rozdział 6 podzielony jest na trzy sekcje. W pierwszej z nich mgr inż. Olga Kamińska omówiła rolę uczenia nienadzorowanego w inteligencji obliczeniowej oraz przedstawiła trzy

główne techniki tego typu treningu wraz z ich zaletami i zastosowaniem do danych medycznych. W kolejnej części zaprezentowała model predykcyjny łączący metody nadzorowane (las losowy) i nienadzorowane (sieć SOM, fuzzy c-means) oraz zaproponowała miarę oceny spójności klastrów w kontekście zdrowia psychicznego. Ostatnia sekcja dotyczy metody SCVA (ang. *semi-supervised cluster agreement*), opracowanej na potrzeby rozprawy. Metoda ta służy do oceny zgodności przypisań nagrań pacjentów do klastrów w określonych przedziałach czasowych, z wykorzystaniem indeksu RAND.

Rozdział 7 podzielony jest na cztery sekcje poświęcone prezentacji wyników badań. Autorka opisała sposób pozyskiwania i przetwarzania danych oraz przedstawiła wykorzystane zasoby sprzętowe i autorskie oprogramowanie dostępne w repozytorium GitHub. W obszernej części rozdziału zaprezentowała wyniki eksperymentów dotyczących selekcji cech, strategii etykietowania, doboru architektur sieci neuronowych oraz klasteryzacji danych nieoznakowanych. Rozdział kończy się dyskusją nad uzyskanymi wynikami.

Ostatni rozdział stanowi podsumowanie rozprawy, w którym mgr inż. Olga Kamińska potwierdza zasadność przeprowadzonych badań, realizację celów oraz trafność postawionych tez. Autorka przedstawia także kierunki dalszych prac, obejmujące m.in. udział w projektach klinicznych, badania nad wyjaśnialnością modeli uwzględniających niepewność oraz analizę zależności między stopniem etykietowania a stanem pacjenta.

5. Ocena rozprawy doktorskiej

5.1. Uwagi językowe i redakcyjne

1. W tekście rozprawy można znaleźć różnego typu błędy językowe. Przykłady:

- W podsekcji 2.1.1 (str. 24) zdanie: „Recent research [47] discriminating the relation of acoustics features with particular BD symptoms.” jest gramatycznie niepoprawne — brakuje w nim orzeczenia. Zamiast imiesłowu „discriminating”, Autorka powinna użyć formy czasownikowej „discriminates”, jeśli podmiotem jest „Recent research”.
- Zdanie na tej samej stronie: „In 2024 a paper [47] appeared when authors investigated the relation between the mentioned symptoms in BD.”. Po pierwsze, wyrażenie „a paper appeared” brzmi zbyt ogólnie i potocznie; po drugie, użycie „when” odnosi się do czasu, natomiast w tym kontekście właściwe byłoby „where” lub bardziej formalne „in which”, które wskazuje na treść publikacji.
- W sekcji 2.3 (str. 31) zdanie: „Taking into account the varying confidence about labeling already at the feature selection stage is challenging and have a higher impact to considered data set.” zawiera błąd liczby („have” → „has”).
- W sekcji 4.2 (str. 45) dwa kolejno występujące zdania: „The Uncertainty Aware Advanced Feature Selection method (UAAFS) introduces information about label uncertainty to select the most relevant features in the data set. Uncertainty aware advanced feature selection method (UAAFS) consists of several information about label uncertainty to the selection of the most relevant features in the data set.”. Drugie zdanie jest powtórzeniem pierwszego, z błędną składnią; ponadto występuje w nim błąd gramatyczny i składniowy.
- W sekcji 6.3 (str. 67) zdanie: „Previous method didn’t considered some aspects like label uncertainty and treating recordings separately.” jest gramatycznie niepoprawne (błąd czasu przeszłego): „didn’t considered” → „didn’t consider”.
- W podsekcji 7.3.1 (str. 75) fragment: „For each of label scenario we considered three types of feature selection approach. In first we are taking into account all available data therefore all 4 gathered BD states” zawiera niespójność stosowania czasów przeszłego i teraźniejszego. W pracach naukowych zalecana jest konsekwencja w używaniu jednego czasu – najczęściej przeszłego, gdy opisywane są już wykonane eksperymenty.

