

Wpłynęło dnia.....19.05.2020
Zarejestrowano pod Nr.....68/2020

Wrocław, 10.05.2020 r.

Prof. dr hab. inż. Marek Kurzyński
Politechnika Wrocławska
Wydział Elektroniki
Katedra Systemów i Sieci Komputerowych

RECENZJA

rozprawy doktorskiej mgr. inż. Norberta Kapińskiego
pt. *Proces gojenia ścięgna Achillesa oceniany przez fuzję danych z wykorzystaniem
głębokich sieci neuronowych.*

1. Zakres i cel rozprawy

Opiniowana praca doktorska jest rozprawą z zakresu komputerowego wspomaganie decyzji medycznych poprzez przetwarzanie, analizę i rozpoznawanie informacji obrazowej, ukierunkowanej na ocenę procesu gojenia ścięgna Achillesa po jego całkowitym zerwaniu i po zabiegu rekonstrukcyjnym w trakcie długoczasowego procesu rehabilitacji. Obejmuje złożoną problematykę analizy zadania oceny stanu ścięgna w celu zdefiniowania cech różnicujących stopień zaawansowania procesu gojenia, pozyskiwania obrazów MRI, ich przetwarzania w celu poprawy jakości, wydobycia obiektów i wyznaczenia cech morfometrycznych, a także metody i algorytmy regresji zmierzające do wyznaczenia stosownej liczbowej oceny rozpatrywanego procesu gojenia. Zawiera również wyniki bogatych badań eksperymentalnych weryfikujących przydatność proponowanych koncepcji i algorytmów oraz dyskusję rezultatów analiz porównawczych opracowanych metod.

Medyczna diagnostyka obrazowa znajduje – w miarę rozwoju technik obrazowania – coraz większe zastosowanie w codziennej praktyce klinicznej. Mimo dużej na ogół zawartości informacyjnej obrazu, która ułatwia określenie stanu pacjenta i podjęcie stosownej decyzji diagnostycznej, terapeutycznej, bądź monitorującej proces leczenia, obrazowanie medyczne dostarcza także wielu problemów. Wynikają one przede wszystkim z trudności w oddzieleniu obiektu istotnego od tła, odróżnieniu informacji bardziej od mniej istotnej, czy na wyodrębnieniu określonych klas obiektów istniejących w obrazie. Trudności przysparza także liczbową oceną niektórych cech charakteryzujących analizowane obiekty, która często jest wręcz niemożliwa do przeprowadzenia na drodze wzrokowego oglądu. Zastosowanie w tym zakresie metod komputerowego przetwarzania i analizy obrazów stanowi niewątpliwie ułatwienie w ilościowej ocenie obiektów zawartych na obrazie, która może być dalej wykorzystana w automatycznym procesie komputerowego wspomaganie podejmowania decyzji.

Niniejsza praca mieści się w tym właśnie bardzo aktualnym nurcie informatyki medycznej, dlatego tematykę podjętą w rozprawie uważam za oryginalną, uzasadnioną i ważną dla współczesnych prac w obszarze przetwarzania i analizy medycznej informacji obrazowej oraz

wspomagania procesów decyzyjnych w medycynie. Pozytywna ocena tematu rozprawy wynika również z faktu, iż każda praca z tego zakresu, której wynikiem są konstruktywne algorytmy przetwarzania, analizy i klasyfikacji informacji obrazowej ukierunkowane na konkretny medyczny problem decyzyjny, jest celowa i ważna z praktycznego punktu widzenia.

2. Zawartość rozprawy

Recenzowana praca składa się z 7 rozdziałów poprzedzonych streszczeniami w języku polskim i angielskim, spisem rysunków i tabel, dodatku oraz bibliografii zawierającej 153 pozycje i obejmuje 145 stron maszynopisu. W rozdziale pierwszym (*Wstęp*) wprowadzającym w „klimat” pracy przedstawiono informacje dotyczące szybkiego rozwoju technik obrazowania medycznego oraz zwrócono uwagę na ich ścisły związek z nowatorskimi metodami komputerowego przetwarzania informacji, a wśród nich z głębokimi sieciami neuronowymi, mieszczącymi się w obszarze sztucznej inteligencji. Podkreślono również znaczenie architektur obliczeniowych pozwalających na efektywną komputerową implementację zaawansowanych algorytmów. Rozdział drugi (*Cel i przebieg pracy*) zawiera sformułowanie tezy pracy oraz jej celów: głównego i pobocznych, a także medyczny kontekst problemu diagnostycznego rozpatrywanego w pracy. Przedstawiono tu również strukturę pracy oraz w ujęciu syntetycznym zawartość poszczególnych rozdziałów. Rozdział 3 zatytułowany *Monitorowanie procesu gojenia ścięgna Achillesa* poświęcony został w całości medycznemu aspektowi rozpatrywanego problemu diagnostycznego. W pierwszej kolejności Autor informuje Czytelnika bardzo szczegółowo o anatomii ścięgna Achillesa, jego biomechanice i roli jaką pełni w organizmie, urazach ścięgna i ich kategoriach, przyczynach urazów i częstości ich występowania, czynnikach (wewnętrznych i zewnętrznych) sprzyjających urazom ścięgna oraz o całościowym przebiegu procesu leczenia (metody leczenia, rehabilitacja, fazy procesu gojenia). W następnej części rozdziału znajdujemy dość szczegółową wiedzę na temat wykorzystywanej dalej techniki obrazowania medycznego zwanej rezonansem magnetycznym (MRI), poczynwszy od podstaw techniki mającej swe źródła w mechanice kwantowej, poprzez różne fizyczne zjawiska i prawa matematyczne nimi rządzące (np. równanie Larmora), aż do sposobów ustawień urządzeń do MRI i parametrów obrazowania prowadzących do różnych wynikowych sekwencji obrazów i ich modalności, dających różne możliwości diagnostyczne. Łącznie przedstawiono tu 10 sekwencji (wraz z podgrupami). W kolejnej części rozdziału przedstawiono również szczegółowo badanie ultrasonograficzne (USG) jako kolejną technikę obrazowania wykorzystywaną w pracy w analizach porównawczych. Rozdział kończy część poświęcona badaniom biomechanicznym, których celem jest określenie własności mechanicznych różnych struktur organizmów żywych. Opisane tu zostały między innymi pomiary biomechaniczne wykorzystywane w pracy. Rozdział 4 zatytułowany *Konwolucyjne sieci neuronowe* obejmuje prezentację algorytmów uczenia głębokich sieci neuronowych oraz architektury wybranych sieci konwolucyjnych (AlexNet, GoogLeNet, ResNet), które były stosowane w zaproponowanej koncepcji wnioskowania o stanie gojącego się ścięgna Achillesa i w prowadzonych badaniach eksperymentalnych. W rozdziale, chociaż tytuł na to nie wskazuje, przedstawiono także szereg innych zagadnień koncepcyjnych, takich jak problem nadmiernego dopasowania, metoda walidacji krzyżowej, metody selekcji cech typu filtr, metody regresji liniowej z mechanizmem selekcji zmiennych niezależnych, metody redukcji

cech (w szczególności PCA), miary oceny jakości klasyfikatorów binarnych, metody zespołowe. Rozdział kończy literaturowa analiza zastosowań metod głębokiego uczenia w medycynie wraz z przykładowymi wynikami.

