Obraz zawierający tekst, Czcionka, logo, Grafika

Opis wygenerowany automatycznie

inż. Marta Glanowska

Nr albumu: 244815

PRACA DYPLOMOWA MAGISTERSKA

na kierunku Sztuczna Inteligencja i Uczenie Maszynowe

**Klasyfikacja typu osobowości**

**na podstawie postów internetowych**

Instytut Informatyki Stosowanej

Promotor: dr inż. Robert Susik

Łódź, 2024

**Streszczenie**

dodać

Słowa kluczowe:

**Abstract**

dodać

Keywords:

# Spis treści

[Spis treści 5](#_Toc160031359)

[1 Wprowadzenie 8](#_Toc160031360)

[2 Cel i zakres pracy 10](#_Toc160031361)

[2.1 Cel i zakres pracy 10](#_Toc160031362)

[2.2 Model osobowości MBTI 10](#_Toc160031363)

[2.3 Zbiór danych 12](#_Toc160031364)

[3 Przegląd literatury 14](#_Toc160031365)

[4 Wstęp teoretyczny 16](#_Toc160031366)

[4.1 Przetwarzanie języka naturalnego 16](#_Toc160031369)

[4.2 Przygotowanie danych tekstowych 16](#_Toc160031370)

[4.3 Ekstrakcja dodatkowych cech 17](#_Toc160031371)

[4.4 Reprezentacja numeryczna tekstu 17](#_Toc160031372)

[4.5 Klasyczne modele uczenia maszynowego 19](#_Toc160031373)

[4.5.1 Wielomianowa regresja logistyczna 19](#_Toc160031374)

[4.5.2 Liniowy klasyfikator SVM 19](#_Toc160031375)

[4.5.3 Wielomianowy naiwny klasyfikator bayesowski 20](#_Toc160031376)

[4.5.4 Ekstremalne wzmocnienie gradientu 21](#_Toc160031377)

[4.6 Rekurencyjne sieci neuronowe 21](#_Toc160031378)

[4.7 Mechanizm Attention 21](#_Toc160031379)

[4.8 Ewaluacja modelu 22](#_Toc160031380)

[5 Materiały i metody 23](#_Toc160031381)

[5.1 Wstępne przetwarzanie tekstu 23](#_Toc160031383)

[5.2 Podział danych 23](#_Toc160031384)

[6 Wyniki 25](#_Toc160031385)

[7 Podsumowanie 26](#_Toc160031390)

[Spis tabel 27](#_Toc160031395)

[Spis rysunków 28](#_Toc160031396)

[Wykaz symboli i oznaczeń 29](#_Toc160031397)

[Wykaz używanych skrótów 30](#_Toc160031398)

[Bibliografia 31](#_Toc160031403)

# Wprowadzenie

Kwestionariusz Myers-Briggs powstał w połowie ubiegłego wieku i jest jednym z najbardziej rozpowszechnionych modeli osobowości w biznesie, szczególnie w środowisku rekruterów, a także w szeroko pojętym doradztwie i coachingu. Przez lata był agresywnie reklamowany, aż na dobre osadził się w codziennych praktykach biznesowych, a także przyjął się w kulturze masowej jako sposób definicji i opisu natury poszczególnych jednostek. Mimo wątpliwości psychologów co do jego skuteczności, model ten wciąż znajduje szerokie zastosowanie we współczesnym świecie, gdyż bardzo często badani wspomnianym testem deklarują, że odnajdują się w opisie osobowości, do którego zostali zaklasyfikowali, tym samym czują się rozumiani. Tagi definiujące użytkownika z użyciem typów MBTI pojawiły się nawet w niektórych społecznościach platformy Reddit[[1]](#footnote-1), a także zostały wprowadzone do popularnych aplikacji randkowych, w celu poszukiwania jeszcze większej kompatybilności między potencjalnymi partnerami. Jedna z najbardziej popularnych stron internetowych[[2]](#footnote-2) oferujących darmowy kwestionariusz Myers-Briggs jest łatwo dostępna, atrakcyjna wizualnie, a ponadto oferuje test w wielu językach, co daje wspomnianemu modelowi znaczną przewagę nad innymi testami osobowości.

W tej pracy postawiono pytanie badawcze, czy przy użyciu modelu sztucznej inteligencji można ułatwić proces definiowania typu osobowości, oszczędzając dzięki temu czas poświęcany na wykonanie standardowego kwestionariusza. Zmiana źródła danych z odpowiedzi zaznaczanych w teście na treść postów internetowych ma dodatkową zaletę – ograniczenie lustrzanego efektu, kiedy opis danego typu zawiera informacje pochodzące z zaznaczonych odpowiedzi, przez co wydaje się być jeszcze wierniejszy. Jest to istotny aspekt, tym bardziej, że wyniki testu potrafią wahać się w zależności od okoliczności i samopoczucia danej osoby w chwili wykonywania kwestionariusza.