2. W pracy można znaleźć błędy interpunkcyjne/stylistyczne/edytorskie.

3. Doktorantka często posługuje się formą pierwszej osoby liczby pojedynczej, co nie jest typowe dla literatury naukowej, zwłaszcza technicznej. Jest to szczególnie niewłaściwe w odniesieniu do prac współautorskich, gdzie przypisuje sobie autorstwo zespołowe. Dodatkowo w pracy występuje niespójność stylu – pojawiają się także formy liczby mnogiej. Odciąga to uwagę od treści merytorycznej. Zalecane jest stosowanie formy bezosobowej. Nie jest konieczne odnoszenie się przez Doktorantkę do zaprezentowanych powyżej uwag.

5.2. Uwagi krytyczne

Uwagi ogólne:

1. W jaki sposób macierze $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{r \times p}$, reprezentujące pojedyncze nagrania pacjentów w postaci sekwencji ramek czasowych z cechami akustycznymi, zostały przekształcone do postaci wektorowej, wykorzystywanej jako rekord wejściowy w dalszych analizach? Czy zastosowano agregację statystyczną wzdłuż wymiaru czasowego? Jeśli tak, to jakie konkretnie statystyki zostały użyte? Warto przy tym doprecyzować, że jeżeli liczba statystyk wynosi i , to długość powstałego wektora agregowanego wynosi $i \cdot p$. Dopiero w podsekcji 7.3.1 pojawia się pewna informacja na temat wektora $\mathbf{W}_{rp}$; ale jak jest dokładnie tworzony?
2. Jak liczna jest przestrzeń wejściowa? Czy cechy (atrybuty) poszczególnych rekordów zostały przedstawione w tabeli w sekcji „Dodatek”, zgodnie z opisem we wstępie? Tabela zawiera 38 wierszy — czy zatem mamy do czynienia z 38 atrybutami? W przedostatnim wierszu wyszczególniono różne typy częstotliwości — czy oznacza to, że ten wiersz odpowiada trzem oddzielnym cechom? W sekcji 1.3 we wzorze (2) rozmiar wektora $\mathbf{W}_{rp}$ wynosi 516, natomiast w sekcji 7.1 mowa jest o 86 parametrach akustycznych.
3. Jaka jest liczność zbioru wejściowego? Czy można ją jakoś uogólnić, podać jedną wartość, bo przecież zbiór stanowi podstawę badanej problematyki? Czy liczba rekordów zależy może od przeprowadzanej analizy: • problem selekcji cech metodą UAAFS (tabela 9, łącznie 8033 przypadki); • klasyfikacja stanów BD za pomocą modeli neuronowych (tabela 13, łącznie 2664 przypadki); • skuteczność/wyjaśnialność modeli XCMLP i XCMLPCF w rozpoznawaniu klas i symptomów choroby BD (informacja niedokładna: „...dataset similar as was mentioned in Figure 26”); • klasteryzacja na podstawie topologii SOM i walidacja zgodności klasteryzacji metodą SCVA (informacja niedokładna: „...clustering all data collected in the study”).
4. Uogólniając uwagi 1, 2 i 3: nie udało mi się znaleźć w rozprawie jednoznacznej informacji dotyczącej reprezentacji danych. Brak ten rzutuje bezpośrednio na sposób konstruowania architektur modeli neuronowych wykorzystanych w pracy. Przykładowo, jeśli pojedyncza macierz $\mathbf{M}$ o wymiarach $R \times P$ reprezentuje jeden rekord wejściowy, to nie wiadomo, w jaki sposób jest ona przetwarzana na potrzeby wejść stosowanych klasyfikatorów (SVM, KNN, sieci neuronowe)? A może wektor $\mathbf{W}_{rp}$ traktowany jest jako rekord wejściowy?