Dwa kolejne rozdziały zawierają oryginalne wyniki Doktoranta. W rozdziale 5 (*Nowa metoda oceny procesu gojenia ścięgna Achillesa*) przedstawiono w pierwszej kolejności opracowaną metodę i jej składowe, zbiory danych rzeczywistych wykorzystywane w badaniach eksperymentalnych, sposób wyznaczenia wzorcowej (referencyjnej) oceny procesu gojenia ścięgna Achillesa poprzez zespół ekspertów (radiolodzy, ortopedzi). W dalszej części rozdział zawiera wyniki poszczególnych eksperymentów przeprowadzonych na różnych zbiorach danych i ukierunkowanych na konkretne zagadnienia poznawcze (rozdzielenie ścięgna zdrowego i po zerwaniu, redukcja wymiaru wektora cech, wybór sekwencji MRI, ocena procesu gojenia z wykorzystaniem macierzy błędu i krzywej gojenia). Rozdział 6 (*Testy nowej metody*) obejmuje także wyniki badań eksperymentalnych, ale związane z analizami porównawczymi z innymi metodami automatycznej oceny procesu gojenia ścięgna Achillesa. Opracowaną metodę porównano z oceną generowaną przez wybrane sieci konwolucyjne przetwarzające obrazy sekwencji MRI oraz sieci konwolucyjne, ale działające na obrazach USG. Dokonano również porównania metody z wynikami badań biomechanicznych oraz testu ATRS. Pracę kończy rozdział 7 (*Podsumowanie*) zawierający syntetyczne podsumowanie uzyskanych wyników oraz propozycje dalszych prac w rozpatrywanym obszarze. W dodatku przedstawiono krótką informację o aplikacji webowej AchillesDL powstałej w ramach projektu START i służącej do przeglądania i etykietowania danych radiologicznych.

Choć przedstawioną rozprawę doktorską pod względem układu, podziału na rozdziały, oraz poziomu edytorskiego (na podkreślenie zasługuje bardzo bogata i trafnie skomponowana sfera ilustracyjna) oceniam pozytywnie, to należy tu wnieść pierwszą uwagę krytyczną dotyczącą niewłaściwego rozróżnienia treści ważnych dla pełnego zrozumienia osiągnięć Doktoranta i treści nieistotnych, do których w dalszej części pracy się nie nawiązuje. Przykładowo, z jednej strony w rozdziałach 2 i 3 jesteśmy szczegółowo informowani o anatomii ścięgna Achillesa, czy o zjawiskach fizycznych będących podstawą badań obrazowych RMI i USG, wraz z rysem historycznym sięgającym początków XX w. i pierwszych prac z zakresu fizyki jądrowej (dla MRI) oraz czasów Pitagorasa, Arystotelesa i braci Curie (dla USG). Z drugiej zaś w pracy nie przedstawiono istotnych szczegółów dotyczących opracowanej metody (np. brak informacji o meta-regresorach) i przeprowadzonych badań eksperymentalnych, co pozostawia niektóre z kluczowych pytań bez odpowiedzi i niepotrzebnie utrudnia właściwy odbiór pracy. Dalsze szczegóły związane z wymienioną uwagą zostały przedstawione w punkcie 4 opinii.

3. Uzyskane wyniki

Celem pracy było wykazanie następującej tezy (teza pracy nie została sformułowana *explicite*, ale jest wyłowiona z tekstu, zakończonym zwrotem (cyt.) *co stanowi hipotezę tej pracy* (str.5)):

Cechy ekstrahowane przez głębokie sieci neuronowe będą skuteczne do oceny procesów patofizjologicznych widocznych w obrazowaniu medycznym, takich jak gojenie tkanki miękkiej.

Aby zweryfikować sformułowaną hipotezę, Autor przedstawia następujące cele pracy:

Cel główny (cyt.): *Opracowanie automatycznej metody oceny gojenia się ścięgna Achillesa, bazującej na fuzji danych z wykorzystaniem głębokich sieci neuronowych.*

Cele poboczne (cyt.):

1. *Wybór efektywnego kosztowo i czasowo protokołu badania bazującego na technikach obrazowania medycznego, a dokładniej rezonansu magnetycznego.*
2. *Przetestowanie różnego rodzaju podejść związanych ze szkoleniem głębokich sieci neuronowych.*
3. *Porównanie wyników oceny nowej metody z wynikami klasyfikacji bazującej na danych z ultrasonografii.*
4. *Porównanie wyników oceny nowej metody z oceną funkcjonalną, rutynowo stosowaną do wspomagania rehabilitacji po urazie ścięgna.*

Realizacja sformułowanych celów doprowadziła do uzyskania następujących wyników szczegółowych:

1. Zaproponowanie systemu regresyjnego, który wyznacza ocenę procesu gojenia uszkodzonego ścięgna Achillesa (w skali 0 – 7) dla 6 różnych wskaźników na podstawie obrazów przekrojowych uzyskaniach z badań MRI oraz 46 cech morfometrycznych uzyskanych z wysegmentowanego obszaru ROI. W pierwszej kolejności następuje ekstrakcja 4096 cech z obrazu z wykorzystaniem wytrenowanej głębokiej sieci konwolucyjnej, a następnie odbywa się redukcja cech z zastosowaniem metody PCA. Uzyskane w ten sposób 200 cech wraz z cechami morfometrycznymi są kolejno przetwarzane przez algorytm regresji liniowej LASSO, gdzie następuje dodatkowa selekcja cech, a następnie przez tzw. meta-regresor i – na etapie końcowym – wyniki dla różnych obrazów przekrojowych są uśrednione z odrzuceniem wartości skrajnych (tzw. średnia trymowana). Do budowy zastosowanych metod i algorytmów zastosowano procedury uczenia nadzorowanego, których podstawą był zgromadzony zbiór danych klinicznych. Na zbiór ten składały się wyniki badań MRI dla 29 zdrowych osób oraz badania 60 pacjentów z zerwanym ścięgnem Achillesa przeprowadzone dla 10 różnych odstępów czasowych od urazu (przed operacją oraz 9 badań w okresach od 1 tygodnia do 1 roku po operacji). Każde badanie zostało opisane przez radiologa-eksperta pod względem 6 parametrów oceniających w skali 0-7 stan ścięgna (stopień zaawansowania procesu gojenia) pod różnym kątem. Zgromadzone dane posłużyły także w badaniach eksperymentalnych jako dane testowe – zastosowano tutaj metodę wielokrotnej walidacji krzyżowej.
2. Przeprowadzenie bogatego zestawu badań eksperymentalnych oraz analiz porównawczych:
 - 2.1. Eksperymentalny wybór rodzaju głębokiej sieci neuronowej (spośród 3 porównywanych sieci: AlexNet, ResNet-18 i GoogleNet), która w zaproponowanym systemie wnioskowania będzie pełniła rolę ekstraktora cech opisujących obrazy przekrojowe MRI. Jako kryterium przyjęto tutaj jakość klasyfikatora binarnego (zdrowy/chory) wykorzystującego wyekstrahowane cechy oraz czas uczenia sieci. Wybór padł na sieć AlexNet – była ona zdecydowanie najszybsza i dawała jakość klasyfikacji powyżej 99% poprawnych decyzji.
 - 2.2. Badanie procedury redukcji cech PCA w celu między innymi określenia liczby składowych głównych. Wybrano 200 składowych, co daje poziom bliski 99% skumulowanej wariancji.
 - 2.3. Wybór sekwencji rezonansu magnetycznego, które będą stosowane w zaproponowanej metodzie automatycznej oceny. W pierwszej kolejności przeanalizowano wizualnie histogramy

dla 10 różnych sekwencji i modalności zwracając uwagę na ich lokalne maksima. Przeprowadzony ogląd wraz z wyznaczonymi współczynnikami korelacji dla niektórych sekwencji doprowadził do wyboru sekwencji T2*GRE TE_MIN.

2.4. Kolejny eksperyment miał na celu wybór parametru α w kryterium metody regresji liniowej LASSO. Najlepszy rezultat uzyskano dla $\alpha=0.1$, dla którego przedstawiono również predykty (dla 6 różnych wielkości opisujących stan ścięgna) pozostawionych po selekcji metodą LASSO. Liczba wyselekcjonowanych predykatów waha się od 12 do 16.

2.5. Eksperymentalne porównanie wyników oceny procesu gojenia przez zaproponowaną metodę z oceną radiologa-eksperta. Przeprowadzone badania składały się z 3 eksperymentów. W pierwszym eksperymencie wyznaczono tzw. macierz błędu, której komórki zawierają błędy MAE dla badań, których moment wykonania (tydzień, jaki upłynął od zabiegu) był wcześniej rozpoznany przez radiologa i metodę automatyczną. Najmniejsze błędy, świadczące o dobrym modelowaniu oceny eksperta przez metodę automatyczną powinny układać się na przekątnej macierzy błędu. Odległość rzeczywistego przebiegu najmniejszych błędów od przekątnej oceniono przy pomocy zaproponowanego wskaźnika będącego polem powierzchni pomiędzy krzywą określającą wartości minimalne błędu MAE a wartościami na przekątnej. W drugim eksperymencie problem oceny ścięgna sformułowano jako zadanie klasyfikacji z 8 klasami oznaczającymi ocenę sprowadzoną do liczb całkowitych od 0 do 7. Przedstawiona tutaj macierz pomyłek precyzuje charakter poprawnych i błędnych ocen. Trzeci eksperyment pokazuje na szeregu wykresach przebieg tzw. krzywej gojenia według oceny radiologa-eksperta oraz według oceny uzyskanej przy pomocy opracowanej metody. Wyniki zostały przedstawione dla wszystkich 6 sformułowanych wskaźników oceny stanu ścięgna oraz dla 4 różnych pacjentów. Nie ma uśrednionych rezultatów dla wszystkich analizowanych pacjentów.

2.6. W kolejnym eksperymencie przedstawionym w podrozdziale 6.1 dokonano porównania opracowanej metody z systemami regresyjnymi bazującymi na sieciach konwolucyjnych AlexNet, Inception-v3 (wersja GoogleNet) i ResNet. W pierwszej kolejności sieci wytrenowano w procedurze minimalizującej średni błąd kwadratowy (MSE), a następnie porównano pod względem błędu MAE, MAX_AE i Corr na zbiorze trenującym. Pozwoliło to zidentyfikować najlepszy regresor, którym okazała się sieć Inception-v3. Zidentyfikowana najlepsza sieć (choć, jak wynika z poprzednich badań, ma ona najdłuższy czas treningu – patrz rys. 5.3) została porównana z opracowaną metodą oceny stopnia gojenia ścięgna Achillesa (z meta-regresorem w postaci algorytmu SVR) pod względem tych samych kryteriów dla 6 wskaźników oceny, ale tym razem na zbiorze testowym. Uzyskane wyniki porównawcze pokazują, iż opracowana metoda charakteryzuje się lepszą jakością predykcji.

2.7. Eksperymentalne porównanie oceny automatycznej na podstawie badań MRI z oceną wykorzystującą obrazy USG. Wpierw w przeprowadzonych badaniach zbudowano klasyfikatory binarne (zdrowy/chory) wykorzystujące konwolucyjne sieci neuronowe (AlexNet, Inception v3, ResNet) i przetwarzające obrazy USG ścięgna Achillesa w projekcji osiowej i strzałkowej. Uzyskane klasyfikatory zostały porównane z klasyfikatorem zbudowanym w oparciu o zaproponowaną metodę wykorzystującą dane z obrazów MRI. Uzyskane wyniki pokazują wyższość opracowanej metody dokonującej fuzji informacji z cechami wyznaczonymi na bazie danych radiologicznych MRI. Podobne wyniki uzyskano dla porównywanych metod, które pracowały jako regresory i wyznaczały oceny procesu gojenia

ścięgna Achillesa po uszkodzeniu i zabiegu rekonstrukcyjnym.

