UNIWERSYTET WSB MERITO W GDAŃSKU

WYDZIAŁ INFORMATYKI I NOWYCH   
TECHNOLOGII

**ANALIZA PORÓWNAWCZA KONWOLUCYJNYCH SIECI NEURONOWYCH W ROZPOZNAWANIU ZMIAN SKÓRNYCH**

Praca inżynierska

na kierunku Informatyka

Praca napisana pod kierunkiem

dr inż. Pawła Tomkiewicza

Marek Małek, 56572, Gdańsk 2024

Spis treści

[WSTĘP 2](#_Toc158191165)

[Rozdział 1 – Historia Sieci Neuronowych 4](#_Toc158191166)

[1.1 Wprowadzenie 4](#_Toc158191167)

[1.2 Konwolucyjne Sieci Neuronowe (CNN) 5](#_Toc158191168)

[1.3 Mechanizm propagacji wstecznej 6](#_Toc158191169)

[1.4 Operacja konwolucji 7](#_Toc158191170)

[1.5 Użyte narzędzia i technologie 8](#_Toc158191171)

[Rozdział 2 – Architektury InceptionResNetV2 i Xception 9](#_Toc158191172)

[2.1 Architektura InceptionResNetV2 9](#_Toc158191174)

[2.2 Architektura Xception 10](#_Toc158191175)

[Rozdział 3 – Proces Trenowania Modeli 12](#_Toc158191176)

[3.1 Zbiór danych i EDA 12](#_Toc158191178)

[3.2 Trenowanie i rezultaty modeli bazowych 13](#_Toc158191179)

[3.3 Opis procesu uruchamiania treningów sieci neuronowych 15](#_Toc158191180)

[3.4 Trenowanie sieci neuronowych 17](#_Toc158191181)

[3.5 Usprawnianie sieci neuronowych 22](#_Toc158191182)

[3.6 Wizualne porównanie wyników 25](#_Toc158191183)

[3.7 Statystyczna analiza wyników 29](#_Toc158191184)

[Rozdział 4 – Wnioski i podsumowanie 34](#_Toc158191185)

[BIBLIOGRAFIA 35](#_Toc158191187)

[Opracowania książkowe 35](#_Toc158191188)

[Netografia 35](#_Toc158191189)

[SPIS RYSUNKÓW 36](#_Toc158191190)

# WSTĘP

Celem pracy jest wykonanie analizy porównawczej dwóch, często wybieranych architektur konwolucyjnych sieci neuronowych, którymi są InceptionResNetV2 oraz Xception. Obie te architektury stanowić będą podstawę dla rozszerzonych modeli opracowanych w ramach niniejszej pracy inżynierskiej. W jej skład wchodzić będą następujące części:

* Eksploracyjna analiza danych (en. EDA[[1]](#footnote-1)) – jej celem jest sprawdzenie rozkładu klas obrazów
* Dobór modelu bazowego – aby wyraźnie zobaczyć przewagę sieci neuronowych w danym zagadnieniu, dobrze jest najpierw zastosować prostsze i szeroko znane techniki oraz sprawdzić jaką one mają wydajność
* Analiza efektywności sieci InceptionResNetV2[[2]](#footnote-2) na zestawie danych HAM10000[[3]](#footnote-3) , na razie ignorując nierównowagę klas; sprawdzenie, czy będzie w stanie pobić model bazowy
* Optymalizację architektury tak, aby lepiej radziła sobie na zbiorze danych HAM10000
* Trenowanie i analiza uzyskanych wyników dla Xception[[4]](#footnote-5) i porównanie jej wyników z InceptionResNetV2

Oprócz wyżej wymienionych komponentów, zostaną również opracowane skrypty, które ułatwią zarządzanie kodem oraz zautomatyzują procesy powtarzalnego uruchamiania treningów sieci neuronowych. Takie działanie jest kluczowe dla uzyskania wiarygodnych wniosków, biorąc pod uwagę, że w procesie szkolenia sieci neuronowych istnieje element losowości. Aby zrozumieć, które modyfikacje przyniosły pozytywne efekty, niezbędne jest wielokrotne uruchomienie treningów oraz agregacja i analiza statystyczna wyników.

W rozdziale pierwszym i drugim została zawarta część teoretyczna pracy. Opisano w nich krótko historię sieci neuronowych, w szczególności konwolucyjnych sieci neuronowych (CNN[[5]](#footnote-6)), przybliżono w nich informacje dotyczące technik, które sprawiły że są tak skuteczne w rozpoznawaniu obrazów, a także opisano dwie wybrane architektury porównując je w miejscach, w których najmocniej się różnią.

Na początku rozdziału trzeciego opisano proces i skutki trenowania modeli bazowych, które ostatecznie posłużyły jako punkt wyjścia do poszukiwań właściwych architektur neuronowych. Następnie opisano modyfikacje mające usprawnić sieci InceptionResNetV2 oraz Xception i analogicznie do początku rozdziału – opisano proces i skutki trenowania tych modeli.

W rozdziale czwartym przedstawiono proces analizy statystycznej stanowiącej sposób dojścia do opisanych dalej wniosków. Opisano tu też problemy, z którymi spotkano się w trakcie prac.

# Rozdział 1 – Historia Sieci Neuronowych

## Wprowadzenie

Większość wytwarzanego oprogramowania od samego początku była oparta na jawnie zdefiniowanych algorytmach deterministycznych. Program miał zawierać procesy i reguły biznesowe danego przedsiębiorstwa i w ten sposób automatyzować powtarzalne czynności, które można przelać na kod w postaci szeregu instrukcji. Oprogramowanie takie zawsze jest specyficzne, rzadziej dla całej domeny, w której porusza się firma, częściej dla konkretnego jej wycinku, specyfiki działania samego przedsiębiorstwa. Oczywiście istnieją gotowe produkty, takie jak SAP ERP[[6]](#footnote-7), które operują w obrębie całych domen, jednak wciąż ich zasada działania jest taka, jak mniejszych programów – do aplikacji trafiają dane zewnętrzne, które po przetworzeniu przez ściśle określone reguły biznesowe dają spodziewany rezultat. Od zawsze istniała jednak potrzeba istnienia oprogramowania posługującego się logiką rozmytą[[7]](#footnote-8) tak, aby dla pewnych klas problemów nie trzeba było tworzyć tak sztywnych i dokładnych reguł przetwarzania danych. W istocie, być może dla większości tych klas problemów nie byłoby to nawet możliwe. Dla przykładu, w praktyce niemożliwe jest napisanie dobrego klasyfikatora pisma odręcznego.

