# Rekomendacje artykułów opisujących produkty w serwisach e-commerce

#### Łukasz Dragan

Informatyka spec. Metody sztucznej inteligencji, MiNI PW

31.10.2017

### Plan prezentacji

- Cel pracy
- Opis problemu
- Systemy rekomendacji
- Techniki przetwarzania języka naturalnego
  - Bag-of-words
  - TF-IDF
  - Modelowanie tematów
  - Latent semantic analysis
  - Latent Dirichlet allocation
  - Osadzanie słów w przestrzeni wektorowej
  - Wstępne przetwarzanie danych
- Metody ewaluacji
- **6** Testy
- Podsumowanie

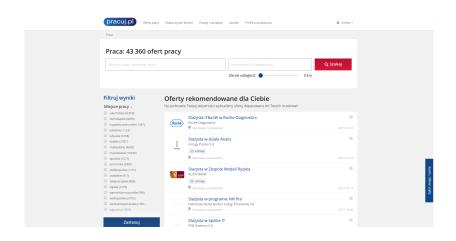
### Cel pracy

Czy metody semantycznej analizy tekstu mogą być alternatywą dla dotychczas uzywanej przez *Allegro* metody generowania rekomendacji artykułów tekstowych?

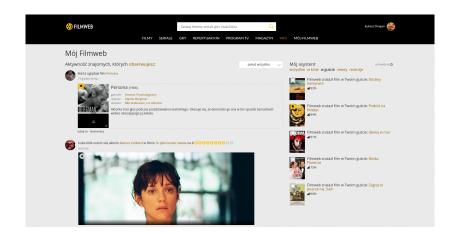
Dlaczego?

wypisać swoją motywację

### pracuj.pl



### filmweb.pl



### allegro.pl



### allegro.pl cd

Śnieżko

EKO ŚNIEŻKA BIAŁA FARBA

EMULSJA 10L



Śnieżko

EKO ŚNIEŻKA BIAŁA FARBA

EMULSJA 10L



Emulsia Hipo

Śnieżka EKO



Ombre stało się hitem w wizażu i modzie już kilka sezonów temul Chętnie rozjaśniamy końcówki włosów, cieniujemy kolory na paznokciach, a także nosimy ubrania w przenikających się tonach. Czy tę technikę mo...

Moje Allegro V



#### Jak przemalować ciemną ścianę?

Planujesz remont mieszkania, a jednym z jego etapów będzie przemalowanie ciemnej ściany? A może po prostu znudził ci się niemodny już kolor? Jeśli zastanawiasz się, jak prawidłowo przemalować ścianę, spraw...



\*) d (.

ŚNIEŻKA EKO Farba Emulsia

Hipoalergiczna 10l

#### Elasticsearch

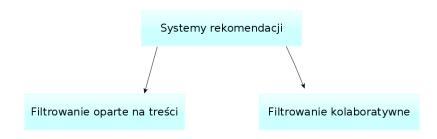


"Elasticsearch is a distributed, JSON-based search and analytics engine designed for horizontal scalability, maximum reliability, and easy management."

### Systemy rekomenadacji

W ujęciu ogólnym systemy wyszukiwania mają na celu sugerowanie tego, co użytkownik chciałby otrzymać. Natomiast systemy rekomendacji mają sugerować przedmioty potrzebne użytkownikowi nawet, jeżeli potrzeby te nie zostały bezpośrednio wyrażone.

