

Łódź, 15.06.2023

Prof. dr hab. inż. **Krzysztof Ślot**
Instytut Informatyki Stosowanej
Politechnika Łódzka

Recenzja rozprawy doktorskiej Pana magistra inżyniera

Macieja Gołgowskiego

pt.

Wybrane metody uczenia maszynowego w zadaniach wykrywania anomalii procesów

1. Tematyka, kompozycja i kontekst rozprawy

Przedstawiona do recenzji rozprawa doktorska dotyczy tematyki detekcji anomalii w jednowymiarowych sekwencjach obserwacji (reprezentujących ewolucję monitorowanych procesów) i obserwacjach dwuwymiarowych (obrazach), gdzie anomalia jest rozumiana jako znaczące odstępstwo od ich oczekiwanej, typowej realizacji. Problem podjęty przez Doktoranta jest trudny, między innymi z uwagi na brak możliwości precyzyjnego zdefiniowania stanu anomalii, co zmusza do sięgnięcia po techniki uczenia maszynowego, czerpiące wiedzę o przedmiocie analizy z dostępnych przykładów. Taka właśnie, poprawna metodologicznie droga postępowania została przyjęta w rozprawie. Jednocześnie zagadnienie detekcji anomalii ma ogromne znaczenie praktyczne dostarczając potencjalnych narzędzi prognozowania wystąpienia stanów awaryjnych, detekcji nieprawidłowości przebiegu monitorowanych procesów lub ostrzegania o możliwych nieuprawnionych ingerencjach w pracę systemów. Obydwa przedstawione aspekty tematyki: złożoność podejmowanego problemu i ogromna użyteczność jego potencjalnych rozwiązań, odpowiadają wymaganiom stawianym przed rozprawą doktorską, zaś prace Doktoranta jednoznacznie lokują się w obszarze informatyki technicznej, w której realizowany jest przewód doktorski.

Przyjęta przez Doktoranta struktura prezentacji treści nie budzi zastrzeżeń – po przedstawieniu zakresu tematycznego prac i określeniu jej celów oraz przyjętej metodyki, szczegółowo omawiane są trzy różne scenariusze wykorzystania zaproponowanej procedury: detekcja odbiegającej od normy struktury sygnału EKG, mogącej sygnalizować występowanie stanów chorobowych, wykrywanie uszkodzeń łożysk i wykrywanie fałszerstw materiału graficznego - obrazów twarzy. Również dla każdego z omawianych scenariuszy prezentacja materiału ma właściwą konstrukcję: Doktorant dokonuje przeglądu stanu prac w rozważanym obszarze, uzupełnionego informacjami o wykorzystanym materiale doświadczalnym, po czym omawia zaproponowane przez siebie sposoby

rozwiązania problemów, obejmujące opisy procedur wstępnego przetworzenia danych, przyjęte metody analizy, scenariusze testowania oraz wyniki eksperymentalnej weryfikacji metody.

Detekcja anomalii, z racji istotności problemu, jest dziedziną bardzo intensywnych i obszernych prac, co skutkuje szerokim spektrum zaproponowanych dotychczas koncepcji rozwiązania problemu. Prace podjęte przez Doktoranta dotyczą szczególnego obszaru tej niezwykle obszernej dziedziny, gdzie przedmiotem zainteresowania są tzw. ‘anomalie punktowe’ (ang. ‘point anomalies’), a sposób ich wykrywania bazuje na nadzorowanych technikach uczenia maszynowego, zakładających dostępność etykietowanych przykładów. Prezentacja stanu dziedziny w obszarach aplikacyjnych podejmowanych przez Doktoranta budzi pewien niedosyt. Na przykład w odniesieniu do analizy sygnału EKG brak jest informacji o dwóch publicznie dostępnych pracach, w których przyjęta metodyka postępowania częściowo pokrywa się z podejściem zastosowanym przez Doktoranta, i w których weryfikacja skuteczności jest dokonywana na bazie tego samego materiału eksperymentalnego [1,2]. Podobnie, dość pobieżnie przedstawione są koncepcje detekcji anomalii z użyciem technik uczenia głębokiego i różnymi pomysłami dotyczącymi fazy wyznaczania reprezentacji danych wejściowych (kompilum informacji na ten temat zawarto np. w [3]).

2. Cele i tezy rozprawy

Znaczenie problematyki podjętej przez Doktoranta skutkuje obfitością sformułowanych w rozważanym obszarze tematycznym pomysłów i koncepcji, pozostawiającą stosunkowo niewiele przestrzeni na formułowanie oryginalnych i sensownych pomysłów nowych rozwiązań. Pomimo tego, Doktorantowi udaje się sformułować propozycję odróżniającą się od istniejących schematów. Istotą zaproponowanej przez Niego koncepcji detekcji anomalii jest dwuetapowa procedura, łącząca wyznaczenie reprezentacji przetwarzanych danych z użyciem transformacji falkowej i klasyfikację uzyskanej reprezentacji z użyciem zespołu klasyfikatorów. Ta oryginalna kombinacja metod nie była dotychczas stosowana w odniesieniu do postawionego zadania, stanowiąc oryginalną drogę rozwiązania postawionego problemu. Wykazanie przydatności zaproponowanej procedury detekcji anomalii stanowi cel prac podjętych przez Doktoranta i jednocześnie określa hipotezę badawczą rozprawy.