Różne algorytmy uczenia maszynowego znane były od połowy ubiegłego stulecia, a wciąż krótką historię samych sieci neuronowych podzielić można na kilka okresów:

* Wczesne koncepcje lat 40-tych i 50-tych: wtedy to Warren McCulloch i Walter Pitts tworzą pierwszy „obliczeniowy” model biologicznego neuronu[[8]](#footnote-9).
* Wynalezienie Perceptronu[[9]](#footnote-10) w późnych latach 50-tych: była to wczesna sieć neuronowa zdolna nauczyć się rozpoznawania prostych wzorców, miała jednak spore ograniczenia, np. nie była w stanie rozwiązywać problemów, które nie były liniowo rozdzielne (np. problem XOR[[10]](#footnote-11))
* „Pierwsza Zima Sztucznej Inteligencji” w późnych latach 60-tych i 70-tych: przez ograniczenia perceptronu oraz niewielkiej dostępnej wtedy badaczom mocy obliczeniowej zainteresowanie inwestorów mocno ucierpiały przez co rozwój AI bardzo spowolnił.
* Wynalezienie algorytmu Propagacji Wstecznej[[11]](#footnote-12): umożliwiło to sieciom neuronowym uczenie się bardziej skomplikowanych wzorców.
* „Druga Zima Sztucznej Inteligencji” w późnych latach 80-tych i 90-tych: nastała z powodu zbyt dużych oczekiwań i ograniczonej dostępności mocy obliczeniowej. Innymi słowy sprzęt komputerowy wciąż był zbyt słaby, aby sieci neuronowe mogły pokazać swoje prawdziwe możliwości. Wtedy też na popularności zyskały mechanizmy uczenia maszynowego niezwiązane z sieciami neuronowymi, takie jak Support Vector Machines[[12]](#footnote-13)
* Ponowna faza wzrostu zainteresowania AI oraz czas przełomów: od początku lat 2000 ponownie widać było rosnące zainteresowanie sieciami neuronowymi przez badaczy i wielkie firmy technologiczne. W okolicach początku drugiego dziesięciolecia lat dwutysięcznych zaczęły się pojawiać kolejne przełomowe odkrycia i czas ten trwa do teraz. Kilka największych z nich to np. AlexNet[[13]](#footnote-14), która to sieć stanowiła przełom w dziedzinie rozpoznawania obrazów, odkrycie architektur GAN[[14]](#footnote-15) oraz Transformer[[15]](#footnote-16) (która to jest używana np. w święcącym sukcesy ChatGPT).

## Konwolucyjne Sieci Neuronowe (CNN)

Chociaż historia rozpoznawania obrazów przy pomocy sieci neuronowych, przynajmniej na poziomie koncepcji, sięga lat 80-tych, to pierwszym najgłośniejszym zastosowaniem tego typu sieci była architektura LeNet-5, stworzona w późnych latach 90-tych przez obecnie szeroko znanego badacza sztucznej inteligencji – Yanna LeCuna. Celem jej stworzenia było umożliwienie Amerykańskiemu Biuru Pocztowemu automatycznego odczytu kodów pocztowych z kopert. Była to dość prosta (z dzisiejszego punktu widzenia) architektura, której składowe to warstwa wejścia o wymiarach 32x32x1 (gdzie pierwsze dwie liczby to wysokość i szerokość obrazów, a ostatnia to ilość kanałów), warstwa splotowa, warstwa uśredniająca, jeszcze jedna warstwa splotowa, po niej uśredniająca i ostatnia splotowa, po której znajdują się dwie warstwy gęsto połączone oraz warstwa wyjścia, służąca do klasyfikacji liczb. Warstwy splotowe wykrywają wzorce przestrzenne, natomiast warstwy uśredniające zmniejszają rozmiar danych pochodzących z ich poprzedników. Zostało to zilustrowane na Rysunku 1.

Rysunek 1 – Architektura Sieci LeNet-5

Obraz zawierający tekst, diagram, zrzut ekranu, linia

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/03/the-architecture-of-lenet-5/

Architektura ta stała się punktem wyjścia dla twórców bardziej złożonych sieci neuronowych takich jak AlexNet, VGGNet, czy ResNet.

Być może największym wkładem Yanna LeCuna w rozwój sztucznej inteligencji było zastosowanie mechanizmu tzw. Propagacji Wstecznej. Nie była to całkowicie nowa idea, jednak była świeża w świecie wielowarstwowych modeli konwolucyjnych. Jako, że jest to technika leżąca u podstaw każdego rodzaju sieci, nie tylko CNN, zostanie ona opisana jako pierwsza.

## Mechanizm propagacji wstecznej

Mechanizm ten składa się z kilku kroków:

* Przejście wprzód: warstwa po warstwie, aż do wyjścia przekazywane są dane. W przypadku sieci konwolucyjnej będą to coraz bardziej zmienione – zmniejszone, a na końcu spłaszczone do postaci wektora, dane obrazu.
* Obliczenie straty: funkcja straty (która jest jednym z tzw. hiperparametrów) oblicza różnicę między predykcją modelu, a stanem faktycznym – tym, co chciano by, aby model zwrócił.
* Przejście w tył (propagacja wsteczna): w tym miejscu algorytm oblicza gradienty funkcji straty względem każdej z wag w sieci. Każda z owych wag przyczynia się do uzyskania ostatecznego rezultatu, dlatego też sygnał błędu musi zostać rozpropagowany wstecz.
* Gradienty używane są do aktualizacji wag sieci.
* Cały cykl powtarza się na nowo, w każdym przejściu minimalizując wynik funkcji straty.

## Operacja konwolucji

Tak jak mechanizm propagacji wstecznej jest kluczowym elementem dla wszystkich rodzajów sieci neuronowych, tak operacja konwolucji jest takim elementem w sieciach konwolucyjnych. Dzięki niej, sieci te są w stanie lepiej, od np. sieci gęsto połączonych wychwytywać złożone wzorce, ale też, do pewnego stopnia są w stanie znajdywać je w różnych miejscach obrazów wejściowych.

Rysunek 2 - wizualizacja operacji konwolucji

Obraz zawierający tekst, diagram, szkic, Plan

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:2D\_Convolution\_Animation.gif

Składowymi operacji konwolucji są:

* Filtry (lub kernele): są to małe macierze wag, które podobnie jak wagi warstw gęstych ustawione są początkowo na losowe wartości. Na rysunku 2 kernelem jest macierz umieszczona między większymi, nazwanymi input i output
* „Aplikowanie” filtrów na danych wejściowych: w tym momencie każda z wag mnożona jest przez wartość danego piksela. Kiedy mnożenia na obecnej pozycji filtra zostają zakończone, ich wyniki są do siebie dodawane – wynik tych operacji to wynik działania filtra na bieżącym obszarze obrazu.
* „Przesuwanie” filtrów: w tym momencie następuje przesunięcie kerneli o określoną ilość pikseli, aż do „końca” obrazu.
* Wyjściem z tej operacji są tzw. mapy cech, które reprezentują to, co w danym przejściu udało się wykryć warstwie splotowej (na rysunku 2 jest to macierz nazwana output).
* Na końcu, na każdej mapie cech wywoływana jest nieliniowa funkcja aktywacji (np. ReLU), po to, żeby model był zdolny wychwytywać skomplikowane wzorce.

## Użyte narzędzia i technologie

Jako biblioteki uczenia maszynowego wybrano TensorFlow (w skrócie TF), wraz z często towarzyszącym jej modułowi Keras. Jest to popularny w świecie uczenia maszynowego wybór. TF dostarcza niskopoziomowych funkcji oraz algorytmów (takich jak np. algorytm propagacji wstecznej, czy różniczkowania automatycznego) zaimplementowanych w języku C++, które posiadają tzw. bindingi języka Python – w ten sposób programista może pisać kod, bez konieczności zagłębiania się w trudniejsze aspekty języka C++. Keras jest natomiast frameworkiem, który implementuje wysokopoziomowe mechanizmy potrzebne, aby szybko i w czytelny sposób tworzyć sieci neuronowe. Mechanizmami tymi są m.in. różne rodzaje warstw, jak np. warstwa Dense, Conv2D, czy GlobalAveragePooling. Udostępnia on również bibliotekę wytrenowanych modeli używanych podczas tzw. transfer learning, a także dostarcza narzędzia do preprocessingu danych oraz ich augmentacji.