## Systemy rekomenadacji



### Zarys podejścia

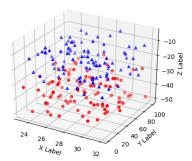


1.168785 0.060346 0.502299 0.291747 -0.365562 0.257444 -0.329024 0.758068 0.139132 -0.066573 1 171894 0 076840 -0 002970 -0 360585 -0 144586 0.105688 -0.528267 0.377016 0.220084 -0.132361 -0.232592.0.338373.0.106514.0.096009.-0.068181 -0.698880 0.040483 -0.820396 0.110031 -0.493751 -0.339397 0.278281 -0.000135 -0.121884 0.107060 -0.001215 -0.348834 0.399166 0.391983 0.197091 -0.837996 -0.081890 -0.534775 0.589362 0.278594 -0.724953 0.143085 -0.308889 -0.051467 0.133181 0.110936 -0.159592 -0.338680 0.324832 -0.227569 -0.257161 -0.403050 -0.355761 0.111366 0.127810 -0.045948 0.256404 -0.413172 -0.565309 0.252026 -0.178040 0.353451 -0.043467 0.437229 -0.364093 0.620433 0.491961 -0.044899 0.075592 -0.035806 0.552777 0.539595 -0.307839 -0.488252 0.494307 -0.506171 0.517397 0.010668 -0.247984 0.322363

### Zarys podejścia



1.168785 0.060346 0.502299 0.291747 -0.365562 0.257444 -0.329024 0.758068 0.139132 -0.066573 1 171894 0 076840 -0 002970 -0 360585 -0 144586 0.105688 -0.528267 0.377016 0.220084 -0.132361 -0.232592.0.338373.0.106514.0.096009.-0.068181 -0.698880 0.040483 -0.820396 0.110031 -0.493751 -0.339397 0.278281 -0.000135 -0.121884 0.107060 -0.001215 -0.348834 0.399166 0.391983 0.197091 -0.837996 -0.081890 -0.534775 0.589362 0.278594 -0.724953 0.143085 -0.308889 -0.051467 0.133181 0.110936 -0.159592 -0.338680 0.324832 -0.227569 -0.257161 -0.403050 -0.355761 0.111366 0.127810 -0.045948 0.256404 -0.413172 -0.565309 0.252026 -0.178040 0.353451 -0.043467 0.437229 -0.364093 0.620433 0.491961 -0.044899 0.075592 -0.035806 0.552777 0.539595 -0.307839 -0.488252 0.494307 -0.506171 0.517397 0.010668 -0.247984 0.322363



- (1) John likes to watch movies. Mary likes movies too.
- (2) John also likes to watch football games.

- (1) John likes to watch movies. Mary likes movies too.
- (2) John also likes to watch football games.

```
[
    "John",
    "likes",
    "to",
    "watch",
    "movies",
    "Mary",
    "too",
    "also",
    "football",
    "games"
]
```

- (1) John likes to watch movies. Mary likes movies too.
- (2) John also likes to watch football games.

```
[

"John",

"tikes",

"to",

"movies",

"Mary",

"too",

"also",

"football",

"games"
]
```

```
(1) [1, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 0, 0, 0]
(2) [1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
```

#### Zalety:

prostota

#### Zalety:

prostota

#### Wady:

duża wymiarowość wektorów

#### Zalety:

prostota

#### Wady:

- duża wymiarowość wektorów
- traktowanie każdego słowa z jednakową wagą

### TF – term frequency, IDF – inverse document frequency

Wartość TF-IDF słowa  $w_i$  w dokumencie  $d_j$ :

$$tfidf_{ij} = tf_{ij} * idf_i, \ tf_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{k} n_{kj}}, \ idf_i = log \frac{|D|}{|d: w_i \in d|}$$
 (1)

- tf<sub>ij</sub>: liczba wystąpień słowa w<sub>i</sub> w dokumencie d<sub>j</sub> podzielona przez liczbę słów dokumentu d<sub>j</sub>,
- idf<sub>i</sub>: liczba dokumentów w korpusie podzielona przez liczbę dokumentów zawierających przynajmniej jedno wystąpienie słowa w<sub>i</sub>.

Przykład analogiczny do bow

#### Zalety:

• nadal prostota

#### Zalety:

- nadal prostota
- ważenie słów w zależności od częstości występowania

#### Zalety:

- nadal prostota
- ważenie słów w zależności od częstości występowania

#### Wady:

• nadal duża wymiarowość wektorów

### Semantyka dystrybucyjna

Distributional hypothesis — "słowa występujące w tym samym kontekście niosą ze sobą podobne znaczenie."

