zmytyPackage inputenc Error: Unicode char rro (U+156)not set up for use with LaTeXSee the inputenc package documentation for explanation. Your command was ignored. Type I [command; [return; to replace it with another command, or [return; to continue without it.zmyty2 nocinoci3

Data oddania:

Komputerowe systemy rozpoznawania

2018/2019

Prowadzący: dr inż. Marcin Kacprowicz poniedziałek, 14:10

Ocena: ____

Justyna Hubert 210200 Karol Podlewski 210294

Zadanie 2: Podsumowania lingwistyczne*

1. Cel

Celem zadania było aplikacji desktopowej, która posiada charakter doradczy, generujący pewną ilość podsumowań lingwistycznych dla podanej bazy, a następnie przedstawia użytkownikowu wybrane - według zastosowanych miar jakości wyniki, czyli podsumowania lingwistyczne.

2. Wprowadzenie

Zagadnieniem jakim zajmowaliśmy się w ramach projektu była analiza działania lingwistycznych podsumowań baz danych na zbiorach rozmytych. Zbiór rozmyty jest podstawowym pojęciem wykorzystywanym przy naszym zadaniu, zatem przytoczmy jego definicję:

Definicja 1. Niech \mathcal{X} będzie zbiorem, którego elementy interesują nas w sposób bezpośredni, czyli jest zbiorem klasycznym znanym z teorii mnogości (dany element przynależy do zbioru lub nie przynależy). Wówczas *zbiorem rozmytym opisanym w przestrzeni rozważań* \mathcal{X} nazywamy każdy zbiór A postaci:

$$A = \bigcup_{x \in \mathcal{X}} \{ (x, \mu_A(x)) \},$$

gdzie $\mu_A(x): \mathcal{X} \to [0,1]$ nazywamy funkcją przynależności do zbioru rozmytego A.

^{*} GitHub: https://github.com/hubjust/KSR

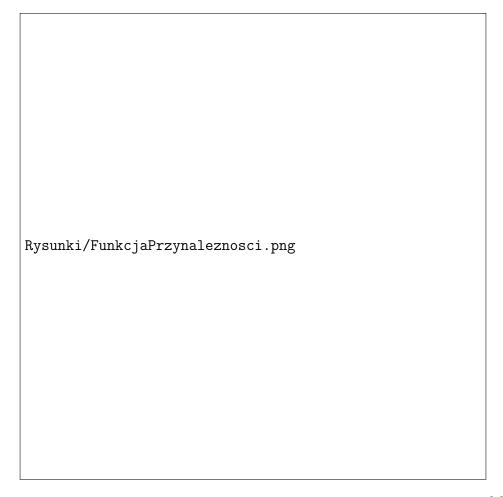
Funkcja przynależności określa w jakim stopniu dany element przynależy do zbioru. W zbiorach rozmytych zakres wartości jakie może ona przyjmować jest rozszerzony do przedziału [0,1]. W naszym projekcie skorzystaliśmy z funkcji przynależności trójkątnej oraz trapezoidalnej. Przytoczmy ich definicje:

Definicja 2 (Zbiór rozmyty o trójkątnej funkcji przynależności). Zbiór rozmyty A typu I na uniwersum \mathbb{R} jest liczbą rozmytą trójkątną o parametrach a, b, c wtedy i tylko wtedy, gdy $a \leq b \leq c$ oraz:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{gdy } x \in (-\infty, a], \\ (x-a)/(b-a) & \text{gdy } x \in (a, b), \\ 1 & \text{gdy } x = b, \\ (c-x)/(c-b) & \text{gdy } x \in (b, c), \\ 0 & \text{gdy } x \in [c, +\infty). \end{cases}$$

Definicja 3 (Zbiór rozmyty o trapezoidalnej funkcji przynależności). Zbiór rozmyty A typu I na uniwersum \mathbb{R} jest liczbą rozmytą trapezoidalną o parametrach a,b,c,d wtedy i tylko wtedy, gdy $a \leq b \leq c \leq d$ oraz:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{gdy } x \in (-\infty, a], \\ (x - a)/(b - a) & \text{gdy } x \in (a, b), \\ 1 & \text{gdy } x \in [b, c], \\ (d - x)/(d - c) & \text{gdy } x \in (c, d), \\ 0 & \text{gdy } x \in [d, +\infty). \end{cases}$$



Rysunek 1. Przykład funkcji przynależności - trójkatnej oraz trapezoidalnej [3]