Uwagi do poszczególnych rozdziałów:

1. Uwagi do Rozdziału *Introduction*
 - Formułując główny cel badawczy, Autorka wykorzystwała termin nieprecyzyjność (*imprecision*) w kontekście procesu przypisywania etykiet, podczas gdy w pracy głównie używana jest w tym ujęciu niepewność (*uncertainty*). Uważam to za błąd, gdyż: niepewność odnosi się do braku wiedzy lub wieloznaczności co do tego, która z możliwych etykiet jest prawidłowa, natomiast nieprecyzyjność odnosi się do niewystarczającej dokładności etykiety jako opisu stanu.
 - Tytuł sekcji 1.5 – „Major Contributions” jest w mojej opinii niepełny; nie wskazuje, czego konkretnie dotyczą te wkłady: rozwoju dyscypliny naukowej, rozwiązywania problemów klasyfikacji/selekcji cech/niepewności oznaczania danych w kontekście choroby BD.

2. Uwaga dotycząca *Rozdziału 3*

Sekcja 3.2 przedstawia metody sztucznej inteligencji do analizy danych z czujników medycznych. Autorka ograniczyła się jednak do ogólnego przeglądu klasycznych, powszechnie znanych podejść w obszarze uczenia nadzorowanego. Opisane metody nie zostały odniesione do specyfiki danych z czujników medycznych, co sugeruje tytuł sekcji. Podobna niespójność występuje również w sekcjach 3.3 oraz 3.4.

3. Uwagi dotyczące *Rozdziału 4*

- Autorka wprowadziła niepoprawny podział w zakresie selekcji cech. Zgodnie z rysunkiem 9, metody typu filter, wrapper i embedded są poprawnie sklasyfikowane jako przykłady podejścia typu selekcja cech, natomiast redukcja wymiarowości została potraktowana jako jej osobna podkategoria. Tymczasem redukcja wymiarowości obejmuje dwa główne podejścia: selekcję cech (obejmującą właśnie metody filter, wrapper i embedded) oraz ekstrakcję cech (np. PCA, LDA). Zatem przedstawiony podział jest błędny i prowadzi do nieścisłości pojęciowej. W cytowanym artykule [36] taki podział nie został zdefiniowany.
- Ostatnie dwa akapity sekcji 4.3 są nieczytelne i wymagają doprecyzowania.
 - (i) W przedostatnim akapicie: jakie konkretnie eksperymenty Autorka ma na myśli? Jakie dane zostaną w nich wykorzystane? Można przypuszczać, że chodzi o porównanie algorytmu CCFS, ale z jakim jego „tradycyjnym odpowiednikiem”? Dodatkowo, w zdaniu występuje błąd stylistyczny – dwukrotnie użyto słowa „compare”.
 - (ii) W ostatnim akapicie: nie wiadomo, o jakie cechy akustyczne chodzi, ani jak należy rozumieć sformułowanie „first-worth results”, które pozostaje całkowicie niejasne bez wcześniejszego wyjaśnienia?

4. Uwagi dotyczące *Rozdziału 5*

- Rozdział nie przedstawia uzasadnienia zastosowania modeli neuronowych do klasyfikacji stanów choroby afektywnej dwubiegunowej. Dlaczego wybrano właśnie takie modele, a nie inne? Nie jest również znany format sygnału wejściowego audio ani sposób dostosowania danych wejściowych do wymagań poszczególnych architektur. Niejasne pozostaje także, w jaki sposób reprezentowane są stany choroby BD oraz jak uwzględniono je w strukturze warstwy wyjściowej poszczególnych sieci. W związku z tym brakuje precyzyjnego opisu odwzorowania wejście–wyjście w kontekście rozpatrywanych modeli. Tego typu informacje powinny zostać jasno przedstawione we wstępie do rozdziału 5.
- W opisie sieci ANN brakuje kluczowych informacji: jaki jest rozmiar warstwy wejściowej, dlaczego zastosowano 32 neurony ukryte z aktywacją ReLU, z czego wynika obecność warstwy opuszczającej (*dropout*). Argumentacja „preventing overfitting” nie jest wystarczająca — istnieje wiele alternatywnych mechanizmów ograniczających przeuczenie (np. redukcja liczby neuronów, dobór funkcji aktywacji, sposób uczenia sieci czy długości procesu uczenia). Autorka powinna również wskazać, jaki algorytm uczący został zastosowany do trenowania tej sieci.
- Zastosowana architektura sieci typu CNN zaprojektowana jest w podejściu „from scratch”, jednak brakuje uzasadnienia dla takiego wyboru struktury. W szczególności nie wyjaśniono, dlaczego zdecydowano się na filtr wejściowy o rozmiarze 3, co w przypadku danych jednowymiarowych (sygnałowych) wymaga szczególnej ostrożności. Nie podano również informacji o rozmiarze warstwy wejściowej ani wyjściowej, a ich dopasowanie do charakterystyki danych stanowi kluczowy aspekt poprawnego działania sieci CNN.
- W sekcji 5.2 (str. 57) zdanie: „The third component of PLENARY involves creating linguistic summaries based on SHAP values.” SHAP (ang. *Shapley Additive exPlanations*) to konkretna metoda i narzędzie do wyjaśniania predykcji modeli ML.