Ta praca ma szansę przysłużyć się do pełnego wykorzystania potencjału modelu MBTI. Skuteczność eksperymentu oznaczała zwiększenie autentyczności wyników wraz ze spotęgowaniem ich stałości, przy większej tolerancji na czynniki zewnętrzne wpływające na daną jednostkę.

Stworzony model sztucznej inteligencji może zostać wprowadzony do systemów rekrutacyjnych, by przeprowadzać wstępną ocenę osobowości kandydata na podstawie próbek tekstu, przykładowo pozyskanych z jego profesjonalnego profilu zawodowego. Takie rozpoznanie może zostać potwierdzone przez kwestionariusz na dalszym etapie rekrutacji, oszczędzając jednak czas obu stronom we wstępnym jej stadium. Należy jednak pamiętać, że kwestionariusze osobowości, chociaż mogą być pomocne w scharakteryzowaniu danego kandydata, nie powinny być czynnikiem kluczowym dla podejmowania decyzji o zatrudnieniu.

Model może być także wsparciem dla początkujących przedsiębiorców lub pracowników zastanawiających się nad swoimi naturalnymi rolami w grupie, a także rozpoznającymi swoje mocne i słabe strony. System może również zaistnieć jako wtyczka do popularnych portali społecznościowych, na których ludzie przez lata generują dziesiątki, a nawet setki postów. Takie narzędzie samorozwojowe za sprawą jednego kliknięcia byłoby w stanie określić typ osobowości danego użytkownika, a tym samym przybliżyć mu informacje na temat jego codziennych motywacji, czy sposobu komunikacji, a więc przysłużyć się do wykorzystania jego potencjału, a ponadto poprawy jego relacji z bliskimi ludźmi.

# Cel i zakres pracy

## Cel i zakres pracy

Celem pracy jest przegląd literatury, opracowanie modelu klasyfikacji, przeprowadzenie badań i analiza wyników. Zakres pracy obejmuje eksplorację możliwości zastosowania metod sztucznej inteligencji w klasyfikacji typu osobowości na podstawie postów internetowych oraz ewaluacja uzyskanych wyników.

[Na jakich efektach się skupiałam, co chciałam osiągnąć, a co nie było istotne? Na czym pracowałam (ogólnie) – zbiór danych, modele ogólnikowo.]

## Model osobowości MBTI

Powstanie testu MBTI ma swoje korzenie w teorii osobowości szwajcarskiego psychiatry i psychologa Carla Gustava Junga[[3]](#footnote-3). Jego koncepcja została rozwinięta w pierwszej połowie XX wieku przez amerykańską pisarkę i badaczkę Katharine Cook Briggs oraz jej córkę Isabel Briggs Myers, a dwadzieścia lat ich obserwacji doprowadziły ostatecznie do powstania kwestionariusza MBTI. Rzetelność i ważność modelu zostały potwierdzone i opisane w raporcie The Myers-Briggs Company[[4]](#footnote-4).

Klasyfikacja MBTI opiera się na określeniu wartości dla czterech par kategorii[[5]](#footnote-5), opisanych w *Tabeli 1*.

Tabela 1 – Opis par kategorii modelu MBTI (Źródło: opracowanie własne)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Para kategorii | |
| Poziom 1 – Źródło czerpania energii i komunikacja. | **Ekstrawersja (E)**  Koncentracja na świecie zewnętrznym. Komunikacja poprzez rozmowę. Towarzyskość. | **Introwersja (I)**  Koncentracja na świecie wewnętrznym. Komunikacja poprzez pismo. Powściągliwość i nieufność. |
| Poziom 2 – Sposób zbierania informacji i operowania nimi. | **Poznanie (S)**  Zorientowanie na fakty. Rzeczowość. Zapamiętywanie szczegółów. Praktyka i doświadczenie. | **Intuicja (N)**  Zorientowanie na możliwości. Kreatywność. Zapamiętywanie ogólnego obrazu. Analiza teoretyczna i inspiracja. |
| Poziom 3 – Motywacja podejmowania decyzji. | **Myślenie (T)**  Rozum ponad serce.  Rachunek „za i przeciw”.  Sprawiedliwość i logika.  Skupienie na osiągnięciu celu. | **Odczuwanie (F)**  Serce ponad rozum.  Empatia i harmonia w grupie.  Skupienie na byciu docenianym przez innych. |
| Poziom 4 – Styl życia i pracy. | **Osądzanie (J)**  Systematyczność. Planowanie. Sztywne ramy. | **Obserwacja (P)**  Spontaniczność. Swoboda.  Otwartość na modyfikacje. |

Istnieje 16 typów osobowości modelu MBTI. Czteroelementowa nazwa każdego typu jest prostym złożeniem liter z każdej z czterech par, która bardziej odpowiada naturze danej jednostki. W ten sposób, osoba o usposobieniu introwertyka (I), zorientowana na fakty i rzeczowość (S), kierująca się empatią i uczuciami (F), charakteryzująca się swobodnym stylem życia i elastycznością (P) najprawdopodobniej zostanie zaklasyfikowana do typu ISFP.