Wyjaśnijmy także, czym jest lingwistyczne podsumowanie. Niech \mathcal{D} będzie bazą danych składającą się z m krotek opisujących poszczególne rekordy. Przyjmijmy, że każda kolumna opisuje cechę pewnego typu. Taką cechę możemy nazwać zmienną lingwistyczną. Może ona przyjmować konkretne wartości liczbowe lub rozmyte (np. mało/trochę/dużo/sporo). Zdefiniujmy także P. Niech P będzie podmiotem podsumowania lingwistycznego (np. mężczyźni, kobiety, samochody, zawodnicy). Bardzo ważnym elementem, wykorzystywanym we wszystkich rodzajach podsumowań lingwistycznych, jest kwantyfikator oznaczany jako Q. Przykładami kwantyfikatorów mogą być: "około 10", "ponad 70" (kwantyfikatory absolutne - zbiory rozmyte na uniwersum R) lub "większość", "znikoma część" (kwantyfikatory relatywne - zbiory rozmyte na uniwersum [0,1]). Istotny dla nas będzie stopień przynależności Pdo Q. Zdefiniujmy także sumaryzator S_i . Jest to zbiór rozmyty na zbiorze wartości przyjmowanych przez j-tą kolumnę bazy danych. Np. gdyby krotki dotyczyły różnych pojazdów, a jedną ze zmiennych lingwistycznych była ich prędkość, to sumaryzatory mogłyby mieć postać "jeździ szybko", "jeździ ponad 200km/h" itp.

Wykorzystując powyższe elementy można skonstruować **lingwistyczne** podsumowanie bazy danych, czyli:

$$Q P \text{ jest/są } S_j [T]$$
,

gdzie T to stopień prawdziwości podsumowania.

Przykład : *Dużo studentów zarabia średnią krajową* [0.64], gdzie: "dużo" to kwantyfikator, "studentów" to podmit lingwistyczny, "zarabia średnią krajową" to sumaryztaor, a "[0,64]" to stopień prawdziwości podsumowania.

W celu rozszerzenie podsumowania lingwistycznego należy skorzystać ze złożonego sumaryztora. Sumę sumaryzatorów można w podsumowaniu lingwistycznym zapisać za pomocą słowa "lub", zaś iloczyn za pomocą słowa "i". W rezultacie **podsumowanie ze złożonym sumaryzatorem** może mieć postać:

$$Q P \text{ jest/sq. } S_1 \text{ i/lub } S_2 \text{ i/lub } \dots \text{ i/lub } S_n [T] .$$

Przykład: Dużo studentów zarabia średnią krajową i/lub nosi okulary [0.44].

Innym sposobem rozszerzenia pojęcia podsumowań jest zastosowanie kwalifikatora. Kwalifikator W jest zbiorem rozmytym na \mathcal{D} , który opisuje jakąś dodatkową właściwość. Typowe przykłady to "[osoby] które są bezrobotne", "[osoby] które są dziećmi". **Podsumowanie z kwalifikatorem** ma postać:

$$Q$$
 P mających własność W ma własność S_j $[T]$.

Przykład: Studenci, którzy mają blond włosy zarabiają średnią krajową [028].

Aby określić jakość naszych podsumowaniań zaimplementowaliśmy poniższe miary jakości:

2.1. T₁ – stopień prawdziwości

Stopień prawdziwości jest najbardziej naturalną miarą jakości podsumowania. Określa ona sumę przynależności wszystkich rozważanych krotek do sumaryzatora S_j :

$$r = \sum_{i=1}^{m} \mu_{\operatorname{ce}(S_j)}(d_i) ,$$

gdzie ce (S_j) jest rozszerzeniem cylindrycznym sumaryzatora S_j , m liczba wszystkich krotek, a d_i . Dla kwantyfikatorów relatywnych stopnień prawdziwości możemy zapisać jako $T_1 = \mu_Q(\frac{r}{m})$, zaś dla kwantyfikatorów absolutnych jako $T_1 = \mu_Q(r)$, gdzie r jest kardynalnością.

2.2. T_2 – stopień nieprecyzyjności

Dla podsumowania z n sumaryzatorami $S_1 \dots S_n$ możemy określić stopień nieprecyzyjności, definiowany następującym wzorem:

$$T_2 = 1 - \left(\prod_{j=1}^n \inf(S_j)\right)^{1/n}$$
.

Wyrażenie $\left(\prod_{j=1}^n \operatorname{in}(S_j)\right)^{1/n}$ to określa średnią geometryczna ze stopni rozmycia wykorzystanych sumaryzatorów, czyli w jakim stopniu precyzjny jest sumaryzator. Im mniejszy nośnik zbioru rozmytego tym wyższa jest jego precyzja.

2.3. T_3 – stopień pokrycia

Stopień pokrycia T_3 jest zdefiniowany dla podsumowań z kwalifikatorami. Stopień pokrycia T3 Dla każdego $i=1\ldots m$ (związanego z krotką d_i z bazy danych) możemy zdefiniować:

$$\begin{split} t_i &= \begin{cases} 1 & \text{gdy } \mu_{\text{ce}(S_j)}(d_i) > 0 \ \land \ \mu_W(d_i) > 0 \\ 0 & \text{w przeciwnym wypadku.} \end{cases} \\ h_i &= \begin{cases} 1 & \text{gdy } \mu_W(d_i) > 0 \\ 0 & \text{w przeciwnym wypadku.} \end{cases} \end{split}$$

Przy powyższych oznaczeniach:

$$T_3 = \frac{\sum_{i=1}^m t_i}{\sum_{i=1}^m h_i} \ .$$

Reprezentuje stopień w jakim nośnik sumaryzatora pokrywa się z nośnikiem kwalifikatora.