2.8. W eksperymentach porównujących wyniki opracowanej metody z badaniami biomechanicznymi, w pierwszej kolejności posługując się metodami analizy czynnikowej, dokonano redukcji wielkości opisujących biomechanikę z 16 do 4 zmiennych. Następnie określono współczynniki korelacji pomiędzy automatyczną oceną uzyskaną z opracowanej metody oraz oceny podanej przez radiologa z wyznaczonymi 4 zmiennymi oraz dodatkowo z badaniem biomechanicznym ATRS. Uzyskane wyniki pokazują słabe skorelowanie ocen uzyskanych na podstawie badań MRI z wynikami pochodzącymi z testów biomechanicznych.

4. Uwagi krytyczne

Lektura rozprawy pozwala na sformułowanie następujących uwag krytycznych:

1. W nawiązaniu do uwagi sformułowanej w punkcie 2 opinii, zdaniem recenzenta, wiele treści zawartych w rozdziałach 3 i 4 rozprawy nie ma związku z rozwiązywanym w pracy problemem badawczym, gdyż nie są wykorzystywane przez Doktoranta w prezentacji własnych rezultatów. Można zrozumieć intencje Autora, aby – w sposób możliwie najpełniejszy – przedstawić wiedzę medyczną dotyczącą podmiotu badań, informacje na temat technik pozyskiwania obrazów, czy zagadnienia związane z sekwencją czynności objętych zadaniami komputerowego wspomagania decyzji (klasyfikacji i regresji), ale jednocześnie należy pamiętać, że praca doktorska nie pełni roli podręcznika obejmującego różne aspekty prowadzonych badań. W pracy doktorskiej należy oczekiwać przewagi treści dodanych nad treściami odtwórczymi. W ocenianej rozprawie proporcje te zostały naruszone i oceniając je objętością tekstu (nie wliczając spisu treści) łatwo wyliczyć, iż jedynie ok. 44% stron zostało poświęconych prezentacji oryginalnych wyników Doktoranta. Zdaniem recenzenta, w rozdziale 3 istotne są jedynie informacje o przebiegu procesu gojenia po zerwaniu ścięgna Achillesa, sekwencje badań MRI, ale bez formalnego opisu zjawisk fizycznych, które wykorzystują (natomiast istotna byłaby tu informacja dotycząca ich możliwości dyskryminujących i wizualizujących różne wewnętrzne struktury anatomiczne poparta przykładowymi obrazami), badanie USG ale wyłącznie w kontekście jego możliwości diagnostycznych w uszkodzeniu i w procesie gojenia ścięgna Achillesa, parametry biomechaniczne jedynie w zakresie wykorzystywanym w badaniach porównawczych. Z kolei w rozdziale 4 nieistotny jest rys historyczny sztucznych sieci neuronowych (podrozdział 4.1) oraz cały podrozdział 4.4 przedstawiający statystyki i przykłady (ale nie dotyczące ścięgna Achillesa) zastosowań głębokich sieci neuronowych w medycynie. Ponieważ w dalszej części pracy brakuje odwołań do przedstawionych w podrozdziale 4.2 metod selekcji cech i algorytmów kombinowania w metodach zespołowych, te fragmenty pracy także należy uznać za nieistotne z punktu widzenia prezentacji własnych oryginalnych wyników rozprawy. Jednocześnie, w kluczowych rozdziałach 5 i 6 znajdują się liczne luki w prowadzonych wywodach i wiele istotnych pytań pozostaje bez odpowiedzi (szczegółowo zauważone luki prezentacyjne są wymienione w dalszych punktach). Wynika to – jak się wydaje – z nieumiejętnego rozróżnienia przez Doktoranta pomiędzy informacją ważną i potrzebną dla pełnego i właściwego odbioru autorskich wyników pracy a informacją nieistotną lub oczywistą.

2. W pracy przedstawiono w postaci odpowiednich formuł matematycznych kryteria oceniające jakość klasyfikacji dychotomicznej (str. 41-42), choć klasyfikacja nie jest dla tezy pracy zadaniem wiodącym. Nie zadbane natomiast, aby w podobnie formalny sposób przedstawić kryteria MAE, MAX-AE i Corr, które były powszechnie wykorzystywane w przeprowadzonych badaniach oceniających jakość zaproponowanej metody i w jej analizach porównawczych. Przy okazji pojawia się pytanie, dlaczego MAE, a nie (R)MSE lub MBE – każde z tych kryteriów ma przecież określone walory informacyjne dotyczące działania ocenianej metody regresji (tym bardziej, że szkolono regresory z kryterium MSE). Można było sformułować ocenę w postaci błędów względnych (np. RRMSE), które – jak się wydaje – są łatwiejsze do interpretacji oraz podanie wskaźnika syntetycznego (np. zbiorczo dla wszystkich 6 zdefiniowanych wyników), jakim jest SG (*Significance Gain*). Dodatkowo, w tabelach z wynikami (od 5.4 do 6.5) wartości MAE są podawane z tolerancją $\pm$, co nie zostało zupełnie skomentowane.

3. Doktorant wielokrotnie podkreśla, iż zaproponowana metoda jest automatyczną metodą oceny procesu gojenia się ścięgna Achillesa. Przykładowo, na str. 67 napisano, iż metoda (cyt.) umożliwia ... nowatorskie podejście do automatycznego wyliczania wskazanych w opisie parametrów. Nie jest to do końca prawdą, gdyż segmentacji ROI, stanowiąca ważny etap metody, jest wykonywana ręcznie przez eksperta-radiologa. Autor pisze także (str. 104), że czynność ta zajmuje radiologowi ok. 10 min i może być łatwo zautomatyzowana. Należało zatem to zrobić, aby nie uzasadniać wątpliwość recenzenta, czy został zrealizowany cel główny pracy.