Treningi modeli odbywały się na komputerze desktopowym wyposażonym w 64gb pamięci RAM, kartę graficzną z rodziny NVidia GeForce RTX 3600, oraz procesor Intel Core i5-10400F o taktowaniu 2.9GHz. Ilość pamięci RAM, oraz moc procesora były istotne podczas trenowania modeli biblioteki sklearn, natomiast karta graficzna używana była podczas uczenia sieci neuronowych.

# Rozdział 2 – Architektury InceptionResNetV2 i Xception



## Architektura InceptionResNetV2

Największą zmianą wprowadzoną przez autorów tej architektury w stosunku do jej poprzedników jest użycie modułów incepcyjnych oraz połączeń skrótowych (residual connections). Obie te techniki istniały już wcześniej, jednak użycie ich kombinacji umożliwiło utworzenie dużo głębszych struktur, które oprócz cechowania się wyższą dokładnością, mniej cierpiały z powodu problemu tzw. zanikającego gradientu.

Problem ten został zauważony przez badaczy, kiedy próbowali uczyć bardzo głębokie sieci. Opisany wcześniej mechanizm propagacji wstecznej może cechować się tym, że wagi warstw położonych najdalej są w procesie treningu dostosowywane w najmniejszym stopniu, co z kolei skutkuje tym, że warstwy te przestają się uczyć i sieć przykłada nieproporcjonalnie wyższą uwagę to położonych wyżej. To z kolei sprawia, że stosowanie głębokich sieci neuronowych może nie przynieść żadnych korzyści, lub wręcz sprawić, że ich dokładność będzie niższa od ich prostszych rodzajów. W poszukiwaniu architektur zdolnych rozpoznawać coraz bardziej skomplikowane wzorce, narodziła się konieczność zapobieżenia temu zjawisku. Połączenia skrótowe (pomijające) działają tak, że warstwa poprzedzająca warstwę bezpośrednio nad nią, zwraca swój rezultat do warstwy położonej jeszcze wyżej – oba wyniki są dodawane i w ten sposób mechanizm propagacji wstecznej może w bardziej wydajny sposób rozpropagować gradient funkcji straty.

Jeśli zaś chodzi o ideę, która stała za zastosowaniem modułów incepcyjnych, to badaczom chodziło o to, aby móc wykrywać skomplikowane wzorce w różnych skalach. Stąd, moduły incepcyjne przeprowadzają operację splotu używając jednocześnie filtrów o różnych wielkościach (np. 5x5, 3x3).

Na rysunku 2 zaprezentowane zostały oba omawiane moduły. Jest to bardzo podstawowa prezentacja tej idei, a w jej konkretnych implementacjach występują różne bloki incepcyjne oraz pomijające, bardziej rozbudowane od poniższych.

Po lewej stronie widać, że blok incepcyjny rozgałęzia się na kilka „ramion” przechodzących przez dane filtrami różnych wielkości. Na końcu wyniki tych równoległych operacji łączone są do postaci jednej mapy cech.

Rysunek 3 - przykład modułu incepcyjnego

Obraz zawierający tekst, diagram, linia, zrzut ekranu

Opis wygenerowany automatycznieObraz zawierający tekst, zrzut ekranu, linia, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

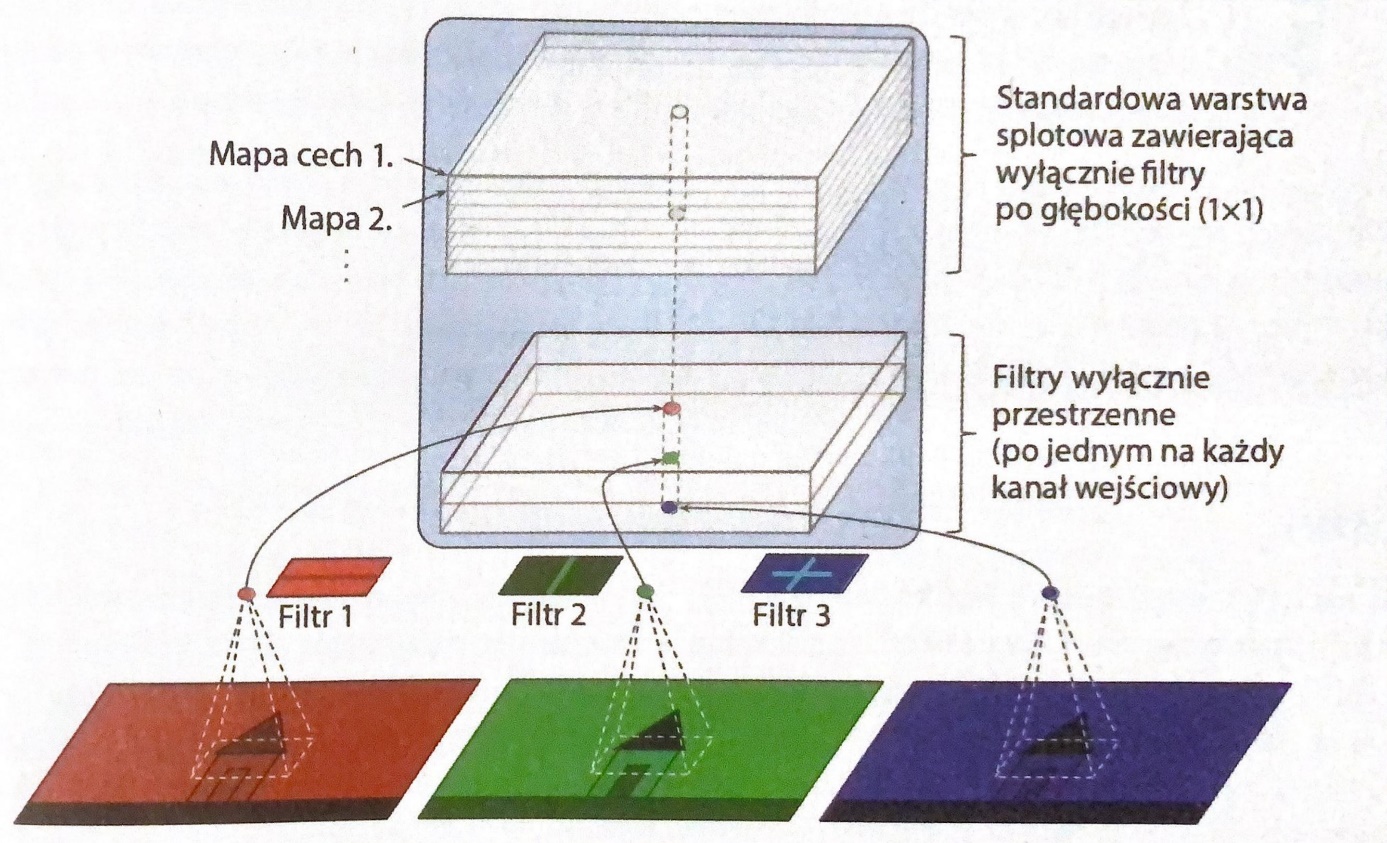
Źródło: https://www.researchgate.net/figure/Basic-architecture-of-inception-block\_fig4\_330511306  
Źródło: https://arxiv.org/pdf/1602.07261v2.pdf? https://arxiv.org/pdf/1602.07261v2.pdf?

Po prawej stronie widać schemat bloku zawierającego połączenie pomijające. W tym przykładzie, dla uproszczenia użyto dwóch warstw splotowych, jednak nic nie stoi na przeszkodzie, aby w ich miejscu pojawił się blok incepcyjny taki, jak na schemacie z lewej strony, co też z resztą ma miejsce w kodzie modelu InceptionResNetV2.