2.4. T_4 – stopień trafności

Dla podsumowania z n sumaryzatorami $S_1 \dots S_n$ oraz m krotkami w bazie danych możemy wprowadzić oznaczenia:

$$g_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{gdy } \mu_{ce(S_j)}(d_i) > 0 \\ 0 & \text{w przeciwnym wypadku.} \end{cases}$$

oraz

$$r_j = \frac{\sum_{i=1}^m g_{ij}}{m} \ .$$

Wówczas możemy zapisać:

$$T_4 = \left| \left(\prod_{j=1}^n r_j \right) - T_3 \right| .$$

Określa jak wiele krotek przynależy do sumaryzatora, czyli czy dane podsumowanie jest właściwe dla zestawu danych.

2.5. T_5 – długość podsumowania

Dla podsumowania z n sumaryzatorami $S_1 \dots S_n$ miarę długości podsumowania definiujemy jako:

$$T_5 = \left(\frac{1}{2}\right)^{n-1} .$$

Określa jakość podsumowania na podstawie złożoności sumaryzatora, czyli im więcej składowych sumaryzatora złożonego, tym niższa wartość tej miary.

2.6. T_6 – stopień nieprecyzyjności kwantyfikatora

 T_6 , czyli stopień nieprecyzyjności kwantyfikatora możemy zdefiniować jako:

$$T_6 = 1 - \operatorname{in}(Q) .$$

Reprezentuje w jakim stopniu precyzyjny jest kwantyfikator. Im mniejszy nośnik zbioru rozmytego tym wyższa jest jego precyzja.

2.7. T₇ – stopień liczności kwantyfikatora

W przeciwieństwie do T_6 , zamiast zliczać elementy z nośnika Q, policzymy moc zbioru rozmytego:

$$T_7 = 1 - \frac{(Q)}{(\mathcal{X}_Q)} .$$

Opisuje stopień precyzji kwantyfikatora, im mniejsza kardynalność kwantyfikatora tym jest on bardziej precyzyjny.

2.8. T_8 – stopień liczności sumaryzatora

W przypadku zastosowania sumaryzatora złożonego, podobnie jak przy poprzednich miarach, stosujemy średnią geometryczną. Dla podsumowania z n sumaryzatorami $S_1 \dots S_n$:

$$T_8 = 1 - \left(\prod_{j=1}^n \frac{(S_j)}{(\mathcal{X}_j)}\right).$$

Opisuje stopień precyzji sumaryzatora, im mniejsza kardynalność kwantyfikatora tym jest on bardziej precyzyjny.

2.9. T_9 – stopień nieprecyzyjności kwalifikatora

Stopień precyzji kwalifikatora T_9 jest oparty na drugiej formie podsumowań tzn.: Q obiektów będących/mających W jest/ma S, gdzie W jest reprezentowane przez zbiór rozmyty i jest kwalifikatorem. Definicja tej miary jest następująca:

$$T_9 = 1 - \operatorname{in}(W) .$$

Określa w jakim stopniu precyzyjny jest kwalifikator. Im szerszy nośnik zbioru rozmytego tym niższa jest jego precyzja, gdyż bierze pod uwagę większy zakres wartości.

2.10. T_{10} – stopień liczności kwalifikatora

Stopień kardynalności kwalifikatora T_{10} definiujemy jako:

$$T_{10} = 1 - \frac{(W)}{(\mathcal{X}_g)} .$$

Opisuje stopień precyzji kwalifikatora, im większa jest kardynalność kwalifikator tym jest on mniej precyzyjny.

2.11. T_{11} – długość kwalifikatora

Długość kwalifikatora T_{11} definiujemy następująco:

$$T_{11} = 2\left(\frac{1}{2}\right)^{(W)}$$
.

Wyznacza jakość podsumowania na podstawie złożoności kwalifikatora, Im bardziej złożony kwalifikator tym jakość podsumowania gorsza.

3. Opis implementacji

Program został stworzony w języku C#. Graficzny interfejs użytkownika został stworzony przy wykorzystaniu Windows Presentation Foundation. Logika aplikacji została odseparowana od GUI, w zgodzie ze wzorcem projektowym Model-view-viewmodel (MVVM), poprzez implementacje trzech projektów (Logic, ViewModel i GUI).

3.1. Logic

4. Materiały i metody

Do przeprowadzenia badań i generowania konkretnych podsumowań wykorzystaliśmy bazę danych dotyczącą przechowującą statystyki piłkarzy z gry Fifa 2019.Składa się ona z 15397 krotek znajdujących się w tabeli z 20 różnymi kolumnami - w ramach naszego projektu skorzystaliśmy tylko z 13. Przedstawiamy je pniżej:

- Wiek
- Wzrost
- Waga
- Tempo

- Przyspieszenie
- Prędkość
- Dribbling
- Zręczność
- Balans
- Reakcje
- Kontrola piłki
- Opanowanie
- Precyzja
- Ustawienie się

Każda z ww. kolumn jest typem całkowitym.