Autorka powinna użyć formy „Shapley values”, gdyż termin ten definiuje abstrakcyjną koncepcję matematyczną, natomiast SHAP (narzędzie) na niej bazuje.

5. Uwagi dotyczące *Rozdziału 6*

- Sekcja 6.2; fragment: „For our analyses, we considered the ground truth to encompass seven days before a clinical visit and two days afterward [34] with an equal degree of validity of the label. Next, trained and tested self-organizing maps. The resulting clusters were subsequently used as input for the random forest algorithm.”. Opis nie zawiera żadnych informacji ani na temat ogólnej struktury wykorzystanej sieci SOM, ani uzasadnienia, dlaczego ją właśnie wybrano. Również rola i cel algorytmu Random Forest pozostają niejasne: w jaki sposób został on wykorzystany na podstawie uzyskanych klastrów?
- Wzór (18) wymaga lepszego wyjaśnienia. Jak zdefiniowane są częstotliwości $f_{1,k}$ oraz $f_{2,k}$? Czy liczone są one zgodnie z formułą (17)?
- Pytania dotyczące sekcji 6.3:
 - a) Jaka jest argumentacja zastosowania sieci SOM do klasteryzacji w podejściu SCVA?
 - b) Czy rekordami wejściowymi były nagrania reprezentowane jako macierze $\mathbf{M}_{rp}$ przekształcone do postaci wektorowej ($\mathbf{W}_{rp}$)?
 - c) Czy nagrania te zostały wcześniej przypisane do klastrów przy użyciu sieci SOM, a następnie wyodrębniono tylko te, które mieściły się w ustalonym oknie czasowym wokół wizyty lekarskiej (np. od $t(-4)$ do $t(+1)$)?
 - d) Czy po wybraniu tych nagrań uporządkowano je według odległości czasowej (liczby dni) od daty wizyty, aby przeanalizować rozkład przypisań do klastrów przed i po wizycie; upraszczając – na podstawie ilustracji na rysunku 21: czy każda kropka reprezentuje jedno nagranie danego pacjenta w danym dniu, a jej kolor wskazuje, do którego klastra sieć SOM przypisała to nagranie?

6. Uwagi dotyczące *Rozdziału 7*

- W tabeli 9 przedstawiono rozkład klas jako względnie zbalansowany. Jakie jest uzasadnienie użycia wskaźników *F1*, *precision* i *recall* do oceny skuteczności modeli XGBoost, SVM i KNN, jeżeli parametry te stosuje się przy dużym niezbalansowaniu klas?
- Czy wyniki zaprezentowane w Tabelach 10-12, 14 i 15 są otrzymane po pojedynczej symulacji? Jeśli tak, to mogą one być statystycznie niemiarodajne.
- Wypunktowanie obserwacji znacznie ułatwiłoby analizę wyników podsekcji 7.3.4.

