



POLITECHNIKA WARSZAWSKA



WYDZIAŁ MATEMATYKI  
I NAUK INFORMACYJNYCH

PRACA DYPLOMOWA MAGISTERSKA  
INFORMATYKA

**Rekomendacje artykułów opisujących produkty w  
serwisach e-commerce**

**Content-based recommendations in e-commerce services**

Autor:

**Łukasz Dragan**

Promotor: dr inż. Anna Wróblewska

Warszawa, czerwiec 2017

.....

podpis promotora

.....

podpis autora

## **Streszczenie**

W niniejszej pracy zajmuję się dokonuję metod wyszukiwania podobnych dokumentów należących do zadanego zbioru artykułów. Problem zaczerpnięty jest z serwisu aukcyjnego Allegro, który posiada dział artykułów opisujących produkty dostępne w serwisie. Dział ten posiada system rekomendacji dopasowujący do danego artykułu listę artykułów, które są do niego najbardziej podobne. W swojej pracy staram się przeanalizować i zaaplikować znane metody wyszukiwania podobnych dokumentów tekstowych. Skupiam się szczególnie na metodach opartych o semantyczną analizę tekstu.

## **Abstract**

xcfghdfghhdfghfdgh

dfgdsfgsdfgsdfgds

# Spis treści

<b>1</b>	<b>Wstęp</b>	<b>4</b>
1.1	.....	4
1.2	Rekomendacje artykułów tekstowych w Allegro .....	5
1.3	Struktura pracy .....	6
<b>2</b>	<b>Przegląd znanych metod</b>	<b>7</b>
2.1	Systemy rekomendacji .....	7
2.1.1	Filtrowanie kolaboratywne (collaborative filtering) .....	8
2.1.2	Filtrowanie oparte na treści (content-based filtering) .....	8
2.2	Techniki przetwarzania języka naturalnego .....	8
2.2.1	Bag-of-words .....	9
2.2.2	Term frequency - inverted document frequency .....	10
2.2.3	odległość cosinusowa .....	10
2.2.4	Latent Dirichlet allocation .....	10
2.2.5	Word2vec .....	10
2.2.6	Odległość między dokumentami .....	12
2.2.7	Edycja menu nawigacyjnego .....	14
<b>3</b>	<b>Dane</b>	<b>15</b>
3.1	Wstępne przetwarzanie danych .....	17
3.2	Opis danych po wstępnym przetwarzaniu .....	18
3.3	Metody ewaluacji .....	19
3.4	Wyniki badań .....	21

<i>SPIS TREŚCI</i>	3
3.4.1 . . . . .	21
3.5 Dalsze badania . . . . .	21
<b>4 Słownik pojęć</b>	<b>22</b>

# Rozdział 1

## Wstęp

### 1.1

Systemy rekomendacji są powszechnym elementem wielu serwisów internetowych. Sprawdzają się w takich polach jak polecanie produktów w sklepie czy rekomendacje ofert pracy. Pozwalają one użytkownikowi Dają użytkownikowi poczucie indywidualnego traktowania przez serwis internetowy dopasowujący niejako zawartość swoich stron to konkretnego użytkownika. Može to prowadzić do większego zaangażowania ze strony użytkownika i przywiązania do serwisu. Dają obopulną korzyść użytkownikowi oraz właścicielowi serwisu internetowego.

Tematem mojej pracy magisterskiej jest stworzenie mechanizmu dopasowującego podobne do danego artykuły tekstowe. Problem zaczerpnięty jest z serwisu Allegro, gdzie istnieje dział artykułów opisujących produkty dostępne w serwisie. W celu zachęcenia użytkownika do dalszej lektury artykułów stosuje się mechanizm rekomendacji podobnych artykułów. Celem niniejszej pracy jest zbadanie i udoskonalenie obecnego w serwisie mechanizmu generowania rekomendacji.

Przy wykonywaniu operacji na tekście korzystałem głównie z silnika wyszukiwania Elasticsearch oraz własnoręcznie pisanych skryptów w języku Python wykorzystujących liczne specjalistyczne biblioteki posiadające interfejs w tymże języku.

W swojej pracy korzystam zarówno z metod wyszukiwania w teście wypisać później użyte biblioteki

## 1.2 Rekomendacje artykułów tekstowych w Allegro

Allegro jest największą działającą na rynku polskim platformą aukcyjną on-line. Posiada ponad 20 mln zarejestrowanych klientów. Każdego dnia na Allegro sprzedaje się ponad 870 tysięcy przedmiotów. Zatrudnia 1300 pracowników.[3] Serwis umożliwia użytkownikom wystawianie na sprzedaż oraz kupno przedmiotów poprzez mechanizm licytacji lub natychmiastowego zakupu. Allegro pobiera prowizję za dokonanie sprzedaży za swoim pośrednictwem.

Oprócz głównej części serwisu odpowiedzialnej za transakcje Allegro posiada dział zajmujący się publikacją artykułów opisujących produkty wystawiane za pośrednictwem serwisu. Ma to na celu pomoc użytkownikom przy wyborze interesującego ich produktu.