## Architektura Xception

Architektura Xception została zaproponowana jako wariacja podejścia prezentowanego przez Inception, z tą różnicą, że bloki incepcyjne zastąpione zostały rozdzielnymi po głębokości warstwami splotowymi. Klasyczna sieć splotowa wykorzystuje filtry starające się jednocześnie wykrywać wzorce przestrzenne i międzykanałowe, natomiast w rozdzielnej warstwie splotowej użyto założenia, że wzorce przestrzenne i międzykanałowe mogą być modelowane oddzielnie. Między tą architekturą a kolejnymi podejściami do pomysłów zawartych w linii modeli Inception istnieje też sporo innych różnic, jednak ta jest kluczowa i największa. Dzięki użyciu operacji splotu w opisany powyżej, alternatywny sposób, Xception uznawane jest za generalnie skuteczniejszą architekturę. Rysunek 3 zawiera diagram kluczowego elementu:

Rysunek 4- wykorzystanie filtrów po głębokości



Źródło: Uczenie maszynowe z użyciem Scikit-Learn i TensorFlow

# Rozdział 3 – Proces Trenowania Modeli



## Zbiór danych i EDA

Jako zbiór danych wybrano dostępny w portalu kaggle.com HAM10000. Zawiera on 10 000 obrazów zmian skórnych dla 7 kategorii. Oprócz samych zdjęć, obecne są także pewne informacje o pacjentach, takie jak wiek, płeć, umiejscowienie zmiany i metoda jej wykrycia. Ostatecznie nie zdecydowano się na ich użycie, aby lepiej skupić się na rdzeniu rozpatrywanego problemu, czyli rozpoznawaniu obrazów. Rysunek 4 prezentuje histogramy zliczające wystąpienia określonych zmian skórnych wśród płci, gdzie na niebiesko zaznaczono mężczyzn, a na pomarańczowo kobiety:

Rysunek 5 - EDA

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, diagram, Wykres

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Ciekawą obserwację być może stanowi fakt, że dla większości zmian skórnych obecnych w zbiorze HAM 10000 ich ofiarami nieco częściej padają mężczyźni. Nie ma to jednak wpływu na efektywność treningu, wybranych architektur.

Z rysunku 4 płynie jednak wniosek – występuje tu nierównowaga ilości próbek pomiędzy kolejnymi zmianami skórnymi, co będzie miało wpływ na kroki podjęte w celu usprawnienia dokładności klasyfikatorów.

## Trenowanie i rezultaty modeli bazowych

Przez modele bazowe, w kontekście tej pracy należy rozumieć modele niewykorzystujące sieci neuronowych. Wybrano to podejście, aby unaocznić, że prostsze algorytmy uczenia maszynowego nie są skuteczne w obliczu zbioru danych tak dużego i skomplikowanego jak HAM 10000. Chociaż były w stanie osiągnąć zbieżność szybciej od sieci neuronowych, to ich dokładność nigdy nie przekroczyła 41%.

Pierwszy z wybranych algorytmów to KNeighborsClassifier, obecny w pythonowej bibliotece scikit-learn (w skrócie sklearn). W świecie data science jest on dość popularny i często wybierany jest jako klasyfikator nawet dla bardziej złożonych problemów – przez swoją skuteczność i prostotę. Rysunek 5 pokazuje punkt wyjściowy, czyli trening tego klasyfikatora bez żadnych modyfikacji:

Rysunek 6 - pierwsze podejście do treningu KNN

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Dokładność lekko poniżej 41% była niezadawalająca, dlatego też spróbowano usprawnić ten wynik dodając do procesu treningu przeszukiwanie siatki. Polega ono na tym, że interfejs sklearn pozwala użytkownikowi na stworzenie tzw. pipeline, w którym to kolejne kroki uruchamiane są z różnymi kombinacjami parametrów, w ten sposób próbując przetestować każdą taką kombinację i na końcu wybierając najlepszą z nich. Najpopularniejszym podejściem używanym przy treningu modeli dostarczanych przez sklearn jest użycie PCA. Jest to technika redukcji wymiarowości, która powinna nieco uprościć (lub odszumić) dane, dekorelując je i zmniejszając liczbę ich wymiarów. Rysunek 6 pokazuje skutki treningu z użyciem PCA:

Rysunek 7 - trenowanie KNN z pomocą PCA

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Oprogramowanie multimedialne

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Jak widać, nastąpiła nieznaczna poprawa, wciąż jednak było to zbyt mało. Jako kolejny klasyfikator wybrano SGD, również z biblioteki sklearn. Występują między nimi zasadnicze różnice: KNeighborsClassifier może działać dobrze w sytuacji, kiedy granice decyzyjne są nietrywialne (a więc zbiór danych jest złożony), ale gorzej radzi sobie z dużymi zbiorami danych i ich wysoką wymiarowością, natomiast SGD lepiej radzi sobie wieloma danymi, ale wymaga większej dozy strojenia hiperparametrów. Efekty szkolenia drugiego z nich widoczne są na rysunku 5:

Rysunek 8 - trenowanie SGD

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Oprogramowanie multimedialne

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Jest to najlepszy wynik, który udało się osiągnąć przy użyciu tego klasyfikatora, jednocześnie jak widać gorszy nawet od uzyskanego przez KNeighborsClassifier. Oprócz tych dwóch popularnych klasyfikatorów podjęto również próbę wytrenowania algorytmu random forest dostarczanego przez bibliotekę XGBoost. Niestety, przez techniczną niemożność szkolenia go na GPU, czas potrzebny do zakończenia jego treningu na CPU byłby dłuższy niż kilka tygodni, dlatego ostatecznie zrezygnowano z tego pomysłu.

## Opis procesu uruchamiania treningów sieci neuronowych

Trening kolejnych wariacji obu wybranych modeli odbywał się na komputerze osobistym o dobrych parametrach. Aby otrzymać statystycznie istotne wyniki, każdą z wariacji uruchomiono po 20 razy. Z jednej strony pozwoliło to mimo pewnej losowości wyników odnaleźć najsilniejszą architekturę, a z drugiej najsilniejszą jej instancję. Niestety, takie podejście poskutkowało bardzo długotrwałym treningiem, który trwał około 2 miesięcy. Z tego też powodu należało napisać skrypt pozwalający zarządzać uruchamianiem treningów, oraz zdolny je przerywać w przewidywalny sposób, nie skutkujący błędami w zapisanych modelach. Każdy z nich umieszczony został w osobnym notatniku Jupyter, co ułatwiło zarządzanie, modyfikacje oraz prostą, bazującą na wykresie dokładności analizę ostatniego wyniku. Na rysunkach 8 i 9 widać kompletny kod skryptu zarządzającego uruchomieniami, natomiast kolejne podrozdziały prezentują kod kolejnych sieci neuronowych.

Rysunek 9 - pierwsza część skryptu uruchamiającego

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Po zaimportowaniu kilku wbudowanych bibliotek, oraz samodzielnie napisanych funkcji pomocniczych, skrypt odczytuje argumenty linii poleceń takie jak:

* typ (InceptionResNetV2, lub Xception)
* żądana ilość uruchomień każdego modelu
* nazwa pliku, którego pojawienie się w folderze użytkownika oznacza konieczność zakończenia treningu

W dalszej części odbywa się odczyt zapisanych wcześniej ilości uruchomień każdego modelu. Dzieje się tak dlatego, że jeśli trening został przerwany, nie chciano, aby po wznowieniu startował od uruchomienia zerowego, ale od tego, na którym ostatnio skończono.