5. Wyniki

Poniższej umieszczone tabele oraz wykresy są wynikami przeprowadzonych przez nas eksperymentów.

5.1. Wpływ liczby k sąsiadów oraz wyboru metryki na klasyfikację

k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	74.4	53.7	43.9
3	78.5	52.2	43.9
5	80.2	52.2	36.6
7	81.0	53.7	26.8
10	81.5	60.4	24.4
15	81.6	62.7	29.3
20	81.4	61.2	31.7

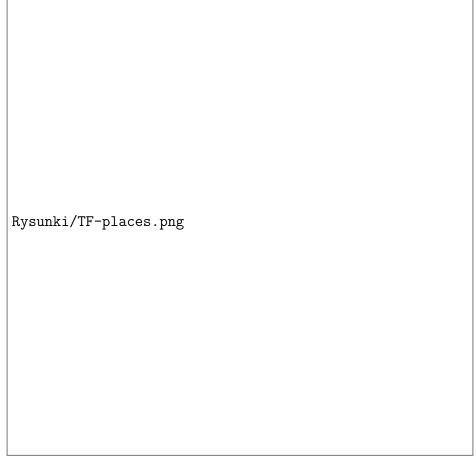
Tabela 1. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Euklidesowej dla pierwszego sposobu ekstrakcji

k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	75.4	56.7	36.6
3	79.4	56.7	39.0
5	81.0	61.2	36.6
7	81.3	59.0	31.7
10	81.9	64.9	24.4
15	82.0	64.9	29.3
20	82.1	63.4	29.3

Tabela 2. Skuteczność klasyfikacji dla metryki ulicznej dla pierwszego sposobu ekstrakcji

k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	80.3	14.9	17.1
3	80.3	44.0	17.1
5	80.3	44.0	17.1
7	80.3	44.0	17.1
10	80.3	44.0	17.1
15	80.3	44.0	17.1
20	80.3	44.0	17.1

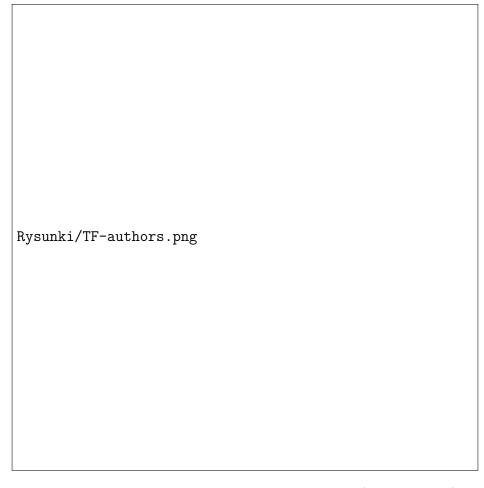
Tabela 3. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Czebyszewa dla pierwszego sposobu ekstrakcji



Rysunek 2. Dane z Tabel 1-3 dla kategorii places



Rysunek 3. Dane z Tabel 1-3 dla kategorii topics



Rysunek 4. Dane z Tabel 1-3 dla kategorii authors (własne teksty)

k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	79.0	63.4	22.0
3	82.0	64.2	19.5
5	82.1	59.0	29.3
7	83.3	62.1	22.0
10	82.0	64.9	26.8
15	81.9	67.9	24.4
20	81.1	67.1	17.1

Tabela 4. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Euklidesowej dla drugiego sposobu ekstrakcji

k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	80.2	59.7	22.0
3	82.4	65.7	19.5
5	82.6	67.2	29.3
7	83.3	67.2	22.0
10	82.6	67.2	26.8
15	82.1	67.2	24.4
20	81.6	67.9	17.1

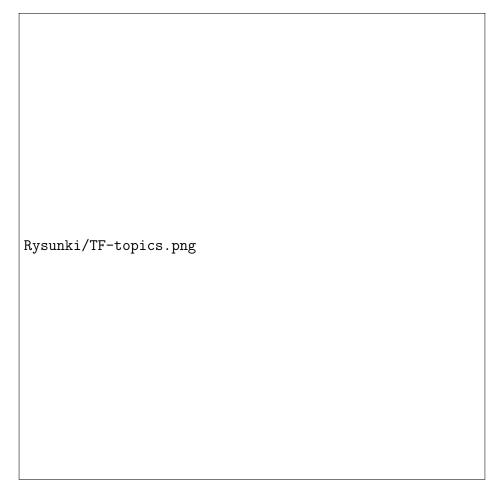
Tabela 5. Skuteczność klasyfikacji dla metryki ulicznej dla drugiego sposobu ekstrakcji

k	places [%]	topics $[\%]$	authors [%]
2	77.0	14.9	17.1
3	77.0	44.0	17.1
5	77.0	44.0	17.1
7	77.0	44.0	17.1
10	77.0	44.0	17.1
15	77.0	44.0	17.1
20	77.0	44.0	17.1