4. Błędne lub niejasne sformułowania zauważone w rozdz. 4:

- W kolejnych krokach (iteracjach) metod gradientowych nie obieramy wartości funkcji celu przesuwając się w kierunku spadku gradientu (str. 38) – obieramy wartości zmiennej optymalizującej (we wzorze 4.6 jest to x).
- Wzór (4.13) jest formułą wyznaczania korelacji empirycznej. Bez informacji co oznaczają zmienne losowe X_1 i X_2 nie wyjaśnia on idei wykorzystania korelacji jako miary w procedurze selekcji cech. To samo pytanie (odnośnie rozkładów p i q) dotyczy wzoru (4.14).
- Formuły (4.15), (4.16) i (4.17) nie definiują zadania minimalizacji wektora cech w . Po pierwsze, w nie jest wektorem cech, ale jest wektorem współczynników regresji, które należy wyznaczyć. Po drugie, we wszystkich 3 zadaniach minimalizujemy kryterium przedstawione we wzorach (błąd średniokwadratowy z dodatkowym składnikiem kary)
- Trudno uśredniać w procedurze kombinowania wyniki ostatecznej klasyfikacji klasyfikatorów bazowych według wzoru (4.24) – uśrednianie może wyprowadzić poza zbiór numerów klas.
- Twierdzenie, że metoda softmax zwraca prawdopodobieństwa przynależności do klas jest nieuprawnione bez przyjęcia odpowiedniego modelu probabilistycznego zadania klasyfikacji (str. 60).
- Wzór (4.25) nie przedstawia optymalnej reguły klasyfikacyjnej Bayesa. Klasyfikator bayesowski (dla 0-1 funkcji strat) wskazuje na klasę najbardziej prawdopodobną dla obiektu o danych cechach. Z formuły (4.25) nie wynika także, jak można ją zastosować w zadaniu kombinacji (klasyfikatorów?, regresorów?). Pytanie na marginesie: czym przestrzeń klas różni się od przestrzeni hipotez w zadaniu klasyfikacji?

5. Bardzo niejasny sposób opisu zastosowanej metodyki w podrozdziale 5.1. Wynika to z faktu, iż rys. 5.1 i towarzyszący opis na str. 68-70 są mylące i nie określają jednoznacznie pełnej struktury systemu wnioskowania i sposobu jego działania. Opis wyraźnie sugeruje, iż mamy do czynienia z jednym systemem regresorowym, którego zadaniem jest wyznaczenie wartości wielkości wynikowej oceniającej proces gojenia na podstawie 200 cech obrazu (uzyskanych po redukcji poprzez PCA) oraz 46 cech pozyskanych z analizy ROI. Korzystając dalej z metody LASSO wyznacza się współczynniki linowego modelu regresyjnego i jednocześnie – poprzez zerowanie się niektórych współczynników – dokonuje się dodatkowej selekcji cech. Z kolei na rys. 5.1 do części żółtej oznaczającej wytrenowaną sieć głęboką AlexNet podawana jest cała n -elementowa sekwencja zdjęć przekrojowych i również na wyjściu sieci (po procedurze PCA) uzyskujemy tablicę $n \times 200$ składowych głównych. Dopiero formuła (5.1) wyjaśnia, iż mamy do czynienia z systemem wieloregresorowym, a opisana wyżej procedura dotyczy jednego regresora bazowego. Można się domyślać, iż każdy regresor bazowy przetwarza jeden obraz 2D dla określonej sekwencji MRI zwracając odpowiednie R we wzorze (5.1). Tylko takie wyjaśnienie tłumaczy szeregowo połączenie procedury LASSO z meta-regresorem (dla 1 zadania regresji to nie ma sensu, bo przecież już LASSO wylicza współczynniki regresji). W tym kontekście myląc przedstawił schemat na rys. 5.1 winien być n -krotnie zrównoleglony, a wyjście każdego z nich (po procedurze LASSO) winny stanowić wejścia meta-regresora, którego zadaniem jest integracja wyników poszczególnych modeli regresyjnych. W dalszym ciągu nie wyjaśnia to, jak wygląda struktura systemu przy jednoczesnym wykorzystaniu wielu sekwencji (modalności) MRI.

Pytań związanych z przedstawioną w podrozdziale 5.1 metodyką nowego sposobu oceny procesu gojenia ścięgna Achillesa jest więcej. Przykładowo:

- W jaki sposób została uwzględniona wiedza dziedzinowa w ekstrakcji cech z ROI (str. 68)?
- W czym Doktorant upatruje trudności z integracją danych pochodzących z różnych źródeł dla oceny procesu rehabilitacji (str. 67)?
- Czy 5-cio krotna walidacja krzyżowa w eksperymencie w podrozdziale 5.2.1 była wykonana raz, czy była powtórzona wielokrotnie, każdorazowo dla nowoutworzonych 5-ciu segmentów? Jest to istotne z punktu widzenia wyliczonych statystyk w Tab. 5.1.
- Ponieważ cechy pozyskane z ROI odgrywają w zaproponowanej metodzie dużą rolę należało je przedstawić w postaci odpowiednich formuł matematycznych. Nie uzasadniono wyboru 9 cech statystycznych, podano 11, a nie 12 cech Haralicka, nie wyjaśniono, co to znaczy dystans separacji (str. 69).
- Czy istotnie mamy do czynienia z przekrojami osiowymi? Jeżeli zamodelować kształt struktur przestrzennych z rys. 5.1 i 5.2 walcem, to obrazy z rys. 5.1 i np. 5.7 są przekrojami poprzecznymi.
- Jakie jest znaczenie zmiennych R wyznaczonych dla różnych obrazów w (5.1) i jak się te zmienne mają do wielkości oceniających stan ścięgna? Ile wynosi n ?
- Jakie jest uzasadnienie nazwania średniej trymowanej H metryką? Metryka, to przecież funkcja dwóch zmiennych posiadająca określone własności i pozwalająca wyznaczyć odległość w przestrzeni metrycznej.
- Skoro poszczególne wyniki regresji zostały zagregowane przy pomocy średniej trymowanej, to jaką rolę w mechanizmie kombinowania odgrywa meta-regresor?