Czasami stosuje się koncentrację 16 typów w cztery grupy, aby sprawniej zorientować się w charakterystyce ich natury i pełnionych naturalnie funkcjach, są to: dążący do celu i pomysłowi Analitycy (INTJ, INTP, ENTP, ENTJ), kreatywni i zorientowani na ludzi Dyplomaci (INFJ, INFP, ENFJ, ENFP), praktyczni i skuteczni Strażnicy (ISTJ, ISFJ, ESTJ, ESFJ) oraz otwarci i spontaniczni Odkrywcy (ISTP, ISFP, ESTP, ESFP).

Wadą systemu MBTI niewątpliwie jest brak wartości pośrednich dla poszczególnych kategorii. Na przykład, w tej klasyfikacji badany nie może zostać uznany za ambiwertyka, czyli osobę posiadającą cechy z pogranicza ekstrawersji i introwersji. Może być to problematyczne w przypadku osób „uniwersalnych”, u których przychylność do jednego z biegunów w parze kategorii nie jest ewidentna. Tacy ludzie nierzadko są postrzegani jako elastyczni, potrafiący dostosować się do sytuacji, korzystający z różnych swoich atrybutów zależnie od potrzeb i okoliczności. Wykonanie wspomnianego testu może okazać się dla nich frustrującym doświadczeniem, ponieważ oscylując pośrodku dwóch biegunów kategorii, wynik klasyfikacji jest narażony na dużą zmienność wraz z kolejnymi wykonaniami testu.

## Zbiór danych

*(MBTI) Myers-Briggs Personality Type Dataset* to zbiór danych dostępny publicznie na platformie Kaggle[[6]](#footnote-6). Zawiera on 8675 wierszy, przy czym każdy z nich odpowiada ostatnim pięćdziesięciu postom udostępnionym przez danego użytkownika na forum PersonalityCafe[[7]](#footnote-7) wraz z charakteryzującym go typem osobowości w konwencji modelu MBTI. Zbiór odznacza się różnorodnością w kontekście opisywanych przez niego osób, a także samego stylu pisania. Zebranie danych z istniejącego forum, a nie w sztucznych warunkach, przyczyniło się do powstania próbek, które można określić jako autentyczne i odwzorowujące realne życie.

*Rys. 1* przedstawia dystrybucję próbek między klasami. Każdy z wierszy zawiera maksymalnie pięćdziesiąt postów internetowych. Zbiór nie jest zbalansowany – zebrano ponad czterdziestokrotnie więcej informacji na temat osób o typie INFP niż osób scharakteryzowanych jako ESTJ czy ESFJ. Cztery najwyższe słupki wykresu opisują liczbę postów należących do osób określonych jako introwertyczne. Ponadto, około 85% danych odnosi się do użytkowników forum o typie osobowości bazującym na intuicji (składowa N), a nie zmysłach (składowa S).

Rys. 1 – Dystrybucja próbek między klasami (Źródło: opracowanie własne)



# Przegląd literatury

Klasyfikacja typów osobowości modelu MBTI na podstawie próbek tekstu przy użyciu uczenia maszynowego jest zagadnieniem chętnie podejmowanym przez badaczy na przestrzeni ostatnich lat.

W 2017 roku Rayne Hernandez i Ian Scott Knight opisali problem badawczy w swoim artykule[[8]](#footnote-8) i odnotowali, że istniejące ówcześnie rozwiązania są nieliczne. Ich praca jako jedna z pierwszych bazowała na zbiorze *(MBTI) Myers-Briggs Personality Type Dataset.* Posty internetowe zostały wstępnie przetworzone, poszczególne słowa zakodowane w przestrzeni 50-wymiarowej za pomocą algorytmu GloVe, a następnie wymodelowane za pomocą rekurencyjnych sieci neuronowych z komórkami LSTM, osobno dla każdej pary kategorii. Wspomniany artykuł dał podwaliny kolejnym pracom i okazał się jednym z najczęściej cytowanych w późniejszych latach.

We wspomnianym roku, próbę modelowania dokładnie tego samego zbioru danych podjęli również Brandon Cui i Calvin Qi[[9]](#footnote-9). Ich działania były szerzej zakrojone – zajęli się zarówno problemem klasyfikacji szesnastoklasowej jak i tworzeniem czterech odrębnych klasyfikatorów binarnych odpowiedzialnych za kolejne pary kategorii. Autorzy postanowili skupić się na drugim z wymienionych podejść, deklarując niskie wartości dokładności klasyfikatorów wieloklasowych, wynoszących poniżej 25%. W tej pracy dane tekstowe zostały wyrażone numerycznie w głównej mierze za pomocą tradycyjnej techniki worka słów (ang. *Bag of Words*).