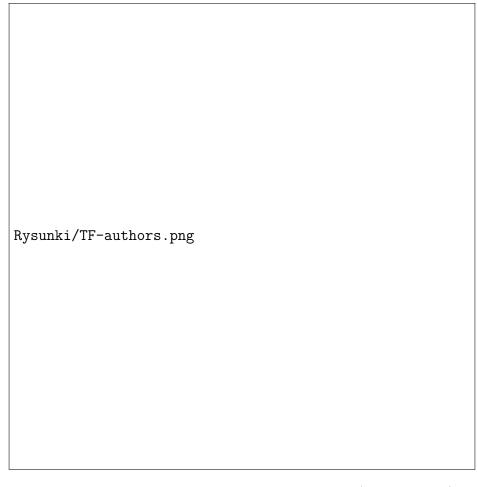
Tabela 6. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Czebyszewa dla drugiego sposobu ekstrakcji



Rysunek 5. Dane z Tabel 4-6 dla kategorii places



Rysunek 6. Dane z Tabel 4-6 dla kategorii topics



Rysunek 7. Dane z Tabel 4-6 dla kategorii authors (własne teksty)

k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	69.5	47.8	44.8
3	75.3	53	53.7
5	78.3	47	48.8
7	79.4	48.5	63.4
10	80.2	49.3	63.4
15	80.5	47.8	58.5
20	80.7	44.8	53.7

Tabela 7. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Euklidesowej dla trzeciego sposobu ekstrakcji

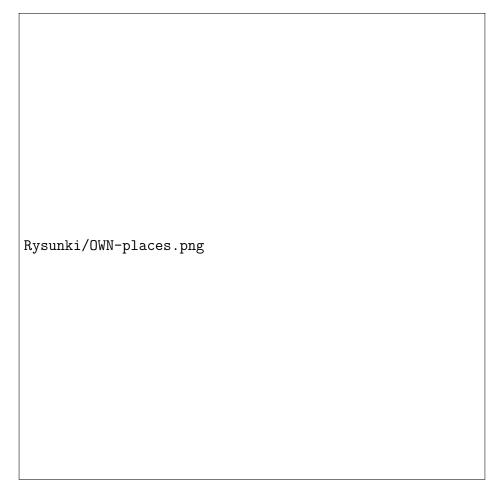
k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	69	49.3	56.1
3	75.1	47	56.1
5	78.2	47	48.8
7	79.3	46.3	58.5
10	80	51.5	61
15	80.5	45.5	58.5
20	80.7	45.5	56.1

Tabela 8. Skuteczność klasyfikacji dla metryki ulicznej dla trzeciego sposobu ekstrakcji

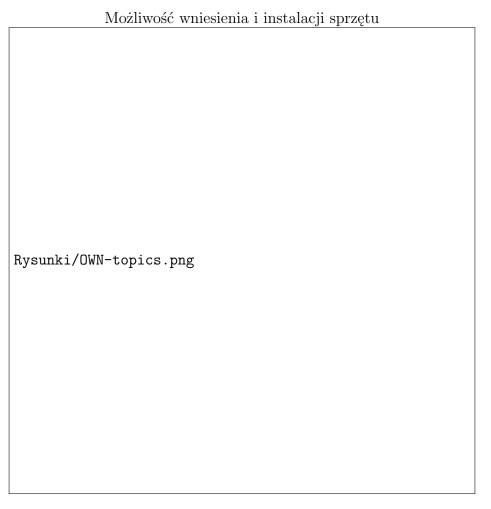
k	places [%]	$\mathbf{topics} \; [\%]$	authors [%]	_
2	80.3	14.9	17.1	_
3	80.4	44	17.1	
5	80.5	44	17.1	Możliwość wniesienia i
7	80.6	44	17.1	Wildeline Willestellie
10	80.7	44	17.1	
15	80.8	44	17.1	
20	80.9	44	17.1	_

instalacji sprzętu

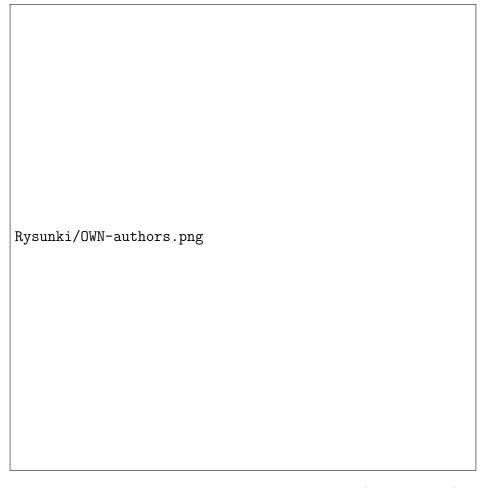
Tabela 9. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Czebyszewa dla trzeciego sposobu ekstrakcji