- Jak eksperymentalnie wybrano parametry sieci AlexNet (str. 70), których – jak napisano na str. 51 – jest 60 mln?
- Jak stwierdzenie, że (cyt.) *Takie podejście zapewnia numeryczny opis składający się z pojedynczej wartości dla całego badania* (str. 70) ma się do 6 wielkości oceniających stan ścięgna i stanowiących wielkości wynikowe (wyjściowe, zależne, objaśniane) w budowanych modelach regresyjnych?
- Jakie jest uzasadnienie zwiększenia zbioru obrazów poprzez obrót i odbicie? Czy ten manewr oznaczał, że powiększono liczbę obrazów opisujących danego pacjenta, czy wiązał się z wygenerowaniem nowych „sztucznych pacjentów”?
- Co to znaczy, że 29 ochotników (osób zdrowych) stanowiło grupę odniesienia? Jak wynika z dalszego opisu, grupa ta nie była poddana ankiecie, której celem była ocena w skali 0-7 stanu ścięgna po urazie. Była zapewne wykorzystana w trenowaniu ekstraktora cech w klasyfikacji dychotomicznej (ścięgno chore/zdrowe). Powstaje zatem pytanie, w jakim zadaniu grupa ta stanowiła zbiór referencyjny?
- Jak poradzono sobie z niedopasowaniem: rozdzielczość obrazu RM wynosi 512x512, a sieć AlexNet (cyt.) *przyjmuje na wejściu dane 227x227* (str.52)?
- Jak się ma stwierdzenie (cyt.) *Czterech pacjentów zostało losowo wydzielonych na początku eksperymentów jako pacjenci testowi, a pozostali stworzyli grupę pacjentów treningowych* (str. 72) do stosowanej w eksperymentach metody walidacji krzyżowej?

Dodatkowo, problem z właściwym odbiorem treści pracy pogłębia brak przywiązywania wagi do zachowania konsekwencji we wprowadzonych oznaczeniach oraz niczym nieuzasadnione stosowanie różnych nazw na to samo pojęcie. Jako przykład niech posłuży fundamentalne dla pracy pojęcie, jakim jest „obraz”. Zostało ono formalnie wprowadzone na str. 32 i określone symbolem $I(x,y)$ jako funkcja dwóch zmiennych. Ale na str. 43 obraz to już „o”, a począwszy od str. 69 i -ty obraz dla określonej sekwencji MRI, to x_i .

W podrozdziale 5.1.1 traktującym o zbiorze danych, czyli zbiorze obrazów wykorzystywanych w badaniach eksperymentalnych, słowo *obraz* nie pada ani razu. W to miejsce Autor używa innych sformułowań: *dane RM*, *skan*, *przekrój*, *przekrój osiowy*, a nawet *próbka dwuwymiarowa*.

6. W zastosowanej konwolucyjnej sieci neuronowej wytrenowano ekstraktor cech dla zadania dychotomii (chore/zdrowe ścięgno), a potem wykorzystano ekstraktor w zadaniu oceny procesu gojenia ścięgna, czyli w problemie regresyjnym. Trudno uznać taką metodę za poprawną, gdyż zbiory uczący i testujący pochodzą z różnych populacji. Zbiór uczący składa się z obrazów ścięgna zdrowego i obrazów ścięgna w trakcie rehabilitacji po uszkodzeniu. Wytrenowany ekstraktor cech jest następnie testowany wyłącznie na obrazach ścięgna chorego. W tym kontekście nieuzasadnione było szukanie architektury sieci o najlepszej jakości w zadaniu dychotomii, gdyż nie musi się to przekładać na najlepsze cechy w zadaniu oceny stanu ścięgna. Wystarczyło poprzestać na kryterium czasowym. Lepszym rozwiązaniem byłoby wytrenowanie ekstraktora cech dla zadania rozpoznawania z 8 klasami, odpowiadającym ocenom procesu gojenia generowanym przez eksperta (tak, jak to zrobiono w eksperymencie opisanym w podrozdziale 5.3), albo jeszcze lepiej dla zadania regresji, jak zrobiono to w metodzie z podrozdziału 6.1.

7. Jak wynika z opisu i oznaczeń przyjętych na str. 77 oraz wzoru (5.2), wielkość H_{PC} jest średnią trymowaną (uśrednianie następuje po n obrazach dla określonej sekwencji MRI) jednej najlepszej cechy DL (po analizie PCA) zachowującej ok. 50% całkowitej wariancji 4096 wielkości wejściowych. Rys. 5.4 przedstawia zależność H_{PC} od czasu, jaki minął od uszkodzenia ścięgna do badania MRI dla 10 zarejestrowanych sekwencji i modalności. Dlaczego w analizie uzyskanych krzywych pożądana jest tendencja spadkowa H_{PC} i dlaczego odpowiada ona (cyt.) *naturze procesu gojenia i poszczególnym jego etapom*? Taką tendencję spadkową odpowiadającą naturze procesu gojenia powinna wykazywać wielkość oceniająca stan ścięgna po urazie (zgodnie z zasadą przyjętą w podrozdziale 5.1.2: im wielkość (każda z 6 zdefiniowanych) mniejsza, tym stan ścięgna lepszy). Jak się charakter zmienności H_{PC} (czyli uśrednionej cechy PC1) przełoży na zmianę wielkości wyjściowej zależy jeszcze od współczynników regresji, których nie znamy. Np. gdyby współczynnik regresji liniowej był ujemny, to tendencja spadkowa H_{PC} przełoży się na tendencję wzrostową wielkości wyjściowej oceniającej stan ścięgna, czyli niezgodnie z naturą procesu gojenia.

8. W opisie badań, których celem była analiza wizualna i ilościowa poszczególnych sekwencji w celu wyboru najlepszej (podrozdział 5.2.3) nie uniknięto luk w prezentacji:

- W opisie rys. 5.5 napisano, że (cyt.) *wartości danych ze wszystkich sekwencji i modalności zebrane od pacjentów zostały zakumulowane w postaci histogramów* (str. 79). Czy to oznacza, że rysunki przedstawiają histogramy uśrednione po wszystkich pacjentach dla danej (sekwencji (modalności))?
- Nie wiadomo, co oznacza X_i i X_j w (5.3), gdyż we wzorze poniżej X_i nie zależy od i .
- Przy wyborze sekwencji w grupie (2) (str. 83), jakie należało dodać do wybranej w wyniku analizy wizualnej sekwencji T2*GRE TE_MIN posłużono się wynikami z Tabeli 5.3. Dokonany wybór jest zupełnie niejasny: należało wybrać te sekwencje, które są najslabiej skorelowane między sobą oraz z ustaloną już sekwencją T2*GRE TE_MIN.
- Nie wiadomo, co oznaczają poszczególne modele ujęte w Tab. 5.4 (np. baseline, poly, c_poly, PC1_x).