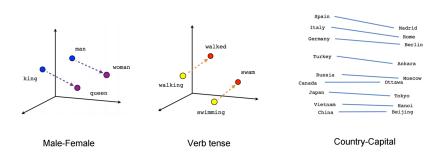
### Modelowanie tematów

### Word embeddings

- Osadzanie słów w przestrzeni wektorowej
- Uczenie nienadzorowane
- Niska wymiarowość wektorów
- Reprezentacja słów wraz z zależnościami pomiędzy nimi

### Word embeddings

- Osadzanie słów w przestrzeni wektorowej
- Uczenie nienadzorowane
- Niska wymiarowość wektorów
- Reprezentacja słów wraz z zależnościami pomiędzy nimi



Wektorowa postać dokumentu

Odległość między dokumentami

### Miary oceny wyszukiwania

precision, recall, f-measure, ndcg

### Analiza danych

- 20000 artykułów tekstowych w formacie JSON
- język polski
- słowa specyficzne dla różnych branż
- struktura artykułu:
  - treść: tytuł, nagłówek, tekst
  - metadane: id, kategoria, słowa kluczowe

### Wstępne przetwarzanie danych

Oczyszczanie tekstu ze znaczników

### Wstępne przetwarzanie danych

- Oczyszczanie tekstu ze znaczników
- Usunięcie słów stopu

### Słowa stopu

a, aby, ach, acz, aczkolwiek, aj, albo, ale, ależ, ani, aż, bardziej, bardzo, bo, bowiem, by, byli, bynajmniej, być, był, była, było, były, będzie, będą, cali, cała, cały, ci, cię, ciebie, co, cokolwiek, coś, czasami, czasem, czemu, czy, czyli, daleko, dla, dlaczego, dlatego, do, dobrze, dokąd, dość, dużo, dwa, dwaj, dwie, dwoje, dziś, dzisiaj, gdy, gdyby, gdyż, gdzie, gdziekolwiek, gdzieś, go, i...

- Oczyszczanie tekstu ze znaczników
- Usunięcie słów stopu

- Oczyszczanie tekstu ze znaczników
- Usunięcie słów stopu
- 3 Zamiana na małe litery

- Oczyszczanie tekstu ze znaczników
- Usunięcie słów stopu
- 3 Zamiana na małe litery
- Tokenizacja i lematyzacja

# Preprocessing - przykład

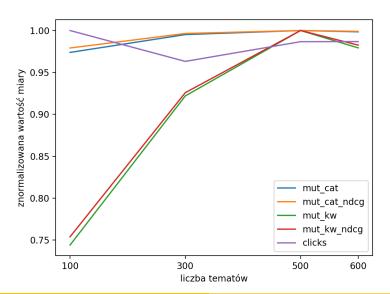
Każda mama cieszy się, gdy jej maluszek z apetytem zjada przygotowany przez nią posiłek.

```
"mama",
"cieszyć",
"maluszek",
"apetyt",
"zjadać",
"przygotować",
"posiłek"
```

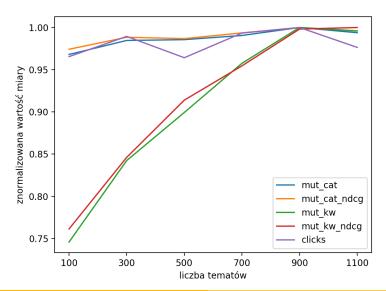
### Metody ewaluacji

- clicks ocena na podstawie historycznej aktywności użytkowników mierzona na podstawie liczby kliknięć w odnośniki.
- mut\_cat[\_ndcg] relewantność wyszukanych artykułów liczona na podstawie liczby wspólnych kategorii z artykułem bazowym. Stosuję dwa warianty: średnia relewantność wyszukanych artykułów oraz miara nDCG.
- mut\_kw[\_ndcg] relewantność wyszukanych artykułów liczona na podstawie liczby wspólnych słów kluczowych z artykułem bazowym. Również stosuję dwa warianty: średnia relewantność wyszukanych artykułów oraz miara nDCG.
- 4 users ocena na podstawie eksperckiej oceny użytkowników. W badaniu wykorzystałem 5 użytkowników operujących każdy na tym samym zbiorze par testowych. Pary zostały wygenerowane (zgodnie z wcześniejszym opisem metody) na podstawie 50 artykułów bazowych wylosowanych spośród wszystkich artykułów udostępnionych mi przez Allegro.