Zaletą zaprezentowanego przez Doktoranta podejścia do zadania detekcji anomalii jest sięgnięcie zarówno po tradycyjne metody uczenia maszynowego, jak i po metody uczenia głębokiego, co pozwala na uzyskanie kompleksowego obrazu możliwości rozwiązania problemu, dla którego naturalne są skąpe zbiory przykładów odpowiadających anomaliom i silne niezbilansowanie danych odpowiadających rozważanym kategoriom. Wspomniane uwarunkowania stanowią poważne przeszkody dla pomyślnej aplikacji metod uczenia maszynowego. Propozycja wykorzystania transformacji falkowej jako podstawy dyskryminatywnej reprezentacji danych może być uznana za próbę wzbogacenia podejścia bazującego na uczeniu o aprioryczną wiedzę o sposobie manifestowania się anomalii, a stosowanie zespołu klasyfikatorów – za próbę wzajemnego kompensowania słabości ‘niedouczonej’ algorytmów.

3. Merytoryczna ocena pracy

Fundamentem, na którym opierają się prace Doktoranta jest heurystyczne przekonanie o korzyściach, jakie z punktu widzenia detekcji anomalii oferuje połączenie przekształcenia danych

oryginalnych, którego istotą jest uwypuklenie incydentalnych zaburzeń analizowanych przebiegów za pomocą funkcji bazowych transformacji falkowej, z rozproszeniem podejmowania decyzji o wystąpieniu zaburzenia pomiędzy różne klasyfikatory. Ponieważ obydwie komponenty propozycji Doktoranta mają charakter intuicyjnych hipotez, weryfikacja ich słuszności nadaje rozprawie charakter eksperymentalny. Aby weryfikacja eksperymentalna zaproponowanej metody była odpowiednio przekonująca konieczne jest spełnienie zestawu wymagań, obejmującego wybór właściwego materiału doświadczalnego (powinien być reprezentatywny, obszerny i nietrywialny), zastosowanie właściwej metodyki przeprowadzania badań oraz staranne, statystycznie istotne podsumowanie wyników eksperymentów.

Mimo braku możliwości ścisłego udowodnienia przewagi zaproponowanej procedury – nie wiadomo, czy uwypuklenie lokalnych zaburzeń jest w ogólności właściwą przesłanką dla wykrywania stanów odbiegających od normy oraz czy zespół klasyfikatorów będzie rzeczywiście lepszy od rzetelnie ‘nauczonego’ mocnego klasyfikatora, wykazanie skuteczności koncepcji w odniesieniu do wybranych problemów jest wartościowe i użyteczne. W dalszej części przedstawione zostaną oceny i uwagi w odniesieniu do treści przedstawionych przez Doktoranta dla trzech wybranych przez Niego obszarów aplikacji zaproponowanej przez siebie metodyki.

3.1 Detekcja anomalii w sygnale EKG

Niewątpliwą zaletą części poświęconej aplikacji koncepcji Doktoranta w odniesieniu do analizy sygnałów EKG jest obszerność i jasność prezentacji kolejnych kroków stosowanej procedury. Doktorant skrótowo omawia strukturę typowego sygnału EKG, przedstawia krótki przegląd podejść stosowanych w jego analizie, prezentuje bazę danych, która używana jest w jego eksperymentach, a następnie przechodzi do wyjaśniania przeprowadzanego procesu analizy. Detekcja anomalii, poprzedzona zastosowaniem właściwej procedury wstępnej filtracji sygnału EKG, jest przeprowadzana na dwa sposoby: z użyciem zbioru statystyk określonych dla różnych komponentów transformaty DWT sygnału EKG i zespołu ‘klasycznych’ klasyfikatorów, oraz z użyciem transformacji CWT (generującej dwuwymiarowe ‘obrazy’) i zespołu klasyfikatorów głębokich. W pierwszym przypadku, sygnały EKG poddawane są dyskretnej dekompozycji falkowej, a uzyskany zbiór sześciu reprezentacji (pięć poziomów ‘szczegółów’ i komponent aproksymacji) jest osobno podsumowywany za pomocą 13 deskryptorów statystycznych, wybranych z większego zbioru (Doktorant nie informuje z jakiego). Uzyskany zbiór współczynników podlega następnie procedurze selekcji cech dyskryminatywnych, dokonywanych z użyciem testu chi-kwadrat. Wybrane cechy, stanowiące reprezentację analizowanego przebiegu są używane jako wektory wejściowe modułu podejmowania decyzji, zawierającego zbiór wybranych przez Doktoranta klasyfikatorów (uznanych przez Niego jako najlepsze) ustalających wynik analizy w drodze głosowania większościowego. Na uznanie zasługuje obszerność przetestowanych wariantów procedury, obejmująca testy różnych rodzajów falek stosowanych w dekompozycji sygnału EKG, konfrontację skuteczności metody bazującej na podzbiorach deskryptorów badanych przebiegów o różnej liczebności, ocenę działania metody dla indywidualnych klasyfikatorów oraz dla zespołu złożonego z sześciu najskuteczniejszych algorytmów. Do oceny jakości analizy Doktorant używa typowo stosowanych w takich sytuacjach wskaźników statystycznych – dokładności, precyzji, czułości i wskaźnika F1, co nie budzi zastrzeżeń, choć uważam, że interesujące byłoby również wyznaczenie miary FNMR (False Non-Match Rate), informującej o procencie niewykrytych anomalii.