Rysunek 8. Dane z Tabel 7-9 dla kategorii places



Rysunek 9. Dane z Tabel 7-9 dla kategorii topics



Rysunek 10. Dane z Tabel 7-9 dla kategorii authors (własne teksty)

$5.2.~{\rm Wpływ}$ podziału tekstów na zbiory treningowe i testowe na klasyfikację

k	80%	60%	40%
5	82.7	80.2	78.4
7	83.3	81.0	79.9
10	84.2	81.5	80.4
15	83.9	81.6	80.4

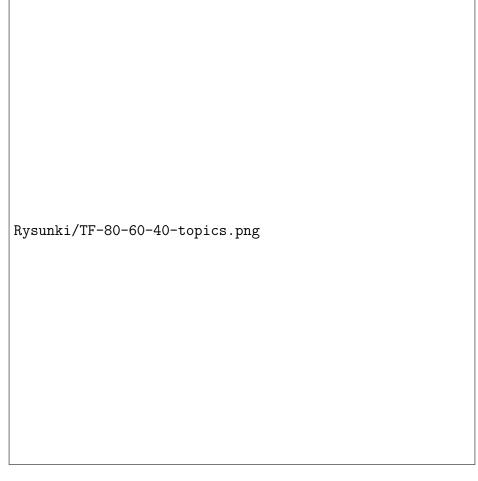
Tabela 10. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii places

Rysunki/TF-80-60-40-places.png

Rysunek 11. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii places

k	80%	60%	40%
7	56.7	53.7	62.7
10	59.7	60.4	62.2
15	58.2	62.7	64.7
20	62.7	61.2	64.7

Tabela 11. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii topics



Rysunek 12. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii topics

k	80%	60%	40%
2	19.0	43.9	38.7
3	19.0	43.9	37.1
5	23.8	36.6	29.0
7	14.3	26.8	32.3

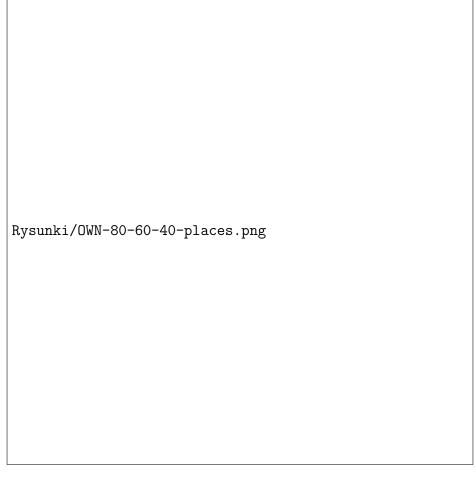
Tabela 12. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii authors

Rysunki/TF-80-60-40-authors.png

Rysunek 13. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii authors

k	80%	60%	40%
7	82.6	79.4	78.5
10	83.1	80.2	79.2
15	83.5	80.5	79.6
20	83.3	80.7	79.7

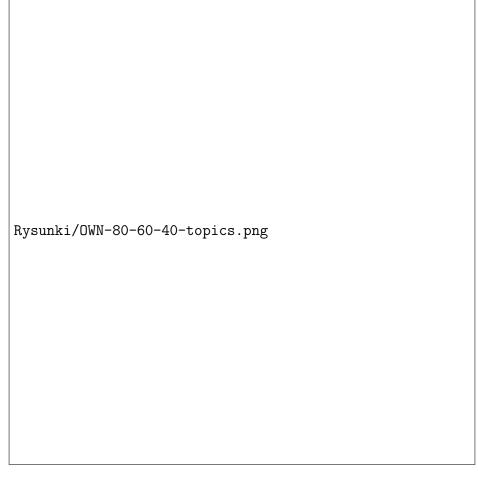
Tabela 13. Skuteczność klasyfikacji dla drugiego sposobu ekstrakcji, dla kategorii places



Rysunek 14. Skuteczność klasyfikacji dla drugiego sposobu ekstrakcji, dla kategorii places

k	80%	60%	40%
3	55.2	53.0	43.3
5	55.2	47.0	43.8
7	55.2	48.5	42.3
10	55.2	49.3	40.8

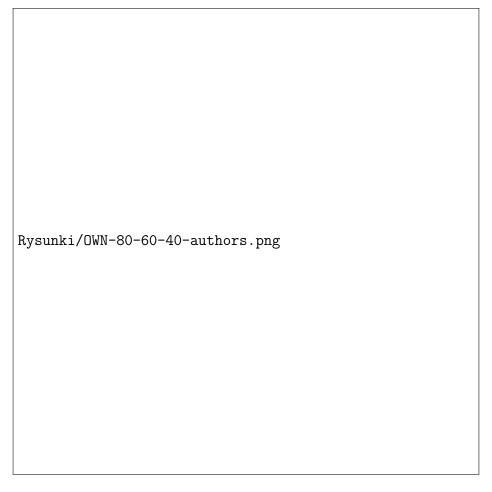
Tabela 14. Skuteczność klasyfikacji dla trzeciego sposobu ekstrakcji, dla kategorii topics