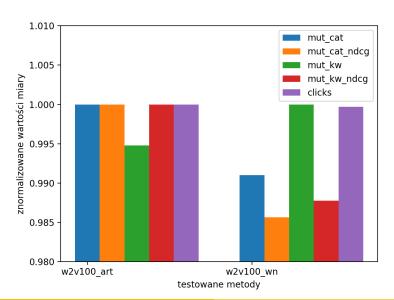
## LSI w zależności od liczby tematów



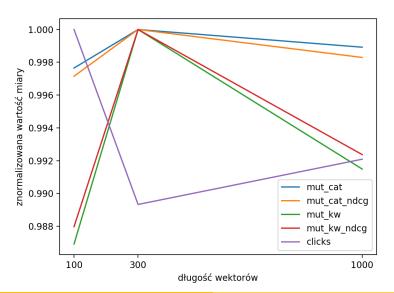
## LDA w zależności od liczby tematów



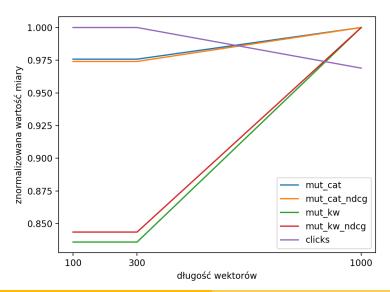
## Word2vec w zależności od korpusu



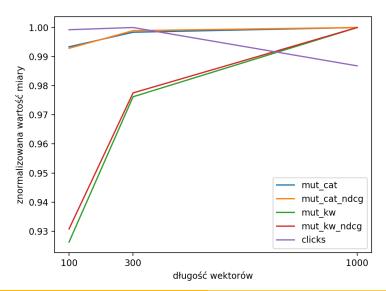
## Word2vec w zależności od długości wektorów



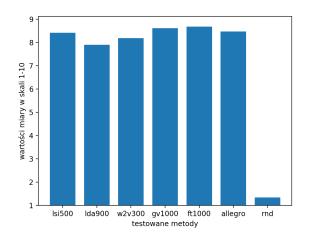
## GloVe w zależności od długości wektorów



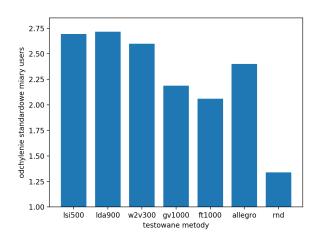
## FastText w zależności od długości wektorów



## Wyniki ewaluacji eksperckiej dla wybranych metod



# Porównanie odchyleń standardowych ocen eksperckich dla wybranych metod



Brak istotnych statystycznie różnic między wynikami wszystkich metod

- Brak istotnych statystycznie różnic między wynikami wszystkich metod
- Im dłuższe wektory word embeddings tym lepsze rezultaty

- Brak istotnych statystycznie różnic między wynikami wszystkich metod
- Im dłuższe wektory word embeddings tym lepsze rezultaty
- Większa liczba tematów nie implikuje lepszych rezultatów

- Brak istotnych statystycznie różnic między wynikami wszystkich metod
- Im dłuższe wektory word embeddings tym lepsze rezultaty
- Większa liczba tematów nie implikuje lepszych rezultatów
- ..

# Kiernki dalszych badań

### Wnioski

testowane metody nie odbiegają jakością od dotychczasowej. python elasticsearch nlp trudno jest zmierzyc efekty

# Wybrane źródła

content...