Podobnie niezwykle obszerny jest zakres prac i ich podsumowanie w odniesieniu do detekcji anomalii z użyciem wyników transformacji CWT, analizowanych z użyciem klasyfikatorów głębokich. Z uwagi na dysproporcje między liczbą posiadanych przykładów a liczbą parametrów modeli głębokich Doktorant dokonał jedynie wstępnej próby pełnego treningu zaproponowanej przez siebie głębokiej architektury konwolucyjnej, która nie zakończyła się uzyskaniem zadowalającego poziomu poprawności klasyfikacji. W konsekwencji, większość zrealizowanych eksperymentów dotyczyła wykorzystania tworzącego zespół zbioru wstępnie pretrenowanych, klasycznych architektur głębokich (alexnet, mobilenetv2, resnet50, efficientnetb0, squeezenet, googlenet, shufflenet, inceptionresnetv2), gdzie podobnie jak poprzednio, wynik klasyfikacji był ustalany w drodze głosowania. Do podsumowania wyników eksperymentów, przeprowadzanych z wykorzystaniem trzech różnych falek i wykorzystujących różne stopnie szczegółowości wyznaczanych transformat CWT, Doktorant wykorzystał te same miary co w przypadku wcześniej opisanego scenariusza.

Obydwa zaprezentowane przez Doktoranta podejścia w stosunku do detekcji anomalii w sygnale EKG stanowią oryginalne propozycje rozwiązania ważkiego problemu naukowego, pozwalające na uzyskanie dobrych efektów. W rozważanym zastosowaniu Doktorant wykazuje wyższość stosowania zespołu klasyfikatorów klasycznych w porównaniu z użyciem pojedynczego algorytmu, co stanowi argument przemawiający za słusnością sformułowanej przez Niego hipotezy badawczej. W pracy nie przedstawiono analogicznych rozważań konfrontujących skuteczność działania pojedynczych klasyfikatorów głębokich z zespołem klasyfikatorów, więc nie wiadomo, czy w tym przypadku hipoteza o większej przydatności zespołu klasyfikatorów znajduje potwierdzenie. Uzyskane przez Doktoranta wyniki są konfrontowane z raportowanymi w literaturze efektami zastosowania innych metod korzystających z tego samego zbioru danych, ale konkluzje są niejednoznaczne (wyniki są raz lepsze raz gorsze od uzyskanych przez Doktoranta). Na marginesie należy zauważyć, że stosowana przez Doktoranta baza danych MIT-BIH, mimo że chętnie używana, jest uznawana za raczej łatwą, zaś standardowym środowiskiem testowania procedur analizy EKG staje się powoli baza PTB-XL [4].

W przedstawionej procedurze detekcji anomalii w sygnale EKG znajduje się kilka elementów wymagających wyjaśnienia. Pierwszym z nich jest przyjęcie przez Doktoranta strategii selekcji cech jako narzędzia redukcji wymiarowości wektora poddawanego dalszej analizie. Celowość stosowania redukcji zbioru cech jest bezdyskusyjna ale wątpliwości budzi zastosowana metoda osiągnięcia tego celu. Selekcja cech jest zabiegiem stosowanym wtedy, gdy zależy nam na możliwości zapewnienia identyfikacji przesłanek istotnych dla uzyskania określonego wyniku działania algorytmu. Jeżeli osiągnięcie tego celu nie jest istotne, standardowo stosuje się metody ekstrakcji cech (np. PCA lub kPCA), pozwalającej na wykorzystanie pełnej informacji zawartej w zbiorze cech oryginalnych. W podjętym przez Doktoranta przypadku, cechy wejściowe są wynikiem przetworzenia szeregów czasowych z użyciem funkcji bazowych i nie wydają się być interpretowalne (wybrane statystyki wyznaczane dla wyników dekompozycji danego poziomu, prawdopodobnie nie pomogą diagnozującemu EKG lekarzowi w zrozumieniu relacji między wynikiem analizy a przesłankami). Dlatego też, interesujące są powody zastosowania przez Doktoranta przyjętej przez Niego strategii redukcji wymiarowości. Być może okazałoby się, że efekty zastosowania np. analizy PCA do całego zbioru wyjściowego 78 cech byłyby lepsze.