9. W podrozdziale 5.2.4 jest mowa o eksperymencie, którego celem był dobór najlepszego parametru α w metodzie LASSO. Poza wyznaczonym wynikiem ($\alpha=0.1$) oraz uzyskanymi po zastosowaniu metody LASSO (z wybranym parametrem) cechami dla 6 modeli regresyjnych Doktorant nie ujawnia żadnych szczegółów eksperymentu. Nieprawdziwe jest także sformułowanie na str. 86, że (cyt.) Kryterium selekcji cech była najlepsza korelacja z wzorcem odniesienia, którą uzyskano dla $\alpha=0.1$. Kryterium w metodzie regresji LASSO nie jest korelacja, ale – zgodnie ze wzorem (4.16) – błąd średniokwadratowy powiększony o funkcję kary.

10. W dalszej części podrozdziału 5.2.4 porównano parę metod regresji (SVR, MPR, RF, LR) wykorzystanych jako meta-regresory. Nigdzie nie zostało pojęcie meta-regresora wyjaśnione. Można się domyślać, iż jest to metoda regresji, w której zmiennymi wejściowymi są wyjścia innych modeli regresyjnych i która w rozpatrywanym zadaniu dokonuje fuzji (integracji) lokalnych wyników w regresji zespołowej. Jednak dla pełnego zrozumienia zaproponowanej koncepcji brakuje odpowiedzi na wiele istotnych pytań:

- Jak wygląda zbudowany system wieloregresorowy? Jaką postać mają poszczególne modele bazowe i na jakich danych są zbudowane?
- Jak zastosowanie meta-regresora ma się do przedstawionej już wcześniej idei integracji wyników regresji przy pomocy formuły (5.1)?
- Jak wyglądały procedury uczenia meta-regresorów i na jakich danych były przeprowadzone? Czy wykorzystano do tego celu te same dane uczące służące do wytrenowania bazowych modeli regresyjnych?

11. Celem kolejnego eksperymentu, według zamysłu Autora, było porównanie zgodności ocen radiologa i automatycznej metody dla poszczególnych wskaźników oceny stanu ścięgna i w podziale na poszczególne tygodnie, w których wykonywane było badanie MRI. W eksperymencie zdefiniowano problem rozpoznawania z 10-cioma klasami określonymi momentami oceny stanu ścięgna. W pierwszej kolejności dokonano klasyfikacji badania przy pomocy metody automatycznej i jednocześnie takiej klasyfikacji dokonał radiolog. Radiolog i automat odpowiadają zatem na pytanie, z jakiego momentu badania licząc od chwili urazu pochodzą obrazy MRI. Następnie, zarówno radiolog jak i automat oceniają stan ścięgna pod względem przyjętych 6 wskaźników. Wyniki zostały przedstawione w formie tablic przypominających macierze pomyłek, z tym że w poszczególnych komórkach mamy teraz różnice uzyskanych wartości MAE dla obu predykcji. Tak więc, w komórce (j,i) , gdzie j i i oznaczają odpowiednio klasy podane przez radiologa i automat, znajduje się wartość różnic MAE uśredniona po obiektach podpadających pod takie wyniki klasyfikacji. Na koniec wyznaczono wskaźnik PPD, który jest polem powierzchni pomiędzy (cyt.) *krzywą określającą wartości minimalne MAE a diagonalą* (str. 90). Wskaźnik ten wynika ze sformułowanej tezy, która także – zdaniem Autora – uzasadnia cały eksperyment (cyt.) *Z wykorzystaniem macierzy w stosunkowo łatwy sposób można określić w jakim stopniu wyniki ocen w poszczególnych tygodniach są do siebie zbliżone. W przypadku możliwie najlepszego odwzorowania oceny radiologa przez nową metodę, minimalne błędy znajdowałyby się na diagonali przedstawionych wykresów* (str.90). Biorąc pod uwagę cel eksperymentu, należałoby sformułować kryterium, które bierze również pod uwagę odległość różnie rozpoznanych tygodni, dla których uzyskano najmniejszą wartość MAE. Innymi słowy: najlepiej, gdy minimalny błąd jest dla $j=i$, gorzej gdy j i i różnią się o 1, a najgorzej, gdy się różnią o 9.

Komentowanie przeprowadzonego eksperymentu, należy rozpocząć od pytania, czy wypełniając ankietę przedstawioną w podrozdziale 5.1.2 ekspert-radiolog wiedział z jakiego okresu pochodzi oceniane badanie, czy nie. Takiej informacji Autor nam w pracy nie udostępnił. Ponieważ w opracowanej metodzie automatycznej oceny stanu ścięgna, informacja o okresie badania nie była wykorzystywana, dlatego porównując wyniki działania „obu ekspertów” należało zapewnić dostęp do jednakowych danych. Jeżeli zatem ekspert-radiolog również nie znał okresu badania dla opisywanego obrazu, wtedy wystarczyło porównać wynikowe oceny dla wszystkich 6 wskaźników w poszczególnych grupach badań związanych z tygodniem ich wykonywania, abyśmy wiedzieli w jakim stopniu wyniki ocen w poszczególnych tygodniach są do siebie zbliżone. Wtedy także sformułowanie (cyt.) *największe różnice w ocenie widoczne są między 3-12 tyg.* (str. 92) odpowiadałoby prawdzie. Natomiast w kontekście przeprowadzonego eksperymentu należałoby napisać, iż największe różnice są w okresie, który według zarówno eksperta-radiologa, jak i algorytmu należy do przedziału

czasowego 3-12 tygodni. A to nie jest to samo. Nieuzasadnione (również z praktycznego punktu widzenia, bo ta informacja jest dobrze znana) jest zatem rozpoznawanie tygodnia badania przez radiologa i automat i na tej podstawie określanie odpowiednich zbiorów wyników (zgodne/niezgodne). Tym bardziej, że nie wiemy, jak rozpoznawano klasę – system z rozdziału 5.1 nie jest klasyfikatorem, nie może więc być wykorzystany w zadaniu rozpoznawania okresu badania. Niejasny jest również zaproponowany wskaźnik PPD: w jakiej przestrzeni cała jest wyliczona i w jaki sposób zostały wyznaczone krzywe z danych dyskretnych.

Kolejne pytania wiążą się z zadaniem klasyfikacji z 8 klasami (klasa, to całkowitoliczbowa ocena procesu gojenia zwana w pracy „notą”) (patrz rys. 5.12): dla jakiego wskaźnika procesu gojenia został ten problem klasyfikacji określony? jak wyglądał klasyfikator?, w oparciu o jaki zbiór uczący był on zbudowany?, ile było obiektów uczących dla poszczególnych klas?