Po to, aby zachęcić użytkowników do zapoznania się z treścią kolejnych artykułów, zastosowany został tu system rekomendacji przyporządkowujący danemu artykułowi listę powiązanych artykułów. Kryterium mówiącym, czy artykuły są powiązane jest tutaj jedynie treść artykułów a nie wcześniejsze zachowanie użytkownika.

W celu uniknięcia nieporozumień pragnę tutaj zaznaczyć różnicę pomiędzy znaczeniami słowa „artykuł”, które może oznaczać zarówno tekst publicystyczny, literacki lub naukowy jak i rzecz, która jest przedmiotem handlu.[2] W niniejszej pracy skupiam się na rekomendacjach artykułów tekstowych, stąd używam pierwszego znaczenia (chyba, że inne znaczenie jest wyraźnie zaznaczone).

Od serwisu Allegro otrzymałem zserializowaną kopię 20000 artykułów dostępnych na stronach serwisu. Pojedynczy artykuł składa się z głównej zawartości tekstowej oraz pewnych metadanych. W celu otrzymania wszelkich danych od firmy Allegro wynagane było, abym podpisał umowę, w której zobowiązuję się do nieujawniania żadnych danych, które otrzymałem. Stąd opisy danych, na



których pracuję, zawarte w tej pracy nie wnikają w ich szczegóły i nieodbiegają od informacji publicznie dostępnych przez stronę allegro.pl.

W niniejszej pracy wykonuję eksperymenty wykorzystując znane metody określania podobieństw pomiędzy dokumentami, które adaptuję do zbioru dokumentów, które otrzymałem od serwisu Allegro.

W obszarze, którym zajmuje się niniejsza praca, bezpośrednim celem rekomendacji jest, aby użytkownik odwiedzał kolejne podstrony serwisu, co wprost zwiększa szansę na dokonanie przez niego transakcji.

Obecnie wykorzystywana metoda generowania rekomendacji artykułów opiera się o zapytanie do usługi Elasticsearch. Elasticsearch jest popularnym silnikiem wyszukiwania tekstu opartym o indeks Lucene. Działa w architekturze rozproszonej a komunikacja z nim następuje poprzez protokół HTTP i format JSON.

Metoda ta ogranicza się jednak jedynie do wyszukiwania tekstowego pomijając zagadnienia semantyczne. Znaczy to, że jeżeli dwa teksty opisują ten sam temat, ale używają to tego różnych słów, np. synonimów, to systemowi opartemu jedynie o wyszukiwanie tekstowe nie uda się stwierdzić podobieństwa między tymi tekstami, mimo, iż takowe istnieje.

Stąd w mojej pracy postanowiłem wykonać eksperymenty z metodami używającymi semantycznej analizy tekstu, aby ocenić, czy dają one lepsze rezultaty od obecnie stosowanej metody.

W niniejszej pracy skupiam się głównie na podejściu word2vec z racji tego, iż powstał niedawno.

Dochodzenie nowych rekomendacji - nie jest tematem pracy —————

Słowa, które zostają po tokenizacji to np literówki

## 1.3 Struktura pracy

Rozdział 2 opisuje znane metody zaadaptowane przez mnie w eksperymentach.

# Rozdział 2

## Przegląd znanych metod

W swojej pracy wykorzystuję i adaptuję do swoich potrzeb szereg metod i technik. Należą one do takich obszarów, jak: systemu rekomendacji, przetwarzanie języka naturalnego,

### 2.1 Systemy rekomendacji

Systemy rekomendacji to narzędzia i techniki mające na celu zasugerować użytkownikowi przedmioty. Sugestie te odnoszą się do różnych procesów podejmowania decyzji takich jak np. które artykuły kupić, jakiej muzyki słuchać czy też które wiadomości czytać. „Przedmiot” jest tutaj ogólnym pojęciem oznaczającym coś, co system poleca użytkownikowi. [1]

Przy wciąż wzrastającej ilości danych użytkownicy serwisów internetowych często nie są w stanie dotrzeć do informacji, która ich interesuje. Jest to pole do rozwoju zautomatyzowanych systemów rekomendacyjnych polecających użytkownikom treści, które mogą ich zainteresować. Działalność takiego systemu daje zysk zarówno użytkownikowi, pozwalając mu dotrzeć do informacji, której mógłby samodzielnie nie odszukać, albo wręcz nie wiedzieć, iż taka informacja istnieje, jak i dla właścicieli serwisów internetowych, którym zależy, by przyciągnąć do siebie użytkowników, aby ci w jak największym stopniu korzystali z ich usług.

Sposoby działania systemów rekomendacji można podzielić na różne sposoby,

spośród których wyodrębnić można dwa najszerszej używane. Są to: filtrowanie kolaboratywne (collaborative filtering) i filtrowanie oparte na treści (content-based filtering).