Kolejnym zagadnieniem wartym wyjaśnienia jest przyjęcie przez Doktoranta dość osobliwego rozmiaru filtrów (2x2) stosowanych w warstwach konwolucyjnych sieci głębokich do analiz transformat CWT. Czy jest jakieś uzasadnienie dla tego wyboru? Należy nadmienić, że treść

zawarta w dwóch kierunkach analizowanego 'spektrogramu' CWT jest różna, więc nie tylko rozmiar, ale i poprawne proporcje rozmiarów stosowanych filtrów wcale nie są oczywiste.

Dyskusja uzyskiwanych wyników w odniesieniu do konfrontacji efektów działania pojedynczych klasyfikatorów i zespołu klasyfikatorów mogłaby być dużo ciekawsza: skoro zespoły klasyfikatorów dają wyniki lepsze niż pojedyncze, 'mocne' (np. SVM) klasyfikatory, oznacza to zachodzenie koniunkcji poprawnych głosowań klasyfikatorów gorszych (np. k-NN, Bayes, GP, GB) gdy klasyfikator 'mocny' się myli. Czyli, klasyfikatory 'gorsze' potrafią poprawnie uchwycić pewną zależność, która wymyka się temu 'mocniejszemu'. Jeśli tak, to czy aby na pewno dochowano odpowiedniej staranności w treningu klasyfikatora 'mocnego', skoro pewne reguły są przez niego przeoczone? Problem tkwi w doborze parametrów – czy był on należyście staranny? - Doktorant w eksperymentach korzysta z gotowych narzędzi, pewnie również z takich, które są odpowiedzialne za dobór hiperparametrów. Ale w obliczu istniejącej niedoskonałości, możliwej jak się okazuje, do poprawienia, powinien sprawdzić, czy nie da się poprawić doboru hiperparametrów i sprawdzić, czy rzeczywiście pojedynczy klasyfikator mocny nie okazałby się lepszy (np. w pracy [2] dla MLP pojawia się informacja o 100% poprawności klasyfikacji na zbiorze MIT-BIH).

Ostatnia kwestia wymagająca wyjaśnienia to brak informacji o przedziałach ufności dla uzyskiwanych parametrów oceny poprawności detekcji. Uważam, że nawet mimo niewielkiej liczby posiadanych przykładów, możliwe jest dokonanie chociaż przybliżonych estymat zakresu, w jakim leżą otrzymane przez Doktoranta wskaźniki. Bez takiej informacji nie wiadomo, jak reprezentatywne są podane przez Niego wartości, co obniża wartość przedstawionych wyników.

3.1 Detekcja uszkodzeń urządzeń mechanicznych

Drugi obszar aplikacji zaproponowanego przez Doktoranta schematu analizy danych to detekcja anomalii w sygnałach pochodzących z akcelerometrów i służących diagnostyce łożysk maszyn. Diagnostyka jakości łożysk jest zadaniem niewątpliwie bardzo ważnym z punktu widzenia praktycznego, więc również tutaj, prace Doktoranta mają wymiar wysoce użyteczny. Zastosowana w pracach metodyka postępowania jest niemal identyczna jak to miało miejsca w przypadku analizy sygnałów EKG i obejmuje dwa scenariusze: pierwszy to dekompozycja DWT sygnału, wyznaczenie zestawów deskryptorów statystycznych dla różnych poziomów transformaty, selekcja cech oraz klasyfikacja z użyciem zespołu klasyfikatorów, zaś drugi to dekompozycja CWT i klasyfikacja obrazów przy użyciu albo autorskiej architektury głębokiej, albo zespołu pretrenowanych klasyfikatorów głębokich. Elementem wykraczającym poza treści przedstawione w części dotyczącej analizom sygnału EKG jest rozważenie dwóch istotnych z punktu widzenia praktycznego scenariuszy diagnostyki urządzenia na podstawie zarejestrowanych sygnałów. Pierwszy to detekcja anomalii, a więc problem dwuklasowy, zaś drugi to rozpoznawanie anomalii, a więc zadanie bardziej złożone. Efektem analiz jest wykazanie możliwości uzyskania bardzo wysokiej skuteczności detekcji oraz rozpoznawania anomalii, ale trudno powiedzieć na ile wyniki te są zasługą zastosowanej metodyki, a na ile efektem dość łatwych do uchwycenia różnic międzyklasowych występujących w materiale eksperymentalnym (konkurencyjne metody przytaczane przez Doktoranta korzystały z innych baz danych).