5.3. Uwagi drobne:

1. W opisie wzoru (1) zmienne R, P, L, I, K pisane są raz czcionką pochyłą, raz prostą, natomiast we wzorze (2) nie występuje zmienna a , jak to wyjaśniono poniżej.
2. Rysunek 6 jest niewyraźny i sprawia wrażenie nieprofesjonalnego. Brakuje zastosowania indeksacji dolnej zmiennej czasowej, co utrudnia odniesienie do tekstu na osi odciętych. Na rysunku 7 oś rzędnych nie została opisana. Co oznacza „value” – czy jest to przedmiotowa „confidence”, gdzie 1 oznacza 100% pewności?
3. Opisując metody sztucznej inteligencji w sekcji 3.2, warto byłoby odwołać się do odpowiednich źródeł literaturowych, zwłaszcza że przedstawione podejścia reprezentują aktualny stan wiedzy.
4. Rozdział 5 (str. 52) ostatni akapit: „In that section” → „In this/current section”.
5. W pracach naukowych numeracja tabel i rysunków najczęściej przyjmuje format numer_rozdziału.numer_tabeli/rysunku, co ułatwia powiązanie danego elementu graficznego z treścią konkretnego rozdziału. W rozprawie Autorka zastosowała numerację

- ciągłą, nieuwzględniającą numerów rozdziałów. Można przypuszczać, że wynika to z zastosowanego szablonu LaTeX, który wymusza taki styl formatowania.
6. Rysunki 19, 24, 25, 27, 30 i 31 są nieczytelne (zbyt mała czcionka etykiet).
 7. Wzór na znormalizowaną różnicę bezwzględną $a_{tA,tB}$ nie ma numeracji (str. 65).
 8. Pod wzorem (18) brakuje informacji na temat znaczenia zmiennych: k_{max} , r_{max} , r_{min} .
 9. Sekcja 7.1 (str. 71) zdanie: „Raw Data Approach: The first approach (presented in Section 1.3 as A1) involves using the raw data for each conversation.”. W sekcji 1.3 nie ma mowy o podejściu A1. Ta sama kwestia – zdanie: „Aggregated Data Approach: The second approach (presented in Section 1.3 as A2) aggregates the data from each conversation by calculating the mean value for all acoustic parameters.”. W sekcji 1.3 (Problem statement) nie ma mowy o podejściu A2.
 10. W rozdziale 7 opisy (osie/legenda/tytuł) wybranych rysunków są w języku polskim (np.: 27, 28, 30, 31, 36, 37).
 11. Podsekcja 7.3.4 (str. 90) zdanie: „Figure [32, 33, 34, 35] show...”. Ten styl sugeruje odwołanie się do pozycji bibliograficznych. Alternatywa: „Figures 32–35”.
- Nie jest konieczne odnoszenie się przez Doktorantkę do zaprezentowanych powyżej uwag drobnych.

5.4. Ocena ogólna

Formułując ocenę ogólną, należy przede wszystkim podkreślić, iż mgr inż. Olga Kamińska bardzo dobrze rozumie wyzwania związane ze wspieraniem lekarzy w opiece nad osobami cierpiącymi na zaburzenia afektywne. Choroba afektywna dwubiegunowa to przewlekła dolegliwość psychiczna, objawiająca się skrajnymi zmianami nastroju – od epizodów manii po stany głębokiej depresji.

Doktorantka identyfikuje problem wyboru istotnych cech akustycznych, które trafnie opisują stany afektywne, przy jednoczesnym zachowaniu interpretowalności wyników i uwzględnieniu niepewności związanej z danymi oraz etykietami od lekarzy. Zaproponowana przez nią metoda, która bierze pod uwagę tę niepewność już na etapie selekcji cech, pozwala stworzyć model zwiększający trafność klasyfikacji stanu pacjenta.

Potrafi uwzględnić niepewność związaną z nadawaniem etykiet medycznych na podstawie nieoznaczonych lub niepewnych danych oraz zastosować architekturę złożonego modelu neuronowego do jednoczesnej oceny stanu pacjenta i jego objawów. Zastosowanie zaproponowanego rozwiązania w połączeniu z technikami wyjaśnialnymi sprawia, że podejście to jest nie tylko precyzyjne, lecz także bardziej interpretowalne, co ma istotne znaczenie w zastosowaniach klinicznych.