### **2.1.1 Filtrowanie kolaboratywne (collaborative filtering)**

Technika ta opiera się na spostrzeżeniu, iż użytkownicy o podobnych preferencjach zachowują się podobnie. Stąd jeżeli użytkownik zachowuje się podobnie do zaobserwowanej wcześniej grupy użytkowników, można przewidzieć jego preferencje. Istotną zaletą tej metody jest fakt, iż nie zależy ona od dziedziny, w której ulokowany jest system rekomendacji (w przeciwieństwie do rekomendacji opartych na treści), a jedynie od zachowań użytkowników.

### **2.1.2 Filtrowanie oparte na treści (content-based filtering)**

W technice tej przedmioty polecane użytkownikowi zależą od innych przedmiotów, na temat których stwierdzono, że użytkownik się nimi interesuje. Mogą się one opierać np. na podobieństwie przedmiotów: jeżeli użytkownik „lubi” przedmiot A, który jest podobny do przedmiotu „B” to można spodziewać się, że również przedmiot B zainteresuje użytkownika. Technika ta jest mocno zależna od dziedziny rekomendowanych przedmiotów, gdyż wymaga wprowadzenia pewnej miary podobieństwa między nimi. Stąd jest trudniejsza do zastosowania, ale daje też możliwości nieosiągalne dla filtrowania kolaboratywnego.

Celem niniejszej pracy jest zbadanie metod sugerujących użytkownikowi artykuły podobne do aktualnie odwiedzanego, co wprost wiąże się z metodami używanymi w technice filtrowania opartego na treści.

## **2.2 Techniki przetwarzania języka naturalnego**

Temat niniejszej pracy skupia się na podobieństwie pomiędzy artykułami - dokumentami tekstowymi. Ich treść zapisana jest w języku naturalnym -

zrozumiałym dla człowieka - który mówiąc potocznie niezrozumiały dla maszyny. W związku z tym koniecznym staje się tu użycie technik przetwarzania języka naturalnego (natural language processing), które to pozwalają wyodrębnić z tekstu pewne cechy, na bazie których komputer jest w stanie określić podobieństwo pomiędzy dokumentami (według pewnej sformalizowanej miary).

W poniższych paragrafach opisuję techniki przetwarzania języka naturalnego użyte przeze mnie wprost lub

W celu formalizacji dalszych opisach stosowanych metod stosuję następujące

Korpus  $C$ : zbiór dokumentów  $d$ ,

Dokument  $d$ : skończony ciąg zdań  $s$ ,

Zdanie  $s$ : skończony ciąg słów  $w$ ,

Słowo  $w$ : skończony ciąg znaków  $c$ ,

W celu uproszczenia zapisu:  $w \in d \equiv \exists_{s \in d} w \in s$ ,

Słownik zbudowany na korpusie  $C$ :  $V = \{w \mid \exists_{d \in C} w \in d\}$ .

### 2.2.1 Bag-of-words

Bag-of-words (worek słów) jest metodą reprezentacji tekstu jako zbioru zawartych w nim słów niezachowującego kolejności słów w tekście, lecz liczbę ich wystąpień. Jako korpus będę nazywać zbiór przetwarzanych dokumentów, natomiast jako słownik zbiór słów

Bag-of-words można opisać jako przekształcenie z korpusu w przestrzeń wektorów  $bow : C \rightarrow \mathbb{R}^n$  gdzie:

$C$ : korpus

$m = |C|$ : liczba dokumentów w korpusie  $C$

$V$ : słownik zbudowany na  $C$

$n = |V|$ : liczba słów w  $V$

$v_i \in \mathbb{R}^n$ , gdzie  $i \in 1, 2, \dots, n$  wektor reprezentujący dokument  $d_i \in C$

$v_{ij}$ , gdzie  $j \in 1, 2, \dots, m$ : liczba wystąpień w dokumencie  $d_i \in C$  słowa  $w_j \in V$

Każdy dokument reprezentowany jest przez wektor, składający się z wag słów występujących w tym dokumencie. TFIDF informuje o częstości wystąpienia termów uwzględniając jednocześnie odpowiednie wyważenie znaczenia lokalnego termu i jego znaczenia w kontekście pełnej kolekcji dokumentów.

W celu sprowadzenia korpusu do reprezentacji bag-of-words

Technika ta jest stosunkowo prosta jest jej wadą jest traktowanie każdego słowa z jednakową wagą. Pewne słowa (np. „i”, „lub”, „o”) występują bardzo często, lecz ich wkład w znaczenie całego dokumentu jest marginalny. Stąd powstały bardziej zaawansowane techniki uwzględniające istotność słów dla znaczenia całego dokumentu.