Bianca Antonio wraz z zespołem wykonali w 2018 roku wnikliwy projekt[[10]](#footnote-10), w którym udało im się wyczerpująco opisać sam zbiór danych, przetestować kilka metod próbkowania w celu zniwelowania braku zbalansowania na przestrzeni szesnastu klas, przeprowadzić szczegółową ekstrakcję cech, włączając zliczanie wystąpień poszczególnych elementów postów, analizę sentymentu i otagowanie części mowy. Podobnie jak w poprzednich pracach, autorzy nie zdecydowali się jednak na modelowanie wieloklasowe. Po treningu modeli regresji logistycznej, maszyn wektorów nośnych (ang. *Support Vector Machines*), ekstremalnego wzmocnienia gradientu (ang. *Extreme Gradient Boosting*) oraz lasów losowych, te ostatnie osiągnęły najwyższy iloczyn dokładności dla czterech modeli binarnych, jednak wynik ten był niewiele lepszy od pracy Brandona Cui i Calvina Qi9.

Podejście zaproponowane w 2020 roku przez inną grupę badaczy[[11]](#footnote-11) zawierało porównanie skuteczności maszyn wektorów nośnych, modeli regresji logistycznej, algorytmów k najbliższych sąsiadów (ang. *K-Nearest Neighbors*) oraz lasów losowych bazując na danych zakodowanych za pomocą techniki *Word2Vec ,* oraz dodatkowych cechach wybranych po analizie wskaźników korelacji Pearsona. W tym przypadku, las losowy osiągnął 100% dokładności, jednak również był trenowany odrębnie dla każdej pary kategorii.

Interesujące wnioski wysnuli Amirhosseini i Kazemian[[12]](#footnote-12), udowadniając, że metoda ekstremalnego wzmocnienia gradientu może być skuteczniejsza niż rekurencyjna sieć neuronowa w rozwiązaniu zadanego problemu. Istotnie, cząstkowe dokładności ich modeli były wyższe niż tych w artykule z 2017 roku8.

Jedna z nowszych prac[[13]](#footnote-13) podejmująca wspomniany problem badawczy odznacza się wyższą dokładnością klasyfikacji próbek tekstowych niż wymienione powyżej. W 2022 roku zespołowi badaczy w Tajlandii udało się osiągnąć ponad 40% dokładności zarówno dla naiwnych klasyfikatorów bayesowskich (ang. *Naive Bayes*) jak i maszyn wektorów nośnych. Przygotowanie danych do tych klasyfikatorów obejmowało zastosowanie techniki worka słów oraz ważenia częstością termów (ang. *Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Ponadto, zaproponowana przez autorów dwukierunkowa sieć rekurencyjna z użyciem komórek LSTM osiągnęła niemal 50% skuteczności dla danych zakodowanych za pomocą tokenizera biblioteki *Keras*.

# Wstęp teoretyczny



## Przetwarzanie języka naturalnego

Przetwarzanie języka naturalnego (ang. *Natural Language Processing*) to dziedzina zajmująca się zastosowaniem technik analizy danych oraz modeli sztucznej inteligencji w celu generowania i rozumienia, a także rozwiązywania innych podobnych zadań opartych na tekście pisanym i mowie ludzkiej. Ta prężnie rozwijająca się w dzisiejszych czasach gałąź informatyki jest używana między innymi w systemach umożliwiających odczytanie tekstu ludzkim głosem, lub odwrotnie – narzędziach umożliwiającym głosowe wprowadzanie tekstu. Ma swoje odzwierciedlenie również w pracy wirtualnych doradców w postaci chatów na witrynach internetowych lub asystentów podczas rozmów telefonicznych z punktami usługowymi. Ponadto, jest ceniona jako fundamentalna składowa internetowych tłumaczy języków obcych, narzędzi do streszczania lub klasyfikacji dokumentów. Innym jej zastosowaniem może być automatyczna analiza sentymentu opinii konsumentów na forum.

## Przygotowanie danych tekstowych

Tekst jest wymagającym źródłem danych. Zrozumienie kontekstu słów wymaga przeanalizowania nie tylko ich kolejności i sąsiedztwa innych wyrazów w zdaniach, ale także sytuacji, w jakiej wypowiedź się pojawiła. Należy pamiętać, że w języku naturalnym występowanie żartów sytuacyjnych, ironii czy związków frazeologicznych jest zjawiskiem codziennym, co oprócz ubarwienia języka skutkuje też niemożnością jednoznacznego zdefiniowania znaczenia poszczególnych słów.

Celem wstępnego przetwarzania tekstu jest sprowadzenie go do zwartej formy zawierającej maksymalną ilość kluczowych informacji, przy czym w zależności od rozwiązywanego problemu zestaw najbardziej akcentowanych cech może być inny.