Wartościową wskazówką dla ewentualnego wykorzystania w praktyce wyników analiz Doktoranta, wynikającą z przeprowadzonych przez Niego analiz jest stwierdzenie istotności starannego doboru

odpowiednich rodzajów funkcji bazowych i dostosowania wymiarowości reprezentacji danych poddawanych klasyfikacji do specyfiki analizowanych sygnałów.

Z uwagi na podobieństwa treści przedstawionych w odniesieniu do diagnostyki stanu łożysk i diagnostyki sygnału EKG, analogiczne są formułowane przeze mnie uwagi dotyczące wskazanych wcześniej aspektów zamieszczonego materiału.

3.3 Detekcja spreparowanych obrazów twarzy

Generacja obrazów zawierających zmanipulowane treści (tzw. deep fake) stanowi jedno z nowych zagrożeń o potencjalnie poważnych konsekwencjach, więc opracowanie metod detekcji takiego materiału stało się jednym z intensywnie rozwijanych obszarów badawczych. Detekcja obrazów zawierających podmienione twarze, które Doktorant traktuje w kategoriach możliwych do wykrycia anomalii, stała się trzecim, bardzo interesującym wątkiem aplikacji przedstawionej przez Niego koncepcji. Ponieważ skuteczna analiza rzeczywistych obrazów implikuje konieczność stosowania konwolucyjnych modeli uczenia głębokiego, dla których prezentacja zestawu dwuwymiarowych danych wejściowych o różnych rozdzielczościach nie jest naturalna, przedmiotem rozważań Doktoranta stał się drugi ze wspomnianych wariantów zaproponowanej przez Niego procedury, wiążący transformację CWT obrazów z klasyfikacją w zespole konwolucyjnych klasyfikatorów głębokich. W celu dopasowania reprezentacji obrazów do potrzeb pretrenowanych klasyfikatorów głębokich, uczonych na obrazach kolorowych (czyli tensorach zawierających trzy warstwy), konieczne jest ograniczenie (do trzech) liczby rozważanych poziomów dekompozycji CWT obrazu wejściowego. Identyfikacja właściwej ‘trójki’ transformat, pozwalającej na maksymalizację poprawności analizy, jest dokonywana przez Doktoranta prawdopodobnie metodą prób i błędów (w pracy nie wskazano żadnej systematycznej procedury selekcji). Dodatkowo, Doktorant w swoich pracach zakłada, że analizie podlega jedynie wycinek sceny, zawierający samą twarz, dlatego też obrazy wejściowe są najpierw poddawane procedurze wydzielenia regionu zainteresowania, dokonywanej z użyciem algorytmu HoG (Histogram of Oriented Gradients), oferowanej przez wykorzystywany przez Doktoranta pakiet ‘dlib’. Jako komponenty zespołu klasyfikatorów głębokich Doktorant używa tych samych pretrenowanych sieci, z których korzystał w swoich wcześniejszych pracach. Ocena poprawności działania algorytmu detekcji jest przeprowadzana analogicznie jak we wcześniejszych pracach, za pomocą dokładności, czułości, precyzji i wskaźnika F1.

Jako podstawę oceny skuteczności detekcji fałszerstw, Doktorant wybrał bazę danych FaceForensics++, zawierającą oprócz zdjęć autentycznych, również 3 kategorie zdjęć fałszywych, uzyskanych z użyciem trzech różnych algorytmów generacji podróbek. Dokonany przez Doktoranta wybór uważam za trafny, zarówno z uwagi na możliwość konfrontacji uzyskiwanych przez Niego wyników z rezultatami otrzymywanymi za pomocą innych, raportowanych w literaturze metod testowanych na tej właśnie bazie danych, jak również z uwagi na obszerność i zróżnicowanie rozważanego zbioru. W eksperymentach Doktorant określa zarówno poprawność detekcji w schemacie klasyfikacji binarnej (podróbka-oryginał) jak i w schemacie klasyfikacji wieloetykietowej (oryginały – obrazy fałszywe uzyskane trzema różnymi metodami).

Uzyskane przez Doktoranta bardzo dobre wyniki, przewyższające zwykle rezultaty raportowane w literaturze, wydają się potwierdzać skuteczność przyjętej przez Doktoranta metodyki postępowania. Warunkowy tryb poprzedniego zdania wynika z braku precyzji podsumowania eksperymentów –

podobnie jak poprzednio Doktorant nie określił dla uzyskiwanych parametrów oceny przedziałów ufności, więc nie wiadomo, jak bardzo uzyskane wyniki są wrażliwe na zawartości zbiorów treningowego i testowego. Doktorant rzetelnie przyznaje, że mankamentem zaproponowanej procedury jest złożoność obliczeniowa, ale nie podaje żadnych ilościowych oszacowań, co utrudnia ocenę przydatności sformułowanej przez Niego propozycji.