Rysunek 10 - druga część skryptu uruchamiającego

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Następną częścią skryptu uruchamiającego jest pętla, która iterując po kolejnych notatnikach, uruchamia je zadaną ilość razy, w każdej iteracji sprawdzając, czy zażądano zakończenia treningu. Widać tu też, że mierzony jest czas wykonania każdego notatnika, tak, aby pokazać w linii komend szacowany czas zakończenia treningu całości.

## Trenowanie sieci neuronowych

Jako, że budowanie własnych architektur sieci neuronowych jest bardzo trudne, zdecydowano się na użycie sugerowanego przez wiele podręczników alternatywnego podejścia – skorzystano z tzw. transfer learning. Oznacza to, że użyte zostały gotowe modele, udostępniane przez bibliotekę TensorFlow. Następnie starano się użyć samodzielnie zbudowanych modułów, mających usprawnić działanie modeli bazowych oraz w określony sposób nadawano wartości pewnym istotnym dla procesu treningu parametrom modeli.

Rysunek 10 pokazuje strukturę folderów projektu. Najbardziej interesująca jest rozwinięta część, ponieważ pokazuje nazwy plików wskazujące na to, jakie modyfikacje bazowych architektur poczyniono. Widać tu też dwukrotną przewagę ilości modeli architektury InceptionResNetV2 (w skrócie: Inception) Xception. Różnica ta miała dwa powody:

* Oszczędność czasu – trenowanie modeli Xception było porównywalnie wolne do treningu modeli Inception, stąd dołożenie kolejnych 6 wariacji skutkowałoby kolejnym miesiącem treningu.
* Xception, jako nowsza architektura, lepiej sprawdzająca się w konkursach klasyfikacji obrazów powinien pobić architekturę Inception nawet bez żadnych usprawnień. Postanowiono to sprawdzić.

Rysunek 11 - struktura projektu

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Wariacje architektury InceptionResNetV2 znajdują się w kolejnych notatnikach, których wyjściowymi wersjami są cztery opisane dalej:

1. whole\_model\_trainable – jest to wariacja wyjściowa, bez modyfikacji, ani ustawionych parametrów początkowych. Żadne warstwy nie zostały w tym przypadku zamrożone, a więc w procesie treningu każda waga może zostać zmodyfikowana.
2. only\_bottom\_half\_layers\_trainable – jw. z tą różnicą, że model jest zamrożony „od połowy”. Górne warstwy sieci neuronowej znają reprezentacje bardziej wysokopoziomowych cech, takich jak różnego rodzaju linie i krzywe, natomiast dolne – ich składowe. Zamrożenie modelu „od połowy” miało poskutkować tym, że zawarta w modelu wysokopoziomowa wiedza nie zostanie naruszona, zmienią się natomiast składowe kierujące model do określonych wniosków.
3. whole\_model\_trainable\_with\_attention\_module\_on\_top – moduł uwagi zostanie opisany w kolejnym podrozdziale, oprócz niego model jest identyczny z pierwszym.
4. only\_bottom\_half\_layers\_trainable\_with\_attention\_module\_on\_top – taki sam jak model drugi, prócz dodanego modułu uwagi.

Dalsze notatniki do powyższych dodają kolejno: odpowiadającą rozkładowi klas inicjalizację wag, wagi klas oraz technikę augmentacji danych znaną pod nazwą centrowania próbki. Każda z nich zostanie opisana w podrozdziale dotyczącym poczynionych usprawnień.

Kolejny interesujący folder to /plots, gdzie notatniki Jupyter składowały wykresy wygenerowane na koniec treningu każdej wariacji. Służyły one wizualnej inspekcji wyników, ale nie brały udziału w ostatecznej analizie, która była czysto statystyczna. W folderach /src/constants/ /src/functions/ oraz /src/image\_manipulation umieszczone zostały fragment kodu, z których notatniki później korzystały.

Wszystkie notatniki posiadały identyczną strukturę, którą widać na rysunku 11. Najpierw importowane są potrzebne biblioteki systemowe, oraz własne, następnie nadawane są wartości stałym, które używane są na końcu przez dołączoną w pierwszym kroku funkcję run\_model. Funkcja ta jest sercem każdego notatnika, ponieważ to ona definiuje kolejne kroki treningu, a jej interfejs pozwala na przekazanie do niej tzw. fabryk modeli – jako że funkcja ta używana jest wszędzie, a każdy notatnik reprezentuje inny model, to musiała zostać napisana w ogólny sposób, czyli tak, aby mogła pracować na każdym rodzaju kombinacji architektura/wariacja. Rysunek 12 zawiera tylko jej wycinek, ponieważ kod jest dość długi.

Rysunek 12 - struktura notatnika Jupyter

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Oprogramowanie multimedialne

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 13 - ciało funkcji run\_model

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

## Usprawnianie sieci neuronowych

Jak zostanie pokazane w podrozdziale opisującym analizę porównawczą, chociaż między modelami bez dużych usprawnień, a takimi, które te usprawnienia zawierają nie było wielkich różnic, to statystycznie dowiedzione zostało, że proponowane zmiany miały skutek w postaci wyższej dokładności zmienionych modeli. W przypadku medycyny jest to bardzo istotne, ponieważ wzrost skuteczności modelu o 1% może oznaczać ocalenie dodatkowych setek tysięcy istnień ludzkich.

Pierwszym takim usprawnieniem było dodanie modułu uwagi. Pomysł na niego zainspirowany został architekturą sieci SENet. W tym modelu moduły uwagi mają nieco inną nazwę – Squeeze and Excitation – oraz wbudowane są wewnątrz sieci, natomiast w rozważanym przykładzie taki moduł został dodany między wyjście z architektury InceptionResNetV2, a warstwy klasyfikatora. Kolejne kroki działania tego mechanizmu to:

1. Użycie warstwy GlobalAveragePooling2D interfejsu Keras oraz następująca po niej operacja Reshape: warstwa GAP oblicza średnią każdej mapy cech, redukując jej wymiary do jednej liczby, zachowując jednak wymiar głębokości, a więc wynikiem działania takiej warstwy jest tensor 1x1xGŁĘBOKOŚĆ – jego wartość można zinterpretować jako skompresowaną reprezentację danych wejściowych; taką, która pozwala mocniej wybić się globalnym cechom. W terminologii architektury SENet jest to etap nazwany „squeeze”.
2. Użycie dwóch warstw gęsto połączonych: celem pierwszej jest jedynie zwiększenie mocy poznawczej sieci, natomiast druga, poprzez użycie funkcji softmax, zamienia wyuczone w dwóch wcześniejszych krokach reprezentacje na wektor wag zawierający wartości w przedziale [0, 1]. W terminologii SENet jest to krok nazwany „excitation”.
3. Mapy cech dostarczone modułowi uwagi mnożone są przez wynik działania drugiej warstwy Dense. W tym miejscu następuje rekalibracja tych map cech. Dzięki niej, sieć może uwypuklić istotne mapy cech i wytłumić mniej istotne.

Jeśli chodzi o architekturę Xception, jak zostało wspomniane w podrozdziale 3.4, miała być ona w stanie pobić InceptionResNetV2 bez głębszych usprawnień, stąd zdecydowano się jedynie na uwzględnienie modyfikacji pewnych hiperparametrów sieci tak, aby nieco szybciej osiągała zbieżność, po uwzględnieniu nierównowagi klas. Podobnie do modeli Inception, również tutaj użyto centrowania próbki.