Jedną z podstawowych metod obróbki tekstu jest tokenizacja (ang. *Tokenization*). Polega ona na rozbiciu ciągłego tekstu na sekwencję tokenów, czyli mniejszych części. Często stosuje się podział na słowa, znaki, lub zdania. Równocześnie odrzuca się wybrane znaki interpunkcyjne.

W przygotowaniu tekstu istotne może być również zmniejszenie wszystkich liter – taki zabieg ma dwie zalety. Po pierwsze, automatycznie uszczupla rozmiar słownika. Ponadto, wskazuje modelowi zgodność dwóch wystąpień tego samego słowa, spośród których jedno pojawiło się na początku zdania, a więc było pisane wielką literą. Z drugiej strony, może to również generować problemy, na przykład w przypadku wyrazu „Jagoda”, gdzie wielkość litery wskazuje na fakt, że mowa jest o pewnej osobie, a nie o owocu.

Eliminacja słów, które same w sobie nic nie znaczą (ang. *Stopwords*) to kolejna popularna technika wstępnego przetwarzania tekstu. Istnieją zaimki, spójniki, partykuły i inne wyrazy, które występują w języku pisanym nieraz częściej niż pozostałe słowa, równocześnie nie niosąc ze sobą znaczącej informacji. Świadczy o tym fakt, że są one pomijane przez wyszukiwarki. Takie wyrazy usuwa się zazwyczaj przygotowując tekst do klasyfikacji, z kolei nie jest to zalecane w pracy z generatywnymi modelami uczenia maszynowego, ponieważ tworzone przez nie wypowiedzi nie będą brzmieć naturalnie. Listę usuwanych słów należy jednak zweryfikować, gdyż niektóre standardowo na niej umieszczane wyrazy mogą okazać się znaczące w kontekście specyficznych zadań – na przykład badania częstości występowania zaimków „ja” i „moje” w wykrywaniu osobowości narcystycznych.

Innym prostym pomysłem jest praca nad poszczególnymi elementami tekstu, na przykład usuwanie linków czy emotikon, oflagowywanie części mowy, wydobywanie ze słów ich rdzeni (ang. *Stemming*) lub lematów (ang. *Lemmatization*).

Wybór technik różni się od specyfiki problemu, nie istnieje jeden uniwersalny pomysł na przygotowanie danych tekstowych.

## Ekstrakcja dodatkowych cech

Oprócz modelowania samej wstępnie przetworzonej treści danego tekstu czy jego wycinków, można dodatkowo zdefiniować cechy opisujące numerycznie poszczególne próbki. Zależnie od problemu, inne charakterystyki mogą być znaczące. Fragment tekstu można zdefiniować zliczając występujące w nim poszczególne części mowy, wyznaczając jego długość bezwzględną lub mierzoną ilością zdań, przeprowadzając analizę sentymentu i przypisując wartość binarną, czy oznaczając emocje wiązane z poszczególnymi zwrotami.

## Reprezentacja numeryczna tekstu

Osadzanie tekstu (ang. Embedding) jest jedną z kluczowych operacji przetwarzania wstępnego ze względu na to, że algorytmy uczenia maszynowego są trenowane właśnie na reprezentacji numerycznej. Większość algorytmów opisanych poniżej jest również specyficznymi ekstraktorami cech ze względu na to, że pozyskują informacje na temat współwystępowania słów i ich częstości lub o kontekście.

Najbardziej podstawową techniką kodowania tekstu jest stworzenie słownika istniejących w danym zbiorze danych wyrazów, a następnie zamiana słów w próbce według jego indeksów. W zależności od potrzeb, wielkość słownika można ograniczyć. Ta metoda jest skuteczna w połączeniu z zastosowaniem rekurencyjnych sieci neuronowych, które później analizują otrzymane sekwencje wychwytując informacje o kolejności elementów, a więc strukturze zdań.

Płytkie sieci neuronowe typu Word2Vec są inną popularną metodą tworzenia reprezentacji wektorowej tekstu odpowiedniej dla sieci rekurencyjnych, ponieważ ich działanie oparte jest na ruchomym oknie kontekstowym. Wyróżnia się dwie strategie powiązane z tym algorytmem. Pierwsza z nich to CBoW (ang. *Continuous Bag of Words*), kiedy model jest trenowany poprzez próby przewidywania słowa na podstawie wyrazów z jego otoczenia. Podejście Skip-gram bazuje natomiast na przewidywaniu otoczenia słowa wejściowego. [Negative Sampling]

Inną często stosowaną metodą zamiany tekstu na formę wektorową jest technika worka słów (ang. *Bag of Words*) budująca uproszczoną reprezentację próbki na podstawie częstości występowania w niej poszczególnych wyrazów, jednak w odróżnieniu do poprzednio opisanych technik, nie uwzględnia ona kolejności występowania słów. Z tego powodu nie jest odpowiednia, aby przygotować dane wejściowe do sieci rekurencyjnych i łączy się ją z tradycyjnymi modelami uczenia maszynowego.