### 2.2.2 Term frequency - inverted document frequency

TF-IDF(ważenie częstością termów - odwrotna częstość w dokumentach) jest metodą reprezentacji tekstu jako zbioru słów przy jednoczesnym uwzględnieniu wagi słów, która zależy od częstości występowania słowa w korpusie. Oznaczenia formalne takie same tak w przypadku BOW.  $v_{ij} = tfidf_{ij} = tf_{ij} * idf_i$ , gdzie:

$tf_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_k n_{kj}}$ , „term frequency” to liczba wystąpień słowa  $w_i$  w dokumencie  $d_j$  podzielona przez liczbę słów dokumentu  $d_j$ ,

$idf_i = \log \frac{|D|}{|d:w_i \in d|}$ , „inversed document frequency” to liczba dokumentów w korpusie podzielona przez liczbę dokumentów zawierających przynajmniej jedno wystąpienie słowa  $w_i$ . W tej technice słowa występujące rzadko są premiowane względem słów pospolitych.

### 2.2.3 odległość cosinusowa

### 2.2.4 Latent Dirichlet allocation

### 2.2.5 Word2vec

Word2vec jest stosunkowo nową (2013) metodą osadzania słów w przestrzeni wektorowej (word embedding), opisaną w [5].

Autorzy metody proponują płytką, dwuwarstwową sieci neuronowej, która ma za zadanie odtworzyć kontekst danego słowa. Jako wejście metoda otrzymuje słowa z korpusu. Wyjściem metody są natomiast wektory z pewnej  $N$  wymiarowej przestrzeni odpowiadające słowom składającej się z warstw: wejściowej, jednej warstwy ukrytej i warstwy wyjściowej. Wyróżnia się dwie architektury sieci: skip-gram: na podstawie słowa sieć przewiduje  $N$  sąsiednich słów lub CBOW: na podstawie okna  $N$  sąsiednich słów sieć przewiduje słowo, którego z największym prawdopodobieństwem te  $N$  słów jest sąsiedztwem. Wady i zalety obu podejść są wymienione w [6]

Softmax: metoda ...

Używając tej stosunkowo prostej architektury można wykonać proces nauki używając milionów słów, których powiązania między sobą zostaną zachowane w systemie wag sieci neuronowej.

W metodzie word2vec nauka polega na trzelenowaniu sieci neuronowej. Jednakże w odróżnieniu od innych metod wykorzystujących sieci neuronowe, word2vec nie używa później wytrenowanej sieci jako takiej, a jedynie otrzymanych w wyniku nauki wag warstwy ukrytej sieci, które faktycznie są wynikowymi wektorami słów.

W dalszym opisie metody szczegółowo skupiam się na podejściu CBOW, lecz podejście skip-gram wygląda analogicznie.

Sieć neuronowa będąca wynikiem nauki przyjmuje na wejściu wektor binarny długości odpowiadającej liczbie słów w słowniku  $V$  zbudowanym na korpusie treningowym. Wektor ten wypełniony jest wartościami 0 oraz jedną wartością 1 na  $i$ -tej pozycji. Taki wektor odpowiada  $i$ -temu słowu ze słownika  $V$ . Wejściem sieci są kolejne słowa z korpusu. Wyjściem sieci jest wektor tej samej długości o wartościach rzeczywistych z zakresu  $[0,1]$ , w którym wartość na  $i$ -tej pozycji odpowiada prawdopodobieństwu, że  $i$ -te słowo ze słownika znajduje się w sąsiedztwie słowa wejściowego. Za „sąsiedztwo” wielkości  $x$  należy tu rozumieć zbiór złożony z  $x$  słów występujących przed danym słowem w korpusie i  $x$  słów położonych za danym słowem. Wartość  $x$  może być tu ograniczona przez początek/koniec zdania, które ograniczają kontekst danego słowa.

Jako efekt należy się spodziewać, że dla słowa wejściowego „Brytania” otrzymamy na wyjściu wysoką wartość prawdopodobieństwa dla słowa „Wielka”, a niską np. dla słowa „skoroszyt”.

Jednym z parametrów metody word2vec jest wymiarowość przestrzeni, w której znajdują się otrzymane wektory odpowiadające słowom z korpusu. Liczba ta ma swoje źródło z wielkości warstwy ukrytej sieci neuronowej. Wagi warstwy ukrytej można interpretować jako macierz  $M \times N$ , gdzie  $M$  to liczba słów słownika  $V$  - wielkość wektowa wejściowego, a  $N$  to liczba neuronów w warstwie ukrytej. Po przeprowadzeniu nauki  $i$ -ty wiersz tej macierzy odpowiada wektorowi długości  $N$ , który reprezentuje  $i$ -te słowo ze słownika  $V$ .

W sieci nie jest używana funkcja kategorywacji, ale prawdopodobieństwa na wyjściu są efektem działania funkcji softmax.

Funkcja softmax ma tutaj za zadanie sprowadzić wyjściowe wartości warstwy ukrytej do postaci rozkładu prawdopodobieństwa.

Użycie metody Word2vec pozwala ocenić „odległość” pomiędzy dwoma dokumentami nawet, jeżeli nie posiadają one wspólnych słów. Jest to metoda osadzania (embedding) słów w pewnej przestrzeni wektorowej.