Kolejnym usprawnieniem było zainicjowanie wag w taki sposób, aby ich pierwotne stany odpowiadały rozkładowi klas. Aby obliczyć właściwe wartości wag utworzono funkcję calculate\_class\_weight, która zwraca słownik mapujący kategorię (zakodowaną w postaci liczby całkowitej) na wartość zmiennoprzecinkową. Wartości te nie sumują się do 1, ponieważ celem funkcji nie jest obliczenie rozkładu prawdopodobieństwa pomiędzy klasami, lecz nadanie każdej klasie liczby odpowiadającej jej ważności w zbiorze danych.

Rysunek 14 – funkcja calculate\_class\_weight

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

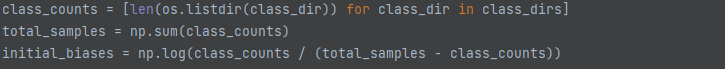
Źródło: opracowanie własne

Najbardziej interesujące są tu obliczenia widoczne w liniach przypisujących wartości zmiennym raw\_weights, average\_weight oraz weights.

* – celem tego równania jest nadanie klasom o mniejszej ilości próbek wyższego priorytetu i obniżenie go dla klas o większej ilości próbek.
* – równanie to oblicza średnią wartość wag, która w następnym kroku zostanie użyta do moderowania wpływu zmienności liczb zawartych w raw\_weights.
* – dzięki dostrajaniu parametru alfa, funkcja calculate\_class\_weights może zwrócić wagi bliższe średniej (a więc takie, jakie zostałyby zastosowane przez Keras, jeśli nie użyto by tej funkcji), albo bliższe obliczonym w pierwszym równaniu, podnosząc tym samym istotność kategorii gorzej reprezentowanych w zbiorze danych.

O ile ustawianie wag klas istotne jest z punktu widzenia inicjalizacji wag modelu oraz funkcji straty (podczas procesu propagacji wstecznej kontrybucja funkcji straty dla niedoreprezentowanej klasy jest zwiększana), o tyle ustawianie tzw. initial bias istotne jest z punktu widzenia ostatniej warstwy klasyfikatora. Przy użyciu tego parametru model będzie przywiązywał w module klasyfikatora większą wagę rzadziej występującym klasom. Wartość tego hiperparametru jest najistotniejsza u początku treningu, przyspieszając osiągnięcie zbieżności – model zaczyna z pewną początkową wiedzą na temat danych.

Rysunek 15 - obliczanie initial bias



Źródło: opracowanie własne

Użycie logarytmu naturalnego w ostatnim równaniu sprawia, że liczby zawarte w wektorze będącym argumentem do funkcji np.log będą bliżej siebie. W innym przypadku duży initial bias jednej klasy mógłby zdominować pozostałe.

Ostatnim z wybranych usprawnień jest centrowanie próbki, którego kod zawiera rysunek 16. Spośród proponowanych technik miało ono największy wpływ na stabilizację treningu. Funkcja centrująca korzysta z innej pomocniczej funkcji – generate\_mask:

Rysunek 16 – generowanie maski

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Niektóre z obrazów zawartych w zbiorze danych HAM 10000 posiadały czarną otoczkę u krawędzi. Technika centrowania użyteczna jest, kiedy kontrast między ciemnymi, a jasnymi elementami zdjęcia jest znaczny (np. na pewne z nich pada cień). Jeśli dany obraz zawiera pewne artefakty, takie jak właśnie czarna otoczka, będą one miały wpływ na centrowanie i nie będzie ono skuteczne. Funkcja generate\_mask maskuje te obszary, tak aby algorytm centrowania mógł skupić się na pikselach stanowiących interesującą go część obrazu.

Rysunek 17 – centrowanie obrazu

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Istotą pokazanego tu kodu jest przemieszczenie wartości pikseli obrazu tak, aby były skupione wokół średniej wartości równej 0.

## Wizualne porównanie wyników

Średnia dokładność wytrenowanych sieci osiągnęła rząd 80%, jednak najlepsze z nich przekroczyły 82%. Między architekturami InceptionResNetV2 i Xception wystąpiły nieznaczne różnice na korzyść pierwszej z nich, co zostanie szerzej opisane w następnym rozdziale. Wymienione wcześniej liczby świadczą o dokładności ogólnej, a nie w poszczególnych klasach. Jest to szczególnie istotne w problemach dotyczących medycyny, ponieważ nawet 100% dokładności w wykrywaniu łagodnych zmian skórnych nie czyni dobrego klasyfikatora, jeśli nie potrafił poprawnie skategoryzować zmiany złośliwej. Więcej na ten temat również znajdzie się w kolejnym rozdziale.

Pewne wnioski wypłynęły jednak nawet zanim przeprowadzono statystyczne porównanie modeli. Wizualna inspekcja diagramów dokładności ujawniła pewne różnice w tym jak w poszczególnych wariacjach zmieniała się owa dokładność. Na kolejnych rysunkach pokazano najbardziej interesujące wykresy reprezentatywne dla całego zbioru:

Rysunek 18

Obraz zawierający tekst, Wykres, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 19

Obraz zawierający tekst, Wykres, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Już między rysunkiem 18, a 19 widać pewne różnice. Pierwszy z nich odpowiada notebookowi o nazwie: 1\_whole\_model\_trainable, a drugi: 2\_only\_bottom\_half\_layers\_trainable. Trening, w którym zdecydowano się na zamrożenie części sieci wykazał się większą stabilnością. Podobna tendencja została uwidoczniona na kilku kolejnych wykresach.

Rysunek 20

Obraz zawierający tekst, Wykres, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 21

Obraz zawierający tekst, Wykres, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunki 20 i 21 pokazują, co stało się, kiedy dodano moduły uwagi do dwóch pierwszych sieci. Również tutaj widać, że stabilność treningu wzrosła, chociaż w pierwszym przypadku można dostrzec też pewne symptomy tzw. overfittingu.

W niniejszej pracy wygenerowano znaczną liczbę wykresów ilustrujących różne aspekty przeprowadzonych eksperymentów. Jednakże, z uwagi na ich podobieństwo do wykresów już zaprezentowanych, postanowiono skupić się na najistotniejszych. Zaobserwowano wyraźną tendencję, zgodnie z którą kolejne modyfikacje, takie jak alternatywna inicjalizacja hiperparametrów czy centrowanie próbek, przyczyniały się do nieznacznego wzrostu skuteczności modeli. Ponadto, włączenie modułu uwagi skutkowało stabilizacją procesu uczenia, co stanowi dowód na to, że jego zastosowanie pozwala na lepszą adaptację sieci neuronowej do danych, poprzez zminimalizowanie dopasowywania się do szumu i efektywniejsze wychwytywanie ważnych informacji.

Jeśli chodzi o architekturę Xception, to dzięki wizualnej inspekcji jej wykresów zauważono, że znacznie częściej od InceptionResNetV2 występowało w niej zjawisko overfittingu. Diagramy sugerowały także nieco lepszą skuteczność, jednak ogólna niestabilność treningu oraz overfitting mogły prowadzić do wniosku, że w ostatecznym rozrachunku dokładność tej architektury będzie gorsza. Modele z tej rodziny także kilkukrotnie utknęły w tzw. minimum lokalnym, nie ucząc się od początku żadnych reprezentacji. Ostatni rysunek pokazuje wykres krzywej dokładności z treningu sieci Xception, w której użyto jedynie centrowania próbki i wynik ten okazał się najlepszy spośród wszystkich jej wariacji.