Rozwinięciem idei worka słów jest koncepcja ważenia częstością termów, bardziej znana jako TF-IDF. To metoda statystyczna, w której kluczową rolę grają dwa czynniki – częstość występowania danego słowa w konkretnej próbce, a także jego ważność, czyli frekwencja występowania na przestrzeni wszystkich próbek. Algorytm nadaje wagi słowom – największą przypisuje rzadkim wyrazom, które w danej próbce wystąpiły często. Dopuszcza również traktowanie par, trójek lub większych zestawień słów, tak zwanych n-gramów, jako całości, co oznacza, że dla każdego n-gramu liczona jest wówczas pojedyncza reprezentacja.

Do tworzenia reprezentacji numerycznej słów można również zastosować pretrenowane modele typu BERT będące transformerami zawierającymi w swojej architekturze jedynie koder, z pominięciem dekodera.

## Klasyczne modele uczenia maszynowego

### Wielomianowa regresja logistyczna

Klasyczna regresja logistyczna to procedura dostosowana do problemów klasyfikacyjnych natury binarnej. [Wyjaśnić podstawy?]

[Regresja logistyczna przypisuje punktowi jego etykietę klasy w zależności od tego, czy leży on powyżej, czy poniżej linii separującej. Ponadto używa funkcji logit do przekształcenia odległości od punktu do linii na prawdopodobieństwo, że dana próbka należy do zidentyfikowanej klasy. Rozważania optymalizacyjne w regresji logistycznej polegają na minimalizowaniu sumy prawdopodobieństw błędnej klasyfikacji we wszystkich punktach.]

W przypadku wieloklasowości, wielomianowa odmiana tego modelu przewiduje prawdopodobieństwo dla każdej z etykiet, a dodatkowo posługuje się entropią krzyżową do obliczenia kosztu. [Entropia krzyżowa i model wieloklasowy + wzory]

### Liniowy klasyfikator SVM

Celem liniowego klasyfikatora SVM (z ang. *Support Vector Machine*) nazywanego również maszyną wektorów nośnych jest zbudowanie maksymalnie dużego marginesu separującego w przestrzeni punkty należące do dwóch odrębnych klas.

Pierwszym krokiem budowania takiego modelu jest zdefiniowanie hiperpłaszczyzny za pomocą prostego równania liniowego , gdzie symbolizuje wektor współczynników, a oznacza wektor zmiennych niezależnych. Wokół niej należy następnie wyznaczyć dwie hiperpłaszczyzny równoległe, w tej samej odległości. Każda z nich będzie wyznaczała granicę występowania próbek konkretnej klasy, dzięki czemu powstanie wspomniany margines. Zakładając, że etykiety próbek pochodzą ze zbioru , margines zostaje opisany równaniami: oraz . W jego przestrzeni nie mogą występować żadne punkty, dlatego dla próbek należących do klasy pierwszej zachodzi nierówność , a dla pozostałych prawdą jest, że .[[14]](#footnote-14)

Próbki należące do zbioru i spełniające nierówność nazywane są wektorami nośnymi (ang. *support vectors*), ponieważ ich lokalizacja wyznacza położenie marginesu separującego. Celem algorytmu jest znalezienie takich współczynników hiperpłaszczyzny, aby margines był maksymalny. Wówczas skuteczność klasyfikacji jest większa, model rzadziej się myli.

Rys. 2 – Wyznaczanie hiperpłaszczyzny liniowego klasyfikatora SVM oraz maksymalizacja marginesu separującego (źródło: <https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine>)

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, linia, diagram

Opis wygenerowany automatycznie

W przypadku klasyfikacji wieloklasowej, najczęściej stosowaną strategią dla tego modelu jest jeden-przeciw-pozostałym (ang. *one-versus-rest*), czyli konstrukcja tylu klasyfikatorów ile jest klas, nie uwzględniając jednej, a następnie analiza uzyskanych wyników dla jednoznacznej predykcji.

Maszyna wektorów nośnych jest klasyfikatorem podobnym do regresji logistycznej, celem obu algorytmów jest optymalna separacja próbek, choć każdy z nich optymalizuje inne kryteria, aby to osiągnąć.

### Wielomianowy naiwny klasyfikator bayesowski

Naiwne klasyfikatory bayesowskie to rodzina klasyfikatorów probabilistycznych. Oznacza to, że przewidują one rozkład prawdopodobieństwa przynależności próbki do zestawu klas, zamiast proponować predykcję do pojedynczej klasy. Ze względu na założenie, że predyktory są parami niezależne, co rzadko jest możliwe w przypadku pracy na realnych danych, nazywa się je naiwnymi. Oparte są na twierdzeniu Bayesa *(1).*

(1)

W powyższym wzorze oznacza zmienną celu, a to zależny wektor cech. Zapis określa natomiast prawdopodobieństwo warunkowe, czyli w tym wypadku prawdopodobieństwo wystąpienia pod warunkiem zajścia .