### 2.2.6 Odległość między dokumentami

W celu wykorzystania omówionej metody Word2vec w obszarze tematyki pracy należy wybrać metodę obliczania odległości między dokumentami. Zakładamy, że jeżeli dystans pomiędzy dokumentami jest mały, to ich tematyka jest podobna.

#### Centroid

Najprostszą i najbardziej intuicyjną metodą obliczenia odległości pomiędzy wektorową reprezentacją dokumentów jest wykonanie dwóch prostych kroków:

1. Uśrednienie wektorów wchodzących w skład każdego z dokumentów. Powstały w ten sposób wektor jest centroidem reprezentującym dokument w przestrzeni wektorowej.

2. Obliczenie dystansu między wektorami. Powszechnie przyjętą praktyką jest stosowanie tzw. odległości kosinusowej - znormalizowanego iloczynu skalarnego wektorów  $A$  i  $B$ . Jest to kosinus kąta pomiędzy dwoma wektorami reprezentującymi dokumenty. Zaletą tej metody jest natychmiastowa normalizacja wyniku do zakresu  $(0, 1)$ .  $sim = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\|_2 \|\mathbf{B}\|_2} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$ , gdzie  $A_i$  i  $B_i$  są składowymi wektorów odpowiednio  $A$  i  $B$

Wadą opisanej powyżej metody jest utrata potencjalnie użytecznych zależności wektorami wchodzącymi w skład dokumentu.

W kontrze to tego prezentujemy metodę liczenia szukanego dystansu uwzględniającą rozkład wektorów wewnątrz dokumentu.

### Word Mover's Distance

Word Mover's Distance[11] to stosunkowo nowe rozwiązanie (2013) zwracające odległość między dokumentami tekstowymi. W tym celu adaptuje algorytm Earth Mover's Distance[10] oraz wektorową reprezentację słów dokumentu. WMD mierzy odległość między dokumentami jako minimalny dystans jaki wektory słów pierwszego dokumentu muszą „pokonać” aby osiągnąć wartości wektorów z drugiego dokumentu.

EMD jest metryką pomiędzy dwoma rozkładami, która opiera się na minimalnym koszcie, jaki musi zostać poniesiony, aby dokonać transformacji jednego rozkładu w drugi. Problem można sformalizować jako problem programowania liniowego, gdzie:  $P = \{f(p_1, w_{p_1}) \dots (p_m, w_{p_m})\}$ ,  $Q = \{f(q_1, w_{q_1}) \dots (q_n, w_{q_n})\}$  są danymi rozkładami o  $m$  (odpowiednio  $n$ ) klastrach  $p_i$  ( $q_j$ ), a  $w_{p_i}$  ( $w_{q_j}$ ) jest masą klastra.  $D = [d_{ij}]$  jest macierzą odległości, w której  $d_{ij}$  reprezentuje odległość pomiędzy klastrami  $p_i$  i  $q_j$ . Celem jest znaleźć taki przepływ  $F = [f_{ij}]$ , gdzie  $f_{ij}$  to przepływ pomiędzy  $p_i$  i  $q_j$ , który minimalizuje całościowy koszt  $Work(P, Q, F) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij}$  przy odpowiednich ograniczeniach[10]. EMD jest to dobrze zbadanym problem transportowym[10], dla którego powstały efektywne metody rozwiązania[9].