Podstawowe niejasności dotyczące zastosowanej przez Doktoranta metodyki odnoszą się do dwóch punktów przedstawionej przez Niego propozycji. Pierwsza, to operacja ‘nałożenia’ na obraz poddawany transformacji punktów charakterystycznych, wydzielonych dla analizowanego obrazu w procedurze detekcji twarzy z użyciem pakietu dlib. Na stronie 83, szkicując etapy metody, Doktorant pisze, że jej drugim punktem jest: ‘Zastosowanie ciągłej transformacji falkowej obrazu z nałożeniem punktów orientacyjnych na wynik transformacji CWT’. Na czym polega wspomniane przez Doktoranta ‘nałożenie’ i jaki jest jego cel? Czy elementy transformaty dla współrzędnych punktów charakterystycznych są zastępowane jakąś konkretną wartością? Nie rozumiem tego zabiegu i prosiłbym Doktoranta o przedstawienie bliższych wyjaśnień tej kwestii.

Drugi niejasny element przyjętej przez Doktoranta metodyki, odnoszący się zarówno do analizy obrazów twarzy jak i do wcześniej przedstawionych analiz obrazów CWT sygnałów, dla którego nie ma w pracy żadnego wyjaśnienia, to założenie adekwatności sieci trenowanych na bazach obrazów kolorowych do przetwarzania tensorów zawierających wyniki splotu obrazów z falkami. Użycie pretrenowanych sieci do analizy danych pochodzących z rozkładów prawdopodobieństw istotnie różniących się od używanych w treningu nie ma klarownego uzasadnienia. To że algorytm Doktoranta działa dobrze, nie oznacza, że używane przez Niego pretrenowane zespoły klasyfikatorów nie dawałyby sobie rady lepiej z przetwarzaniem obrazów RGB niż z przetwarzaniem używanych przez Doktoranta trójek transformat. Szkoda, że Doktorant nie przeprowadził takich eksperymentów.

Sformułowany w konkluzji pracy wniosek o ‘uniwersalności’ zaproponowanego przez Niego podejścia jest w mojej opinii dyskusyjny – to, że dla trzech zastosowań Doktorant uzyskuje dobre wyniki (choć, jak wspomniałem, w dwóch obszarach trudno dokonać porównań z podejściami alternatywnymi), nie oznacza, że jego propozycja ma walor ogólności. Łatwo zauważyć, że nie będzie ona konkurencyjna dla detekcji anomalii, uzewnętrzniających się obecnością w rejestrowanych sekwencjach komponentów źle dopasowanych do przyjętej, falkowej metody wyznaczania reprezentacji. Przykładowo, dla detekcji komponentów quasi-periodycznych wynikających ze stanów chorobowych narządów artykulacji mowy lepiej będzie nadawać się zwykła transformacja Fouriera (STDFT). Dla detekcji anomalii uzewnętrzniających się zaburzeniami kolejności pojawiania się struktur analizowanych sygnałów, zaproponowana metoda, bazująca na statystycznych deskryptorach transformat, będzie prawdopodobnie nieskuteczna.

4. Uwagi szczegółowe

W pracy znajduje się dość spora liczba usterek o różnym charakterze (edytorskim, logicznym, semantycznym), na które chciałbym zwrócić uwagę w przedstawionej poniżej, prawdopodobnie niekompletnej, liście:

str. 17

2.1 Wprowadzenie do metod uczenia maszynowego

Literówka w tytule podrozdziału

... oznacza falkę użytą w dekompozycji (analizie) sygnału, a - skalę czasu ...

Co dokładnie Autor ma na myśli pod pojęciem 'skala czasu'? Parametr 'a' to współczynnik skalujący argument funkcji, którym może być czas. W kolejnym zdaniu zresztą Autor poprawia precyzję komunikacji, więc nie wiem po co pozostawia on w pracy to niby-wyjaśnienie.

19

Ciągła transformacja falkowa generuje ogromną liczbę szczegółów, niekoniecznie istotnych z technicznego punktu widzenia.

Co to jest 'techniczny punkt widzenia' i jakie to 'szczegóły' Autor ma na myśli? CWT jest nadmiarowa, tzn. w jej wyniku zawarta jest ta sama informacja co w danych wejściowych, ale liczba elementów zbioru danych wynikowych przewyższa liczbę elementów zbioru oryginalnego. Przedstawiona przez Autora przyczyna słabości CWT jest nieprawdziwa.

20

Stąd powstała dyskretna forma tej transformacji stosująca dyskretne wartości skali a i przesunięcia b ...

A jakie niby są wartości a i b w CWT? Przecież one też są dyskretne.