Do zadań klasyfikacji tekstu, odpowiednim wariantem z tej rodziny modeli jest wielomianowy naiwny klasyfikator bayesowski. Stara się on parametryzować wielomianowy rozkład danych dla każdej klasy za pomocą wektorów . Oznaczenie symbolizuje liczbę cech, czyli w wypadku klasyfikacji tekstu – wielkość słownictwa. określa prawdopodobieństwo wystąpienia cechy w próbce należącej do klasy . Parametry są szacowane metodą liczenia częstości względnych *(2).*

(2)

W przedstawionym wzorze, wyraża ilość wystąpień cechy w próbkach klasy w zbiorze treningowym, natomiast jest całkowitą liczbą wystąpień wszystkich cech w próbkach klasy zbioru treningowego. Parametr wygładzania addytywnego został oznaczony literą .

### Ekstremalne wzmocnienie gradientu

[Opisać]

## Rekurencyjne sieci neuronowe

Komórka GRU, parametry, funkcja kosztu itp.

## Mechanizm Attention

W 2017 roku, w szeroko później cytowanym artykule pod tytułem „*Attention Is All You Need*”[[15]](#footnote-16), w dosłownym tłumaczeniu „Attention to wszystko, czego potrzebujesz” autorzy przedstawili propozycję nowej przełomowej architektury sieci neuronowej typu transformer, której skuteczność oparta była między innymi na istniejącym wówczas lecz niezbyt spopularyzowanym mechanizmie Attention.

Jak wskazuje nazwa, celem algorytmu jest znalezienie i podkreślenie cech próbki, na których należy się skupić podczas modelowania, poprzez przypisanie im wyższych wag. Spośród reprezentacji poszczególnych słów w próbce (ang. *Keys*), mechanizm wychwytuje te wysoko skorelowane z wybranym zapytaniem (ang. *Query*) kalkulując iloczyn skalarny tablic. Następnie aktywuje funkcję *Softmax*, dzięki której poszczególne prawdopodobieństwa sumują się do 1. Dzięki porównaniu z wagami opisującymi cechy znaczące dla rozwiązywanego zadania (ang. Value) skutkuje wzmocnieniem wag dla istotnych komponentów tekstu i osłabieniem wag dla mniej ważnych. [Softmax? Wzory?]

Autorzy wspomnieli również o drugim wariancie mechanizmu. Dopuszcza on równoległe działanie kilku modułów obliczeniowych, tak zwanych głów (ang. *Heads*). Takie podejście umożliwia równoczesne analizowanie kilku kontekstów, dzięki czemu możliwe jest jednoczesne wychwycenie kilku znaczeń danego słowa. Schematy obu architektur przedstawiono na *Rys. 3.*

Rys. 3 - Wizualizacja architektur mechanizmu Attention (źródło: Ashish Vaswani i in., Attention Is All You Need”, 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA, 2023)

Obraz zawierający tekst, zrzut ekranu, diagram, linia

Opis wygenerowany automatycznie

## Ewaluacja modelu

Dokładność – problem klasyfikacyjny

# Materiały i metody



## Wstępne przetwarzanie tekstu

Rozważając problem klasyfikacji próbek tekstu w postaci postów internetowych do kilkunastu kategorii należy najpierw zdefiniować, jakie cechy wpisów mogą okazać się najbardziej istotne dla ich rozróżnienia między sobą i te właśnie atrybuty należy następnie wyeksponować. Jest to istotne, ponieważ ostatecznym celem projektu jest znalezienie indywidualnych schematów obecnych w postach osób będących w obrębie tego samego typu osobowości. Z perspektywy treningu modelu, ważne jest natomiast ograniczenie ilości mniej ważnych słów w bazie danych, ponieważ dzięki temu uczenie trwa krócej przy zachowaniu tej samej ilości informacji.

[Opisać]

## Podział danych

Trening nadzorowanych modeli uczenia maszynowego należy przeprowadzić na pewnym wycinku danych, podczas gdy pozostała część próbek jest wówczas używana do ewaluacji jego skuteczności, a przy tym oceny optymalności wytrenowanych parametrów.

W wypadku tego projektu, zbiór danych został rozbity na podgrupę treningową i testową w stosunku 80:20. Podział nastąpił w sposób warstwowy (ang. *stratified split*) na podstawie zmiennej celu, co oznacza, że procentowy rozkład próbek poszczególnych klas w każdej z podgrup jest taki sam. W tym celu zastosowano funkcję *train\_test\_split* biblioteki   
*scikit-learn[[16]](#footnote-17)*.

Ponieważ posty należące do jednego użytkownika zostały uprzednio scalone w jeden wiersz, potencjalny problem znalezienia się wpisów tej samej osoby zarówno w zbiorze treningowym jak i testowym nie wystąpił. Taka sytuacja poddałaby w wątpliwość wyniki późniejszej ewaluacji i umiejętności przystosowania się modelu do zupełnie nowych danych.