### **2.2.7 Edycja menu nawigacyjnego**

1. Administrator zgłasza chęć edycji menu nawigacyjnego.

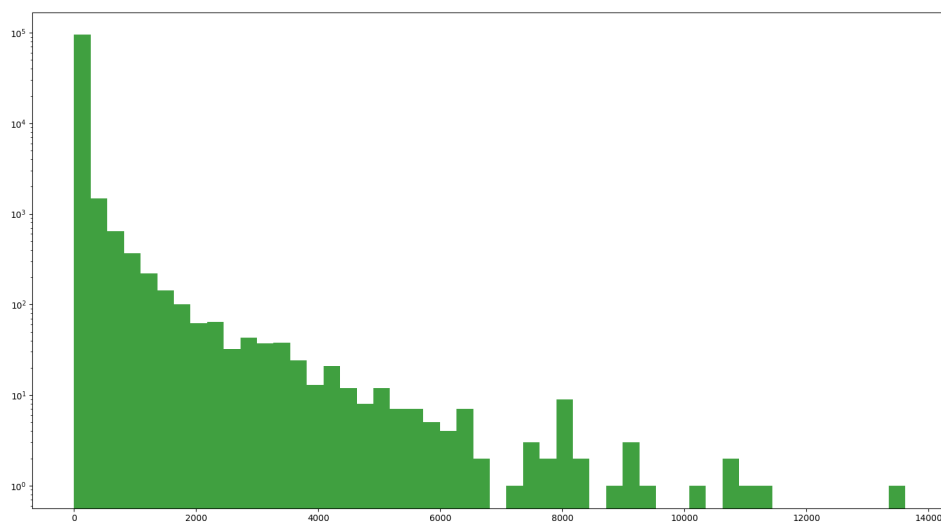
## Rozdział 3

### Dane

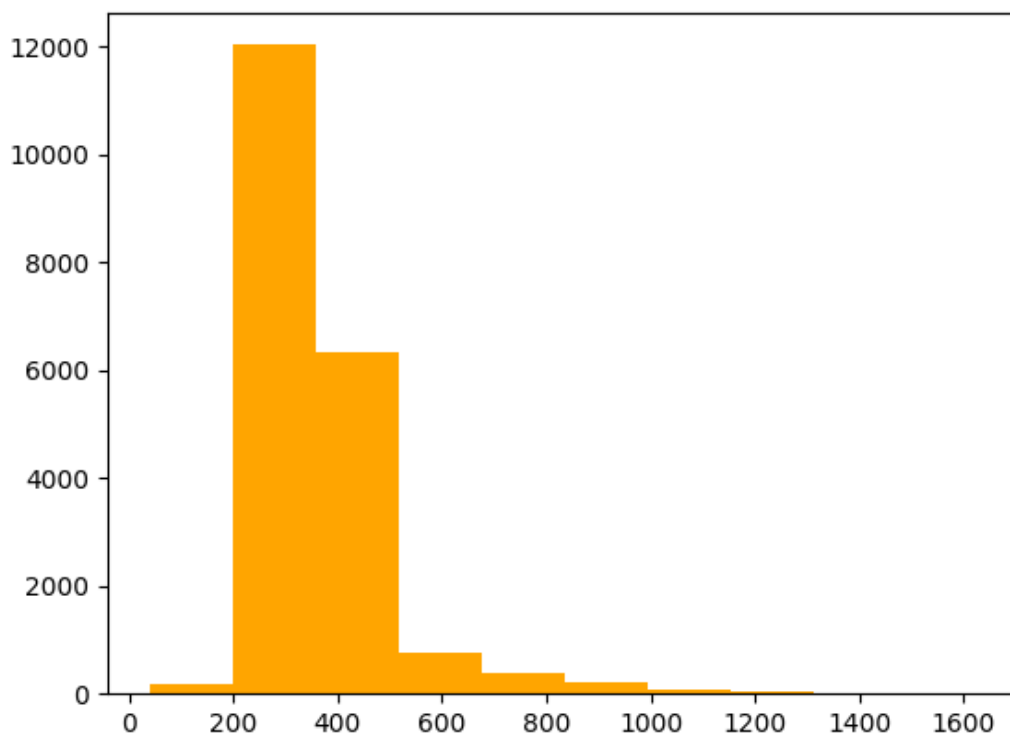
Dane, na których testowane były opisywane w niniejszej pracy metody otrzymałem dzięki życzliwości serwisu e-commerce Allegro. Jednak, by dane te otrzymać, zobowiązany zostałem po podpisaniu umowy o poufności. Stąd, w niniejszej pracy brak jakichkolwiek przykładów danych, a jedynie opisy metod użytych do ich przetwarzania i generowania rekomendacji.

NAPisać, że w korpusie znajduje się wiele specyficznych słów branżowych

Jako, że artykuły ze zbioru dotyczą produktów sprzedawanych za pośrednictwem serwisu Allegro, w skład słownika wchodzi wiele słów specyficznych dla danej branży. Są to m.in. nazwy modeli aparatów: !!!!!!!!!!!!!, samochodów: !!!!!!!!!!!!!, gier komputerowych: !!!!!!!!!!!!!, a także nazwy techniczne: sprężarka, !!!!!!!!!!!!!. W związku z tym zachodzi podejrzenie, że zastosowanie metod wykorzystujących model nauczony na ogólnym zbiorze tekstu może nie dawać satysfakcjonujących rezultatów.



Rysunek 3.1: Histogram wystąpień słów w korpusie



Rysunek 3.2: Histogram długości artykułów.

### 3.1 Wstępne przetwarzanie danych

A celu zwiększenia skuteczności metod analizy tekstu stosuje się wstępne przetwarzanie danych. Jego techniki nie wchodzą w skład żadnego standardu. Wykonuje pewne techniki, opisane niżej, zgodnie z intuicją.

Surowe artykuły odtrymane od Allegro posiadają w swej treści wiele znaczników interpretowanych przez system, na podstawie których wzbogacana jest warstwa wizualna strony internetowej zawierającej artykuł. Np. obrazki czy łącza do ofert związanych z tematem artykułu. Z punktu widzenia semantycznej analizy tekstu są one bezużyteczne, czy wręcz szkodliwe (powodują pewne „zanieczyszczenie”

tekstu). Stąd usuwam je wykorzystując odpowiednio skonstruowane wyrażenia regularne (ich postać jest szczególnie nieistotnym z punktu widzenia tematyki niniejszej pracy).