Rysunek 22

Obraz zawierający tekst, linia, Wykres, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 23

Obraz zawierający tekst, Wykres, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 24

Obraz zawierający tekst, linia, Wykres, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 25

Obraz zawierający tekst, Wykres, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 22 pokazuje jeden z wykresów modelu bez usprawnień – ta wariacja najczęściej nie osiągała zbieżności. Na rysunku 23 widać charakterystyczny dla całej rodziny Xception (w problemie zbioru danych HAM10000) overfitting. Na kolejnych dwóch ilustracjach ten problem również jest dość jaskrawy, jednak nieco mniej, niż na poprzedniej. Co ciekawe, użycie samych wag klas, sprawiło że podczas niektórych uruchomień trening był bardzo niestabilny, natomiast użycie ich razem z nadaniem wartości hiperparametrowi initial bias, zdołało nieco trening ustabilizować.

Rysunek 26

Obraz zawierający tekst, Wykres, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

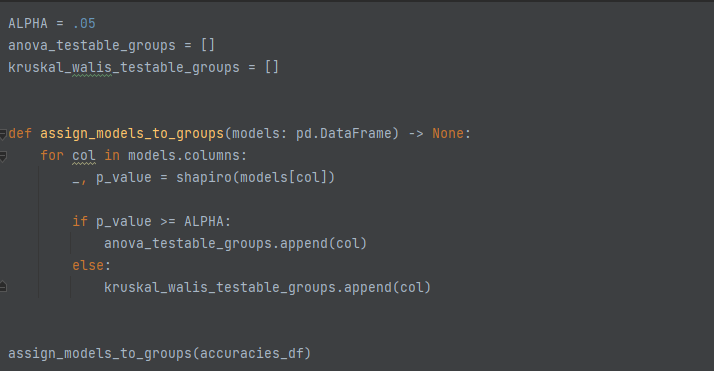
## Statystyczna analiza wyników

Proces analizy rezultatów polegał na załadowaniu poszczególnych modeli zapisanych na etapie treningu wag, uruchomieniu każdego z nich na testowym zbiorze danych, sprawdzeniu (testem Shapiro-Wilka), czy rozkład wyników można przypisać do rozkładu normalnego oraz w zależności od tego, umieszczeniu ich w jednej z dwóch grup – pierwszej, której wariancję można było zbadać przy użyciu testu ANOVA i drugiej, której wariancję badano testem Kruskala-Walisa. Jeśli użyto by testu ANOVA do zbadania każdego z modeli, dla części z nich dałoby to błędne wyniki. Na końcu utworzono macierze pomyłek, aby lepiej zwizualizować dla jakich kategorii zmian skórnych wytrenowane modele są najskuteczniejsze. Oprócz niej wygenerowane został także raporty zawierające bardzo istotne w kontekście użytego zbioru danych liczby reprezentujące tzw. czułość oraz precyzję. Ich wzorami matematycznymi są proste proporcje:

Znaczenie obu pojęć najłatwiej zrozumieć na prostym przykładzie: w przypadku klasyfikacji binarnej, jeśli klasyfikator zakwalifikował do klasy pozytywnej 100 próbek, a faktycznie pozytywnych wśród tych 100 przykładów było 70, precyzja takiego klasyfikatora wyniesie 70%; jeśli natomiast w danym zbiorze danych zawartych zostało 100 próbek klasy pozytywnej, a klasyfikator znalazł 60, wtedy jego czułość wyniesie 60%. Powyższe oznacza, że precyzja informuje o odsetku przypadków zaklasyfikowanych jako pozytywne, które są faktycznie pozytywne, a czułość o stosunku liczby prawdziwie pozytywnych wyników do sumy prawdziwie pozytywnych i fałszywie negatywnych wyników. W kontekście kategorii błędów klasyfikacji, wysoka precyzja minimalizuje występowanie błędów typu pierwszego (fałszywie pozytywnych), a wysoka czułość – typu drugiego (fałszywie negatywny).

Na kolejnych rysunkach przedstawione będą istotne dla całego procesu testowania wycinki kodu zaczynając od modeli z rodziny Inception. Pominięte zostały nieistotne dla rozważanego problemu fragmenty czysto techniczne, takie jak ładowanie zapisanych wag, pewne optymalizacje poczynione, aby przy wielokrotnym uruchomieniu notebooków testowych, te nie uruchamiały procesu predykcji częściej, niż to naprawdę konieczne etc.

Rysunek 27



Źródło: opracowanie własne

Rysunek 28

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Na rysunku 27 widać pierwszy krok omawianego algorytmu testującego. Przyjmując poziom istotności na poziomie 0.05, funkcja assign\_models\_to\_groups dodaje modele do odpowiedniej grupy wedle tego jaki wynik dla wartości p zwrócił test Shapiro-Wilka. Jeśli liczba ta jest mniejsza od przyjętej wartości ALPHA, znaczy to o tym, że rozkład wyników danej grupy modeli odbiega od krzywej Gaussa.

Na zrzucie ekranu nr. 28 omawiana funkcja próbowała przypisać modele do grup rozkładu innego, niż normalny, jednak okazało się, że wyniki modeli bazujących na Inception odpowiadają tylko takiemu rozkładowi. Dlatego, chociaż rysunek 28 pokazuje sposób w jaki sprawdzone zostało, czy średnie grup wyników oddanych przez modele różnią się od siebie w sposób istotny statystycznie w obu kategoriach, kod ten został napisany jedynie dla kompletności – w hipotetycznej sytuacji, kiedy znalazłyby się modele oddające wyniki o rozkładzie innym od normalnego, różnice między nimi sprawdzono by w pokazany sposób. Ponownie za wartość ALFA przyjęto liczbę 0.05, a uzyskana testem f\_oneway wartość p była tak mała, że należało przyjąć hipotezę o różnicach w średnich grup wyników. Gdyby liczba ta była większa, skutkiem odrzucenia hipotezy musiałoby być uznanie, że modyfikacje poczynione w modelach, a omawiane wcześniej w tym rozdziale, nie sprawiły, że ich skuteczność w wykrywaniu zmian skórnych się polepszyła.

Kolejnym krokiem było wykonanie tzw. analizy post-hoc. Po dokonaniu analizy wstępnej, ponieważ testy ANOVA wykryły różnice między średnimi grup, należało dowiedzieć się, które konkretnie modele dają najlepsze wyniki.

Rysunek 29

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, Czcionka

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Popularna biblioteka Pythona o nazwie statsmodels dostarcza narzędzi dedykowanych właśnie temu celowi. Metoda tukeyhsd wykonuje test badający różnice, a wynikiem jej działania jest tabela zawierająca m.in. informacje o parach badanych grup modeli oraz wartości True/False, gdzie pierwsza z nich oznacza, że odkryto statystycznie istotną różnicę. Niestety zwracany obiekt zawiera też wiele innych danych, których nie dałby się ukryć, nie zdecydowano się więc na jego pokazanie.

Kolejny rysunek przedstawia kompletny algorytm służący do obliczenia wartości Cohena d dla par grup, dla których hipoteza o braku różnic średnich została odrzucona, oraz ujęcia tych różnic numerycznie.

Rysunek 30

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Kluczowym elementem załączonego kodu jest funkcja cohen\_d. Zawarte w niej równanie dostarcza miary wielkości efektu dla różnic między grupami. Wyniki otrzymane przez uruchomienie omawianej funkcji znajdowały się w zakresie 0.9 do 1.8 dla każdej z par grupy, co dodatkowo potwierdza wyniki otrzymane w poprzednim kroku.