## Zastosowane modele

Dodać

[Konkrety – jak dzieliłam zbiór, cały pre-processing i opis metod i liczebności, jakich modeli (RNN, Word2Vec) i specyficznie architektur użyłam, szczegóły treningów, opis metryk ewaluacji i kosztu, wymagania sprzętowe i programistyczne, cytować wykorzystywane biblioteki Pythona]

# 

# Wyniki



Dodać

[Jak poradziły sobie moje architektury, co było skuteczne, a co nie (dlaczego?), ewentualne porównanie do innych architektur. Czasy treningów.]

# Podsumowanie



dodać

[Cel pracy został osiągnięty. Opisać najlepsze osiągnięte rozwiązanie. Rozważania nt. efektów w kontekście osobowości. Możliwe rozwinięcia projektu. Zastosowania w codziennym życiu.]

# Spis tabel

Tabela 1 – Opis par kategorii modelu MBTI (Źródło: opracowanie własne) 10

# Spis rysunków

Rys. 1 – Dystrybucja próbek między klasami (Źródło: opracowanie własne) 12

Rys. 2 – Wyznaczanie hiperpłaszczyzny liniowego klasyfikatora SVM oraz maksymalizacja marginesu separującego (źródło: https://en.wikipedia.org/wiki/Support\_vector\_machine) 20

Rys. 3 - Wizualizacja architektur mechanizmu Attention (źródło: Ashish Vaswani i in., Attention Is All You Need”, 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA, 2023) 22

# Wykaz symboli i oznaczeń

[O ile nie jest to inaczej wyszczególnione w tekście praca ta wykorzystuje poniższą notację:

* a (mała litera kursywą) oznacza skalar,
* **a** (mała pogrubiona litera) oznacza wektor]

# Wykaz używanych skrótów



* MBTI – Myers-Briggs Type Indicator®

# Bibliografia

1. <https://www.reddit.com/> [↑](#footnote-ref-1)
2. <https://www.16personalities.com/pl> [↑](#footnote-ref-2)
3. Carl Gustav Jung, *Typy psychologiczne,* Wydawnictwo KR, 2015 [↑](#footnote-ref-3)
4. The Myers-Briggs Company, *Reliability and validity of the MBTI® instrument,* <https://eu.themyersbriggs.com/-/media/Files/PDFs/Technical-information/MBTI_reliability_and_validity_info.pdf?la=en> [↑](#footnote-ref-4)
5. Charakterystyki w *Tabeli 1* są skrótem bardziej szczegółowych opisów przedstawionych w artykule <https://potencjalosobowosci.com/mbti/>, dostęp z dnia 01.02.2024 r. [↑](#footnote-ref-5)
6. <https://www.kaggle.com/datasets/datasnaek/mbti-type>, dostęp z dnia 17.10.2023 r. [↑](#footnote-ref-6)
7. <https://www.personalitycafe.com/>, dostęp z dnia 17.10.2023 r. [↑](#footnote-ref-7)
8. Hernandez R., Knight I.S., *Predicting Myers-Briggs Type Indicator with Text Classification*, 31st Conference on Neural Information Processing Systems, 2017 [↑](#footnote-ref-8)
9. Cui B., Qi C., *Survey Analysis of Machine Learning Methods for Natural Language Processing for MBTI Personality Type Prediction*, 2017 [↑](#footnote-ref-9)
10. Bianca Antonio i in., *Data Science Final Project: Myers-Briggs Prediction*, 2018, artykuł dostępny pod linkiem<https://medium.com/@bian0628/data-science-final-project-myers-briggs-prediction-ecfa203cef8>, dostęp z dnia 17.10.2023 r. [↑](#footnote-ref-10)
11. Abidin N.H.Z. i in., *Improving Intelligent Personality Prediction using Myers-Briggs Type Indicator and Random Forest Classifier*, International Journal of Advanced Computer Science and Applications(IJACSA), 11(11), 2020 [↑](#footnote-ref-11)
12. Amirhosseini M. H., Kazemian H., *Machine Learning Approach to Personality Type Prediction Based on the Myers–Briggs Type Indicator®*, *Multimodal Technologies and Interaction*, 2020 [↑](#footnote-ref-12)
13. Ontoum S., Chan J.H., *Personality Type Based on Myers-Briggs Type Indicator with Text Posting Style by using Traditional and Deep Learning*, 2022 [↑](#footnote-ref-13)
14. Steven S. Skiena, *The Data Science Design Manual*, Edition 1, Springer Cham, 2017, s. 366-369 [↑](#footnote-ref-14)
15. Ashish Vaswani i in., *Attention Is All You Need”,* 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA, 2023 [↑](#footnote-ref-16)
16. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.train_test_split.html>, dostęp z dnia 28.02.2024 r. [↑](#footnote-ref-17)