Kolejnym elementem wstępnego przetwarzania tekstu jest usunięcie tzw. słów stopu (ang. stopwords) - na ogół krótkich słów nie wnoszących nic do znaczenia całości artykułu. Są to np. „w”, „z”, „ponieważ”. Ich usunięcie zmniejsza liczbę słów dokumentu skracając tym samym czas jego przetwarzania. Jako że słowa te występują często, usunięcie ich daje możliwość uwypuklenia znaczenia innych słów mających wpływ na rzeczywiste znaczenie całego artykułu.

Następnie sprowadzam wszystkie słowa dokumentu do małych liter, żeby ujednolicić postać części słów o tym samym znaczeniu, wśród których jedno występuje na początku zdania a inne w środku.

Kolejnym, najistotniejszym etapem wstępnego przetwarzania danych jest tzw. tokenizacja, czyli sprowadzanie słów o tym samym znaczeniu, a różnej formie gramatycznej do tej samej postaci. Sporym utrudnieniem jest tutaj stopień skomplikowania języka polskiego oraz liczba wyjątków, jaką ten język posiada. Za przykład może posłużyć słowo „mieć”, którego jedna z form to „ma”, kolejna to „miej”. Celem etapu jest sprowadzenie każdego z tych wyrazów do formy podstawowej „mieć”. Do przeprowadzenia tej operacji stosuję narzędzie Morfologik[4].

Użycie wymienionych technik nie jest jedynym standardem a wynikiem analizy przetwarzanych danych i techniki te zostały dobrane dla konkretnego przypadku

rozbijanie słów połączonych myślnikiem

Po powyższych etapach słownik zbudowany na korpusie zawiera 98174 słów.

filtracja ekstremalnych słów

## 3.2 Opis danych po wstępnym przetwarzaniu

Opisać dokładnie pola jsona Napisać o konieczności oczyszczenia tekstu z [werew]

W skład faktycznej treści artykułu wchodzi trzy pola odpowiadające za:

zawartość, tytuł i nagłówek. Pozostałe pola wykorzystywane przez mnie pola to: słowa kluczowe i lista kategorii.

Trudności wynikające z przetwarzania języka polskiego

Liczba słów w korpusie Słowa rzadkie itp Rzeczy, które pomijam można zaznaczyć, że są tematem osobnych badań

Ewaluacja rankingów jest zadaniem trudniejszym od oceny np. klasyfikatora.

Jaka byłaby sytuacja idealna - w której ocena nie byłaby problemem

Wspomnieć, że kategorie są drzewiaste

Każdemu artykułowi przypisana jest lista kategorii (zawierających się w sobie pod kątem szczegółowości) klasyfikujących artykuł pod kątem poruszanej tematyki. Wszystkie kategorie tworzą strukturę drzewiastą. Jest to ważny element danych ponieważ pozwala w późniejszym etapie na dokonanie ewaluacji rozwiązania.

Jakość danych: czy nie ma luk Jakość danych oceniam na wysoką, tj. każde pole zawarte w strukturze dokumentu jest zawsze wypełnione - brak jest wartości NULL.

Otrzymane przeze mnie dane to nieco ponad 20000 dokumentów zapisanych w formacie JSON zawierających główną zawartość artykułu oraz metadane, m.in: id, słowa kluczowe, kategoria, id autora, tytuł, nagłówek.

### 3.3 Metody ewaluacji

Ewaluacja

W celu porównania stosowanych metod wyznaczania podobieństwa między artykułami konieczna jest formalizacja pewnej miary tego podobieństwa.

Ewaluacja rankingu, którym niewądgę .. jest zadaniem nietrywialnym. Podobieństwo artykułów napisanych w języku naturalnym jest rzeczą subiektywną. W sytuacji idealnej dysponowalibyśmy obiektywną miarą podobieństwa pomiędzy N artykułami (np. wyznaczoną wcześniej przez miarodajną grupę użytkowników), które to N artykułów stanowiłoby zbiór testowy. Uzyskanie takich danych wiąże się jednak z dużymi kosztami i leży poza możliwościami autora.

Praktyką umożliwiającą obiektywną ocenę, wykorzystywaną w działających systemach są tzw. testy A/B polegające na podziale użytkowników na grupy i zaaplikowaniu każdej grupie innego rozwiązania. Następnie mierzone są pewne wskaźniki wśród każdej grupy (w naszym przypadku np. liczba kliknięć w artykuły rekomendowane) i spośród zgromadzonych wyników wybierane jest rozwiązanie najlepsze.

Z powodu braku możliwości wykorzystania rzeczywistych użytkowników do ewaluacji rozwiązań jestem zmuszony wprowadzić własne miary oparte na dostępnych danych.