Rysunek 15. Skuteczność klasyfikacji dla trzeciego sposobu ekstrakcji, dla kategorii topics

k	80%	60%	40%
7	71.4	63.4	46.8
10	66.7	63.4	48.4
15	71.4	58.5	50.0
20	71.4	53.7	33.9

Tabela 15. Skuteczność klasyfikacji dla trzeciego sposobu ekstrakcji, dla kategorii authors



Rysunek 16. Skuteczność klasyfikacji dla trzeciego sposobu ekstrakcji, dla kategorii authors

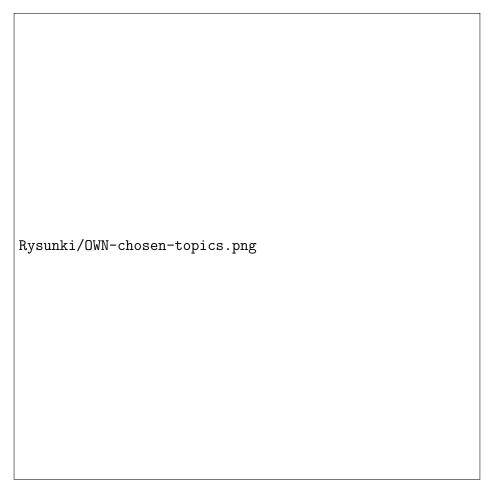
5.3. Wpływ konkretnych cech na klasyfikację

Na wykresach widoczne są następujące oznaczenia:

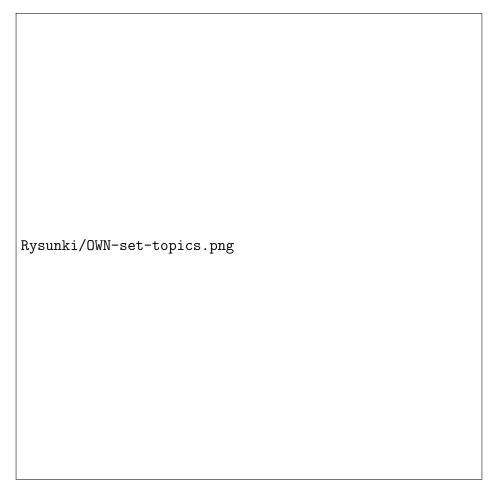
- c_1) Liczba słów,
- c_2) Liczba słów, których długość nie przekracza 3 znaków,
- c_3) Liczba słów, których długość zawiera się w zakresie 4-7 znaków,
- c_4) Liczba słów, których długość przekracza 8 znaków,
- c_5) Liczba unikalnych słów,
- c_6) Liczba słów napisanych wielką literą,
- c_7) liczba słów rozpoczynających się wielką literą.



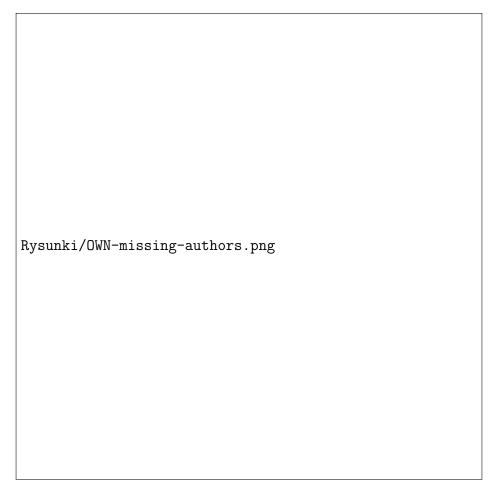
Rysunek 17. Skuteczność klasyfikacji dla brakujących cech, dla kategorii topics



Rysunek 18. Skuteczność klasyfikacji dla wybranych cech, dla kategorii topics



Rysunek 19. Skuteczność klasyfikacji dla zestawu cech, dla kategorii topics



Rysunek 20. Skuteczność klasyfikacji dla brakujących cech, dla kategorii authors



Rysunek 21. Skuteczność klasyfikacji dla wybranych cech, dla kategorii authors

Rysunki/OWN-set-authors.png

Rysunek 22. Skuteczność klasyfikacji dla zestawu cech, dla kategorii authors

5.4. Najlepsze wyniki

Kategoria	Skuteczność	Metryka	Ekstrakcja	k
Places	83.3%	Euklidesowa	IDF	7
Places	83.3%	Uliczna	IDF	7
Topics	67.9%	Euklidesowa	IDF	15
Topics	67.9%	Uliczna	IDF	20
Authors	43.9%	Euklidesowa	TF	2, 3

Tabela 16. Tabela przedstawiająca najlepsze wyniki z pierwszego eksperymentu $\left(4.1\right)$

Kategoria	Skuteczność	Zb. treningowy	Ekstrakcja	k
Topics	64.73%	40%	TF	15, 20
Authors	43.9%	60%	TF	2, 3
Topics	55.2%	80%	Własne cechy	3-10
Authors	71.4%	80%	Własne cechy	7, 15, 20