W dekompozycji dyskretnej używa się specjalne rodziny falek zdefiniowane przez I. Daubechies [10] w sposób rekurencyjny (niejawny). Zdefiniowanych zostało wiele rodzin falek ortogonalnych i biortogonalnych, w tym falki Daubechies, symlety, coiflety, falki biortogonalne [16].

Czy Autor miał na myśli, że falki odpowiednie dla implementacji w algorytmie 'diadycznym' DWT muszą spełniać warunki sformułowane w [10], i że jest kilka 'rodzin' falek, które to spełniają?

21

sygnał x a (t) jest reprezentowany przez operator $A j x$, a $x d (t)$ przez operator $D j x$,

Niepoprawne stwierdzenia. Jak rozumiem, operator to 'A', a x to sygnał, więc Ax to nie może być operator, ale wynik przekształcenia sygnału. Podobnie jak Dx .

22

W efekcie dekompozycji otrzymuje się zwiększoną ilość informacji uwypuklających zachowanie się sygnału w różnych zakresach częstotliwości (skali). Dzięki temu nasza wiedza o analizowanym procesie zostaje zwiększona.

To nie jest prawda. W wyniku filtracji nie da się uzyskać dodatkowej informacji – myśl musi zostać poprawnie sformułowana.

24

Wadą pojedynczego drzewa jest duża wrażliwość na wartości atrybutów wejściowych

Nie wiem, co dokładnie Autor ma na myśli.

Tym nie mniej ...

niemniej

25

Tym nie mniej ostateczna decyzja podejmowana jest w obu metodach poprzez wybór najlepszej kombinacji.

Nie wiadomo, o jakiej 'najlepszej kombinacji' mowa – to nie wynika z kontekstu

26

procesie uczenia i testowania funkcji wektorowej $\phi(x)$ poprzez funkcję skalarną jądra $K(x, x_j)$...

W SVM zastępujemy iloczyny skalarne wektorów rzutowanych do wysokowymiarowej przestrzeni, a nie 'funkcje wektorowe'

28

W praktyce sieć jest tworzona przez warstwę sygnałową oraz jedną (wyjątkowo dwie) warstwę ukrytą oraz jedną warstwę wyjściową

Co to jest 'warstwa sygnałowa'? Nie spotkałem się z takim terminem – czy to są dane wejściowe, czy neurony warstwy wejściowej?

29

Jakkolwiek cel uczenia jest implementowany poprzez minimalizację funkcji błędów głównym zadaniem procesu jest ...

Nie rozumiem sensu zdania, sugerującego istnienie sytuacji kompromisu lub sprzeczności.

Biorąc pod uwagę, że przy wyznaczaniu ... mianownik wyrażenia jest taki sam, regułę pełną Bayesa można zastąpić wersją uproszczoną (tak zwany naiwny klasyfikator Bayesa), w której decyzje podejmuje się na podstawie jedynie licznika,

Wbrew temu co napisał Doktorant, klasyfikator Bayesa różni się od jego wersji 'naiwnej' czymś zupełnie innym.
31

W zdaniach klasyfikacji wieloklasowej (M klas) ...

Literówka

42

Dyskretna dekompozycja falkowa stanowi dyskretną transformację ... odpowiada za generację sygnału szczegółowego (różnicowego).

Te informacje już były przedstawione w pracy i są zbędne

43

W wyniku wstępnie przeprowadzonych badań wybrano następujące opisy statystyczne

Jakich badań i na podstawie jakiego kryterium? Takie informacje są konieczne aby wyrobić sobie zdanie co do metodyki postępowania.

44

przy czum ich liczebność n jest dobierana eksperymentalnie

literówka

Brakuje szczegółów dotyczących sposobu implementacji testu chi-kwadrat: jak rozumiem, są trzy klasy, a więc mamy dwa stopnie swobody. Pytanie, na które nie ma w tekście odpowiedzi, to: jak dokładnie wyznaczana jest wartość statystyki? - co jest wartością oczekiwaną, a co obserwowaną?

46

Istotne staje się wyznaczenie progu ważności poszczególnych deskryptorów i ich wyboru jako cech diagnostycznych procesu.

Typowym zabiegiem w weryfikacji hipotez jest odniesienie wyniku testu do założonego poziomu istotności. Ale, ponieważ nie wiadomo jak jest obliczana wartość statystyki, nie wiadomo, jaka jest jej wartość graniczna. Autor nie może oczekiwać, że wszystkie szczegóły 'załatwi' za niego Matlab (czy inne narzędzie, którego używa), bo prowadzi do sytuacji braku jakiegokolwiek wyobrażenia co do sposobu interpretacji wartości przedstawionych na rys. 3.7.

W wyniku wielu eksperymentów wstępnych spośród wielu deskryptorów utworzonych na podstawie DWT wybiera się ich ograniczoną liczbę, tworzącą zbiór cech diagnostycznych. Liczebność tego zbioru była ustalana na podstawie eksperymentów wstępnych.