Miara 1: jak daleko pod względem kategorii jesteśmy

Pierwszą zastosowaną miarą, pozwalającą ocenić jakość dopasowania podobnych artykułów jest ich odległość w wcześniej wspomnianym drzewie kategorii: im mniejszy dystans pomiędzy liśćmi drzewa, tym większe podobieństwo pomiędzy artykułami. Zaletą miary jest fakt, iż przypisanie artykułu do kategorii zostało wykonane przez autora, którego można określić ekspertem w danej dziedzinie, stąd przynależność artykułu do danej kategorii jest obiektywnie uzasadniona. Kolejną zaletą tej miary (w odróżnieniu od następnej) jest fakt, iż można ją zastosować automatycznie - wiedza ekspercka jest już zapisana w danych artykułów. Należy zaznaczyć tu jednak, że miara nie jest idealna - każdy artykuł należy do tylko jednego liścia drzewa kategorii. Stąd artykuł poruszający zagadnienia z różnych obszarów, który można by przypisać dwóm stosunkowo odległym kategoriom A i B, zostanie przypisany tylko do jednej kategorii, np. A. Miara pokaże wtedy dużą odległość od artykułów z kategorii B, co nie jest prawdą.

Miara 2: subiektywna - trzeba wymyślić jakąś punktację

Kolejną wprowadzoną miarą jest subiektywna ocena ekspercka. W celu obiektywizacji oceny ewaluacja powinna być dokonana przez więcej niż jedną osobę. Wadą tej metody jest jej powolność i potrzeba zaangażowania dodatkowych osób dokonujących ewaluacji. Niemożliwym wydaje się przeprowadzenie badania dla wszystkich artykułów, stąd konieczny jest wybór losowej próby artykułów, które poddane zostaną ocenie.

Miara 3: kliki

## 3.4 Wyniki badań

### 3.4.1

model piaseckiego ile unikalnych słów on nie zawiera ile wystąpień słów nie zawiera - wykresy

## 3.5 Dalsze badania

Dalsze badania.

Niniejsza praca nie wyczerpuje sposobów wyboru artykułów podobnych.

Nie wszystkie pola zawarte w strukturze zostały wykorzystane: autor

Przed zastosowaniem metod wyznaczania podobieństwa wykonałem przetwarzanie wstępne dokumentów, które można przeprowadzić również na inne sposoby. Jest to temat osobnych badań.

Zdaję sobie sprawę z niedoskonałości zastosowanych miar...

Tematem niniejszej pracy jest przypisanie danemu artykułowi artykułów najbardziej podobnych. Warto tutaj zaznaczyć różnicę pomiędzy tematyką pracy a komercyjnym zagadnieniem najlepszych rekomendacji. Artykuły, które można uznać za dobre rekomendacje, tj. takie, które przynoszą przedsiębiorstwu największy zysk, wcale nie muszą być podobne do danego. Powszechnym zjawiskiem jest wzbogacanie rekomendacji o przedmioty niepodobne do danego, a pozwalające użytkownikowi na poznanie osobnej kategorii przedmiotów, która może go zainteresować a tym samym przyciągnąć do serwisu.



# Rozdział 4

## Słownik pojęć

W celu uniknięcia niejednoznaczności stosowanej w pracy terminologii definiujemy następujący słownik wykorzystywanych pojęć.

- Wymagania systemowe – zbiór wymagań jakie musi spełniać system operacyjny aby możliwa była poprawna praca systemu.
- Autoryzacja - kontrola dostępu, która potwierdza, czy dany użytkownik jest uprawniony do korzystania z żądanego zasobu.
- Konto – element systemu odpowiedzialny za przechowywanie podstawowych danych użytkownika systemu, jego uprawnień oraz roli pełnionej w systemie.

# Bibliografia

- [1] Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira, *Introduction to Recommender Systems Handbook*, Springer, 2011
- [2] Słownik Języka Polskiego PWN <http://sjp.pwn.pl/sjp/arttykul;2441396.html> (07.05.2017)
- [3] <https://magazyn.allegro.pl/3333-serwis-allegro-to-nasz-sposob-na-was> (07.05.2017)
- [4] <http://morfologik.blogspot.com/> (07.05.2017)
- [5] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean, *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*, International Conference on Machine Learning (ICML), 2013
- [6] <https://code.google.com/archive/p/word2vec/> (26.05.2017)
- [7] <http://mccormickml.com/2016/04/19/word2vec-tutorial-the-skip-gram-model/> (26.05.2017)
- [9] Ofir Pele, Michael Werman, *Fast and robust earth mover's distances*, ICCV, 2009
- [10] Yossi Rubner, Carlo Tomasi, and Leonidas J. Guibas, *The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval*, str. 1, Computer Science Department, Stanford University, 2000

- [10] Yossi Rubner, Carlo Tomasi, and Leonidas J. Guibas, *The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval*, str. 8, Computer Science Department, Stanford University, 2000
- [11] Matt J. Kusner, Yu Sun, Nicholas I. Kolkin, Kilian Q. Weinberger, *From Word Embeddings To Document Distances*, International Conference on Machine Learning (ICML), 2015

Warszawa, dnia .....

## Oświadczenie

Oświadczam, że pracę magisterską pod tytułem: „Rekomendacje artykułów opisujących produkty w serwisach e-commerce”, której promotorem jest dr inż. Anna Wróblewska, wykonałem samodzielnie, co poświadczam własnoręcznym podpisem.

.....