Tabela 17. Tabela przedstawiająca najlepsze wyniki z drugiego eksperymentu $\left(4.2\right)$

Kategoria	Skuteczność	Wykorzystane cechy
Topics	62,7%	c_3, c_4, c_5, c_6, c_7
Authors	$76,\!2\%$	c_3, c_4, c_5, c_6, c_7

Tabela 18. Tabela przedstawiająca najlepsze wyniki z trzeciego eksperymentu (4.3)

6. Dyskusja

6.1. Wpływ liczby k sąsiadów oraz wyboru metryki na klasyfikację

W przypadku wszystkich trzech sposobów ekstrakcji, metryka Euklidesowa oraz metryka uliczna osiągają bardzo podobne wyniki i nie jesteśmy w stanie stwierdzić, która z nich wykazuje lepszą skuteczność. Metryka Czebyszewa charakteryzuje się zdecydowanie słabszą zdolnością do klasyfikacji. Osiąga niższe wyniki, niż dwie wcześniej wspomniane metryki.

W przypadku pierwszego i drugiego sposobu ekstrakcji cech dla kategorii topics i places, zauważyliśmy, że wraz ze wzrostem liczby k sąsiadów zwiększała się także skuteczność. Najsłabsze wyniki osiągane były dla k równego 2. Jeśli zaś chodzi o kategorię authors, najwyższa skuteczność wykazywała mała liczba k sąsiadów (od 2 do 3). Wyraźny spadek wyników zaobserwowaliśmy, gdy k równało się 10. Podczas eksperymentu trzeciego sposobu ekstrakcji cech zauważyliśmy bardzo zmienną skuteczność w przypadku zmiany liczby k sąsiadów w zależności od wybranych kategorii. Kategoria places osiąga najsłabsze wyniki przy małej liczbie sąsiadów, z kolei kategoria topics najlepsze. Zauważyliśmy, że najwyższe wyniki w kategorii authors osiągane są przy liczbie sąsiadów równej 7 oraz 10.

6.2. Wpływ podziału tekstów na zbiory treningowe i testowe na klasyfikację

W przeważającej większości najwyższe wyniki osiągane były przy 80% zbioru treningowego. Tylko w jednym przypadku użycie 40% zbioru treningowego pozwoliło osiągnąć najwyższą skuteczności (pierwszy sposób ekstrakcji, kategoria topics). Zazwyczaj jednak ten dobór procentowy okazywał się być najsłabszym ze względu na niedouczenie.

6.3. Wpływ konkretnych cech na klasyfikację

Podczas klasyfikacji dla kategorii topics, zauważyliśmy, że liczba słów oraz liczba słów, których długość nie przekracza 3 znaków mają negatywny wpływ na osiąganą skuteczność. Świadczyć może o tym fakt, iż bez ww. cech osiągnęliśmy najwyższą skuteczność. Dużo ważniejsze okazały się cechy związane z unikalnością słów oraz wielkimi literami.

Podczas klasyfikacji dla kategorii authors najważniejsza okazała się cecha odpowiadająca za liczbę unikalnych słów. Bez niej skuteczność spadła z 71% na 47%. Podobnie jak w przypadku kategorii topics, cechy sprawdzające liczbę słów oraz liczbę krótkich słów osłabiały nasze wyniki - dzięki wyłączeniu ich, uzyskaliśmy wyższe wyniki niż w przypadku wszystkich cech.

7. Wnioski

- Liczba k sąsiadów ma spory wpływ na skuteczność klasyfikacji, jednak nie ma jednej, optymalnej wartości - zmiana metryki, podziału zbiorów czy klasyfikowanych kategorii może spowodować obniżenie wyników dla stałego k.
- Dla mniejszych zbiorów tekstowych lepiej sprawdzają się mniejsze wartości k sąsiadów, dla większych wyższe wartości.
- Metryka Czebyszewa nie powinna być wykorzystywana w klasyfikacji tekstów, gdyż osiąga bardzo słabe wyniki.
- Istotny jest podział tekstów na zbiory testowe oraz treningowe. W przypadku zbyt małego zbioru treningowego osiągamy zjawisko niedouczenia, w przypadku zbyt dużego przeuczenia.
- Cechy odpowiedzialne za liczbę słów oraz liczbę krótkich słów (do 3 znaków) nie sprawdzają się przy klasyfikacji tekstów.
- Wektor cech powinien się składać z przynajmniej kilku cech, żeby osiągnąć większą skuteczność.

Literatura

- [1] Methods for the linguistic summarization of data aplications of fuzzy sets and their extensions, Adam Niewiadomski, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2008
- [2] http://www.cs.put.poznan.pl/amichalski/si.dzienne/AI7.new.fuzzy.bw.pdf
- [3] http://home.agh.edu.pl/ mrzyglod/iw/iw $_pliki/iw-is-L2-2017-2018.pdfhttp://snowball.tartarus.org/algorithms/english/stemmer.html$