Rysunek na następnej stronie prezentuje wykresy pudełkowe dla grup, między którymi odkryto istotne różnice. Nie ujęto na nim nazw modeli, ponieważ były zbyt długie. Pokolorowana część każdego pudełka reprezentuje tzw. przedział międzykwartylowy (IQR), który obejmuje 50% wyników znajdujących się w środku rozkładu (a więc od 25 do 75 percentyla), a ciągła linia na jego środku to mediana. Ciągłe linie pod i nad pudełkami (zwane też wąsami) reprezentują rozproszenie danych poza środkową część i wykorzystywane są do wizualizacji zakresu większości danych. Kombinacja obu powyższych części daje obraz tego jak bardzo rozproszone są wyniki. Natomiast widoczne w kilku miejscach białe romby symbolizują obserwacje odstające.

Rysunek 31

Obraz zawierający zrzut ekranu, tekst, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Po analizie tego rysunku widać, że najlepiej sprawującymi się modelami były te opatrzone numerami 9 i 11 (widoczne na rysunku 11) – na tym rysunku reprezentowane przez zielone i żółte pudełko. Są to jednak wyniki oparte o ogólną dokładność modeli, a nie biorące pod uwagę omówionych wcześniej miar precyzji i czułości. Dlatego też na kolejnych rysunkach pokazane zostaną macierze pomyłek oraz tabele obejmujące wymienione statystyki. Co interesujące, mimo pokazanej wcześniej zwiększonej stabilności treningu, wyniki błędu średniokwadratowego modeli z dodanymi warstwami uwagi były nieco gorsze od wyników wymienionych tu modeli 9 i 11.

Moduł metrics biblioteki sklearn zawiera dwie funkcje przydatne w kolejnym kroku, a są nimi classification\_report i confusion\_matrix. Pierwsza z nich zwraca tabelę pokazującą między innymi statystyki dotyczące miar precyzji i czułości w poszczególnych klasach, a także podsumowanie tych miar w postaci średniej oraz średniej ważonej. Zwrócona została także miara f1, która stanowi średnią harmoniczną precyzji i czułości. W omawianym eksperymencie wartość metryki f1 dla każdego modelu była zawsze bardzo blisko wartości metryki MSE, jednakże użycie błędu średniokwadratowego jako miary dokładności sprawiło, że kod służący do odnalezienia najlepszych modeli stał się dużo prostszy, dlatego też w omawianych wcześniej fragmentach użyto właśnie tej miary, a nie f1.

Rysunek 32

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 32 prezentuje omawianą tabelę dla modelu nr. 9 rodziny Inception. Jego wynik dokładności mierzony przy pomocy miary MSE wyniósł 82.5%, natomiast f1-score był o 1.5% niższy. Warto zwrócić także uwagę na różnice precyzji i czułości między poszczególnymi klasami, a także różnice w podsumowaniu pomiędzy wierszem opisanym etykietą macro avg oraz weighted avg. Wyraźnie widać tutaj, że dla pewnych klas wyniki były dużo lepsze, niż dla innych. Wynika to z bardzo dużej nierównowagi między klasami. Klasa o etykiecie nv w zbiorze treningowym zawierała ponad 5300 próbek, podczas gdy klasa o najmniejszej liczbie próbek zawierała ich jedynie 92 (etykieta df).

Na kolejnym rysunku pokazano macierz pomyłek, która jest wygodnym narzędziem służącym do szybkiej analizy wizualnej rezultatów klasyfikatorów. Jeśli model klasyfikowałby większość przykładów poprawnie, przekątna takiej macierzy zawierałaby wiele pokolorowanych jasnym kolorem kwadratów. Tutaj widać jednak, że tylko kilka elementów przekątnej zostało tak pokolorowanych.

Rysunek 33

Obraz zawierający zrzut ekranu, kwadrat, Prostokąt, design

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Na rysunku nr. 34 widać raport klasyfikacji dla najlepszego modelu, do którego dodano warstwę uwagi przed modułem klasyfikującym (na pokazanym wcześniej wykresie pudełkowym był to ostatni z prawej prostokąt). Ta wariacja architektury Inception okazała się dawać najlepsze wyniki dla miar precyzji, czułości oraz średniej harmonicznej f1, co widać zarówno patrząc na ostatnie dwa wiersze podsumowujące, jak i analizując poszczególne komórki w kolumnach precyzji i czułości.

Rysunek 34

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, oprogramowanie, Oprogramowanie multimedialne

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

Rysunek 35 ponownie ujmuje liczby zawarte w raporcie klasyfikacji w formę macierzy pomyłek. Również tutaj, patrząc na przekątną, widać pewną przewagę modelu Inception z dodanym modułem uwagi. Przewaga ta jest też widoczna, kiedy przeanalizuje się pozostałe komórki macierzy – model rzadziej się myli.

Rysunek 35

Obraz zawierający zrzut ekranu, kwadrat, tekst

Opis wygenerowany automatycznie

Źródło: opracowanie własne

# Rozdział 4 – Wnioski i podsumowanie



# BIBLIOGRAFIA

## Opracowania książkowe

## Netografia

# SPIS RYSUNKÓW

Rysunek 1 – Architektura Sieci LeNet-5 6

Rysunek 2 - przykład modułu incepcyjnego 9

Rysunek 3- wykorzystanie filtrów po głębokości 10

Rysunek 4 - EDA 11

Rysunek 5 - pierwsze podejście do treningu KNN 12

Rysunek 6 - trenowanie KNN z pomocą PCA 13

Rysunek 7 - trenowanie SGD 14

Rysunek 8 – pierwsza część skryptu uruchamiającego 16

Rysunek 9 – druga część skryptu uruchamiającego 17

Rysunek 10 – struktura projektu 18

Rysunek 11 – struktura notatnika Jupyter 20

Rysunek 12 – ciało funkcji run\_model 21

Rysunek 13 – ciało funkcji calculate\_class\_weight 23

Rysunek 14 – obliczanie initial bias 24

Rysunek 15 – generowanie maski 24

Rysunek 16 – centrowanie obrazu 25

1. https://en.wikipedia.org/wiki/Exploratory\_data\_analysis [↑](#footnote-ref-1)
2. https://arxiv.org/pdf/1602.07261v2.pdf [↑](#footnote-ref-2)
3. https://www.kaggle.com/datasets/kmader/skin-cancer-mnist-ham10000 [↑](#footnote-ref-3)
4. https://arxiv.org/pdf/1610.02357.pdf [↑](#footnote-ref-5)
5. https://www.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network-matlab.html [↑](#footnote-ref-6)
6. https://pl.wikipedia.org/wiki/SAP\_ERP [↑](#footnote-ref-7)
7. https://towardsdatascience.com/a-very-brief-introduction-to-fuzzy-logic-and-fuzzy-systems-d68d14b3a3b8 [↑](#footnote-ref-8)
8. https://towardsdatascience.com/mcculloch-pitts-model-5fdf65ac5dd1 [↑](#footnote-ref-9)
9. https://maelfabien.github.io/deeplearning/Perceptron/#the-classic-model [↑](#footnote-ref-10)
10. https://www.niser.ac.in/~smishra/teach/cs460/2020/lectures/lec19/ [↑](#footnote-ref-11)
11. https://towardsdatascience.com/understanding-backpropagation-algorithm-7bb3aa2f95fd [↑](#footnote-ref-12)
12. https://pl.wikipedia.org/wiki/Maszyna\_wektor%C3%B3w\_no%C5%9Bnych [↑](#footnote-ref-13)
13. https://proceedings.neurips.cc/paper\_files/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf [↑](#footnote-ref-14)
14. https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf [↑](#footnote-ref-15)
15. https://arxiv.org/pdf/1706.03762.pdf [↑](#footnote-ref-16)