Co dokładnie Autor ma na myśli? Czy to, że wybrał niesprecyzowaną w tym zdaniu liczbę deskryptorów? Jakie eksperymenty ma na myśli?

uśrednione po wielokrotnych próbach uruchomienia procesu

uśrednione dla wielu powtórzeń eksperymentów

47

Zastosowane zostały następujące klasyfikatory, które według powszechnej opinii uchodzą za najlepsze

Na jakiej podstawie została stworzona ta lista? Podjęty problem to klasyfikacja wektorów – jakie są analogiczne zbiory danych i uzyskiwane dla nich wyniki, uzasadniające twierdzenie, że faktycznie wybrane zostały 'najlepsze' metody?

Czy kryterium budowy zespołu nie powinno uwzględniać korelacji między jego składnikami? Czy to zostało zbadane?

Co to jest ADA?

66

podwójny podpis pod rysunkiem 4.4

67

Parametry warstw konwolucyjnych nie podlegają adaptacji, zmniejszając w ten sposób liczbę adaptowanych parametrów, co zwiększa zgodność generalizacji sieci.

zdolność

72

symbol E w wyjaśnieniu pod wzorem (5.1) nie powinien być wytłuszczony, podobnie jak px i pz.

93

Opracowano szereg indywidualnych rozwiązań modeli klasyfikatora zintegrowanych w zespół poprzez głosowanie większościowe.

Chyba Autor chce tu powiedzieć coś innego, niż wynika z tego zdania: jakie 'indywidualne rozwiązania modeli' ma na myśli? Doktorant sprawdził działanie zespołów, zawierających różne klasyfikatory, w zadaniu detekcji anomalii.

Dodatkowo, zdanie ma logiczną niespójność: głosowanie nie jest metodą zapewniania integracji tylko ustalania wyniku.

94

Opracowanie systemu komputerowego do wykrywania ...

Doktorant zaproponował metodę, a nie system komputerowy

94

W wyniku eksperymentów numerycznych udowodniono, że system ten jest uniwersalny i ma zastosowanie zarówno do procesów charakteryzowanych przez ciągi czasowe jak i obrazów.

Nic takiego nie zostało udowodnione – Doktorant pokazał, że przedstawiona przez Niego metoda pozwala na uzyskiwanie satysfakcjonujących wyników dla trzech aplikacji.

95

Ostatnie dwa akapity podsumowania wskazują na wyraźny brak pomysłu na zakończenie rozprawy.

5. Wniosek końcowy

Głównym efektem prac przeprowadzonych przez Doktoranta i podsumowanych w przedłożonej rozprawie jest **sformułowanie i pozytywna weryfikacja oryginalnego pomysłu rozwiązania trudnego problemu naukowego** – detekcji anomalii. Istotą przedstawionej metody jest połączenie dwóch elementów: wyznaczenia reprezentacji obserwowanych procesów lub obrazów z użyciem transformacji falkowej (i ewentualnych dodatkowych operacji) oraz klasyfikacji uzyskanej reprezentacji z użyciem zespołu klasyfikatorów. Doktorant wykazuje przydatność zaproponowanej koncepcji w odniesieniu do realizacji zestawu różnych zadań o ogromnym znaczeniu praktycznym: detekcji anomalii biomedycznego sygnału EKG, wybranego problemu diagnostyki przemysłowej, oraz do analizy obrazów w celu wykrywania fałszerstw, polegających na podmianie twarzy osób przedstawianych w analizowanych scenach. Praca nie jest wolna od mankamentów i nie wszystkie jej elementy są komunikowane wystarczająco klarownie, ale przedstawione przez mnie uwagi krytyczne mają znaczenie drugorzędne.

W konkluzji przedstawionej recenzji, stwierdzam, że przedłożona do recenzji rozprawa Pana magistra inżyniera Macieja Gołgowskiego **spełnia** wymagania określone w odnośnych przepisach i tym samym wnioskuję o dopuszczenie Doktoranta do dalszych etapów przewodu doktorskiego

Referencje

- [1] Ye C., Kumar B.V., Coimbra M.T.: 'Heartbeat classification using morphological and dynamic features of ECG signals'. IEEE Trans. Biomed. Eng. 2012;59:2930–2941
- [2] Rai H.M., Trivedi A., Shukla S.: 'ECG signal processing for abnormalities detection using multi-resolution wavelet transform and Artificial Neural Network classifier'. Measurement. 2013;46:3238–3246. doi: 10.1016/j.measurement.2013.05.021.
- [3] Raghavendra Chalapathy, Chawla: 'Deep Learning for Anomaly Detection: A Survey', CoRR, 2019, url = <http://arxiv.org/abs/1901.03407>
- [4] P. Wagner, N. Strodthoff, R.-D. Bousseljot, W. Samek, and T. Schaeffter, "PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset," PhysioNet, <https://doi.org/10.13026/6sec-a640>,