12. Uwagi do eksperymentu przedstawionego w podrozdziale 6.1:

- Ponieważ metoda autorska okazała się lepsza, Autor wyciąga wniosek, iż (cyt.) *cechy wykorzystywane w metodzie SVR ... skuteczniej dywersyfikują kolejne fazy procesu i pozwalają na ocenę trendu z lepszą dokładnością niż metoda oparta o paradygmat end-to-end* (str. 103). Z tego sformułowania nie wiadomo, co w eksperymencie jest porównywane: czy informacje podawane na wejście obu systemów regresji, czy dwie różne metody ich przetwarzania. Jeżeli pamiętamy, iż w metodzie autorskiej na wejściu mamy te same obrazy MRI, co w porównywanych sieciach głębokich (przynajmniej powinniśmy mieć – patrz następne pytanie) oraz dodatkowo wysegmentowany przez eksperta-radiologa ROI, to rezultat eksperymentu należy uznać za zrozumiały.
- Metoda autorska SVR jest metodą zespołową, gdyż meta-regresor SVR jest wykorzystany do integracji. Metoda porównywana bazująca na sieci głębokiej to jeden system regresorowy. Jaki obraz (obrazy?) podawano na jego wejście?
- Jak należy uzasadnić porównywanie 3 sieci głębokich na zbiorze treningowym (tab.6.1), a zidentyfikowaną najlepszą sieć głęboką z metodą SVR na zbiorze testowym (tab.6.2)?
- Przeciwwstawianie sieci głębokiej, która – do rozwiązania zadania regresji – wymaga danych uczących opisanych przez eksperta-radiologa z pełnym zestawem 6 parametrów, metodzie autorskiej SVR wykorzystującej – jak napisano – (cyt.) *sieć wyszkoloną na bazie etykiet zdrowy/chory* (str. 104) jest niewłaściwe. Zbiór uczący dla klasyfikacji dychotomicznej istotnie posłużył do wyszkolenia sieci, ale jedynie dla zadania ekstrakcji cech. Aby uzyskać system regresorowy zwracający oceny stanu ścięgna trzeba skorzystać z takiego samego zbioru danych, jak porównywana sieć głęboka.

13. Uwagi do eksperymentu przedstawionego w podrozdziale 6.3:

- W jaki sposób z 16 zmiennych ($d_1 - d_{16}$) uzyskano nowe zmienne ZZ, ZW, WZ i WW? Czy tu także zastosowano procedurę PCA? Jeśli zatem w tab. 6.6 i 6.7 przedstawiono wektory własne dla czterech (dwóch) pierwszych składowych głównych, to co przedstawiono w tab. 6.8?
- Wyniki analizy czynnikowej przedstawione w tab. 6.9 i 6.10 nie wiążą się z badaniami biomechanicznymi, ale dotyczą udanej próby przedstawienia 6 parametrów oceniających stan ścięgna (patrz podrozdział 5.1.2) jedną wielkością. Należało temu wynikowi nadać właściwą rangę i przedstawić go wśród wyników w rozdziale 5. Problem tylko, iż wyliczony

wskaźnik nie posiada żadnej interpretacji w odróżnieniu od pierwotnych wskaźników (patrz podrozdział 5.1.2), a więc raczej nie będzie stosowany w praktyce klinicznej.

- Skoro ocena automatyczna jest efektem wytrenowania działania systemu na zbiorze uczącym opisanym przez radiologa-eksperta, to wysoka korelacja z tab. 6.10 jest oczywista.
- Dlaczego porównanie wyników oceny nowej metody z oceną funkcjonalną, rutynowo stosowaną do wspomagania rehabilitacji po urazie ścięgna (cel poboczny nr. 4) ograniczono do wyznaczenia korelacji pomiędzy badaniami przedstawionymi w tab. 6.12?
- Stwierdzenie, iż słaba korelacja pomiędzy wynikami badań biomechanicznych i oceną przez radiologa jest zgodna z praktyką kliniczną jest niepokojące. Powinno to być przedmiotem wnikliwych dociekań, dlaczego tak się dzieje.

14. W badaniach eksperymentalnych zabrakło analizy statystycznej uzyskanych wyników porównawczych. Sama różnica w wartości kryterium jakości regresji nie oznacza, że jest to różnica istotna statystycznie.

15. W pracy zabrakło generalnych wniosków natury praktycznej z przeprowadzonych badań eksperymentalnych.

16. Niepotrzebne użycie apostrofu w drugim przypadku niektórych nazwisk (Hubel'a, Wiessel'a, (str. 31), Haralick'a (str. 69)).

5. Podsumowanie recenzji - ocena rozprawy

W pracy niewątpliwie został sformułowany bardzo interesujący (zarówno z poznawczego (teoretycznego), jak i praktycznego punktu widzenia) problem badawczy automatycznej oceny stanu ścięgna Achillesa z wykorzystaniem nowoczesnych metod uczenia maszynowego oraz przetwarzania i analizy informacji obrazowej. Autor rozprawy wykazał się dużą wiedzą z medycznego obszaru dziedzinowego i znajomością metod obrazowania medycznego (w szczególności badań MRI), a także opanowaniem sztuki trenowania głębokich sieci konwolucyjnych i sprawnością w posługiwaniu się warsztatem badawczym. Niestety, ten wartościowy potencjał nie przekłada się na pozytywną ocenę przedłożonej rozprawy. Przesądzą o tym przedstawione wyżej bardzo liczne uwagi krytyczne. Maja one oczywiście różną wagę, ale – generalnie rzecz ujmując – dotyczą dwóch kwestii. Pierwsza związana jest z poważnymi lukami w prezentacji oraz z błędami i brakiem precyzji w różnych sformułowaniach. Są one zatem głównie redakcyjnej natury, choć zahaczają także o aspekty merytoryczne. Druga grupa zarzutów dotyczy przeprowadzonych badań eksperymentalnych, które – choć bardzo bogate i różnorodne – to nie zawsze są przemyślane, wywołują wrażenie chaotycznych, zadania regresji przeplatają się z klasyfikacjami, brakuje w nich spójności i myśli przewodniej i których wyniki nie przekładają się na równie bogate rekomendacje praktyczne.

Biorąc pod uwagę powyższe oceny, rozprawa w przedłożonej formie nie powinna być dopuszczona do publicznej obrony. Składam wnioszek, aby – na mocy §6 pkt. 6 Rozporządzenia MNiSzW z dnia 30.01.2018 (Dz.U. nr 261) – zwrócić pracę do niezbędnych uzupełnień i poprawy, po czym skierować ją do powtórnej recenzji.