Dostrzega problem niekompletnego i niespójnego etykietowania poprzez ocenę podobieństwa między danymi oznakowanymi a nieoznakowanymi, co umożliwia bardziej efektywne wykorzystanie dużych i często niespójnych zbiorów danych. Autorka opracowuje w tym celu metodę umożliwiającą weryfikację spójności skupień w sytuacji, gdy dostępne są dane częściowo oznakowane, biorąc pod uwagę odległość od danej etykiety.

Praca doktorska mgr inż. Olgi Kamińskiej ma charakter eksperymentalny, co wyraźnie widać w obszernych sekcjach prezentujących wyniki badań w rozdziale 7. Takie podejście jest niezbędne ze względu na liczbę i charakter przebadanych modeli CI w ogólnie rozumianej diagnozie choroby BD.

Pomimo niewątpliwej wartości merytorycznej, rozprawa zawiera kilka obszarów wymagających dopracowania, na które zwróciłem uwagę we wcześniejszych komentarzach. Obejmują one zarówno kwestie kluczowe, jak i drobniejsze detale. W ujęciu ogólnym można zauważyć, że w pracy nie podano jasnej, spójnej i precyzyjnej informacji na temat reprezentacji ciągu wejściowego. Autorka mogłaby również pokusić się o zaprezentowanie danych surowych

w postaci sygnałów. Brakuje także dokładnej argumentacji, a co za tym idzie – parametryzacji stosowanych modeli. Ze względu na „informatyczny” charakter rozprawy, w rozdziałach 5, 6 i 7 warto byłoby sformalizować zaproponowane rozwiązania w ujęciu algorytmicznym. Wreszcie, całość pracy należałoby poddać korekcie językowej i edytorskiej.

Niezależnie od opisanych przeze mnie niedociągnięć, praca posiada ogromny potencjał, który można jeszcze bardziej wyeksponować poprzez uwzględnienie przedstawionych uwag. Odpowiedzi na zawarte w recenzji komentarze i pytania niewątpliwie utwierdzą mnie w przekonaniu, iż opracowany materiał jest kompletny, a przede wszystkim unikalny.

Elementami wyróżniającymi całościowy dorobek Autorki są liczne prace zbiorowe powiązane z tematyką rozprawy. Wśród nich należy przede wszystkim wymienić artykuł naukowy opublikowany w renomowanym międzynarodowym czasopiśmie *Information Sciences* (2022 IF = 9.01). W roku publikacji artykuł ten w ostatecznej formie znalazł się w wykazie sporządzonym zgodnie z przepisami wydanyymi na podstawie art. 267 ust. 2 ustawy z dnia 20 lipca 2018 r. „Prawo o szkolnictwie wyższym i nauce” (Dz. U. 2018 poz. 1668 z późn. zm.).

6. Podsumowanie

Rozprawa doktorska mgr inż. Olgi Kamińskiej, przygotowana pod opieką dr hab. Katarzyny Kaczmarek-Majer, stanowi oryginalne rozwiązanie zagadnienia naukowego oraz potwierdza ogólną wiedzę teoretyczną i praktyczną Doktorantki w danej dyscyplinie naukowej. Na podstawie przedmiotowego przeglądu literatury, opisu zagadnień teoretycznych, sformułowania problemu, wykonanej analizy porównawczej, prezentacji wyników badań i udowodnienia postawionych tez uważam, iż wiedzę Autorki w dyscyplinie *informatyka techniczna i telekomunikacja* należy ocenić bardzo wysoko.

Stwierdzam zatem, że recenzowana przeze mnie rozprawa doktorska mgr inż. Olgi Kamińskiej pt. „Computational intelligence methods for uncertain medical and sensor data” spełnia kryteria określone w ustawie z dnia 20 lipca 2018 r. „Prawo o szkolnictwie wyższym i nauce” (Dz. U. 2018 poz. 1668 z późn. zm.). Na tej podstawie wnioskuję do Rady Naukowej Instytutu Badań Systemowych PAN o dopuszczenie Doktorantki do dalszych etapów przewodu doktorskiego.



Dr hab. inż. Maciej Kusy, prof. PRz