

Data oddania: _____

Ocena: _____

Justyna Hubert 210200
Karol Podlewski 210294

Zadanie 1: Ekstrakcja cech, miary podobieństwa, klasyfikacja*

1. Cel

Celem zadania było stworzenie aplikacji do klasyfikacji tekstów metodą k-NN, korzystając z różnych sposobów ekstrakcji wektorów cech oraz istniejących miar podobieństwa porównać kategorie do tych przypisanych przez aplikację.

2. Wprowadzenie

Zagadnieniem, jakim zajmowaliśmy się w ramach projektu jest klasyfikacja statystyczna, która jest rodzajem algorytmu statystycznego przydzielającego elementy do klas, bazując na cechach tych elementów. W ramach prowadzonego eksperymentu zaimplementowaliśmy klasyfikator k-najbliższych sąsiadów.

Algorytm k najbliższych sąsiadów, nazywany także algorytmem k-NN, należy do grupy algorytmów leniwych, czyli takich, które nie tworzą wewnętrznej reprezentacji danych uczących, lecz szukają rozwiązań dopiero w momencie pojawienia się wzorca testującego. Przechowuje wszystkie wzorce uczące, względem których wyznacza odległość wzorca testowego [2]. Metoda

* GitHub: <https://github.com/hubjust/KSR>

k-NN wyznacza k sąsiadów, do których badany element ma najmniejszą odległość w danej metryce, a następnie wyznacza wynik w oparciu o najczęstszy element, wśród k najbliższych. W przypadku naszego projektu odległość definiujemy jako skalę podobieństwa tekstów.

W ramach zadania zostały użyte następujące metody ekstrakcji cech:

- Term frequency - metoda polegająca na zliczeniu częstości występowania danego słowa w dokumencie. Obliczana jest z poniższego wzoru:

$$tf_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{\sum_k nk, j}$$

- Inverse document frequency - metoda polegająca na wyznaczeniu, czy dane słowo występuje powszechnie we wszystkich dokumentach. Jest to logarytmicznie skalowana odwrotna część dokumentów zawierających wybrane słowo (uzyskana poprzez podzielenie całkowitej liczby dokumentów przez liczbę dokumentów zawierających ten termin). Obliczana jest z poniższego wzoru:

$$idf_i = \log \frac{|D|}{|\{d : t_i \in d\}|}$$

- Ekstrakcja cech charakterystycznych tekstu - w tym celu tworzymy wektor cech, który opisuje tekst na podstawie następujących cech:

1. Liczba słów,
2. Liczba słów, których długość nie przekracza 3 znaków,
3. Liczba słów, których długość zawiera się w zakresie 4-7 znaków,
4. Liczba słów, których długość przekracza 8 znaków,
5. Liczba unikalnych słów,
6. Liczba słów napisanych wielką literą,
7. liczba słów rozpoczynających się wielką literą.

Wektor cech będzie miał postać: $v = [c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7]$.

Do obliczenia odległości tekstów posłużyliśmy się 3 metrykami:

- metryka Euklidesowa - w celu obliczenia odległości $d_e(x, y)$ między dwoma punktami x, y należy obliczyć pierwiastek kwadratowy z sumy drugich potęg różnic wartości współrzędnych o tych samych indeksach, zgodnie ze wzorem:

$$d_e(x, y) = \sqrt{(y_1 - x_1)^2 + \dots + (y_n - x_n)^2}$$

- metryka uliczna (Manhattan, miejska) - w celu obliczenia odległości $d_e(x, y)$ między dwoma punktami x, y należy obliczyć sumę wartości bezwzględnych różnic współrzędnych punktów x oraz y , zgodnie ze wzorem:

$$d_m(x, y) = \sum_{k=1}^n |x_k - y_k|$$

- metryka Czebyszewa - w celu obliczenia odległości $d_e(x, y)$ między dwoma punktami x, y należy obliczyć maksymalną wartość bezwzględnych różnic współrzędnych punktów x oraz y , zgodnie ze wzorem:

$$d_{ch}(x, y) = \max_i |x_i - y_i|$$

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

Klasy Chebyshev, Euclidean oraz Manhattan odpowiadają za prawidłowe obliczenia odległości tekstów. Dziedziczą one z klasy abstrakcyjnej Metric.

Klasa Article odwzorowuje artykuły wczytane do programu. Przechowuje informacje o dokumencie takie jak: tytuł, tekst, kategorie, przypisane etykiety, wektor cech, odległość.

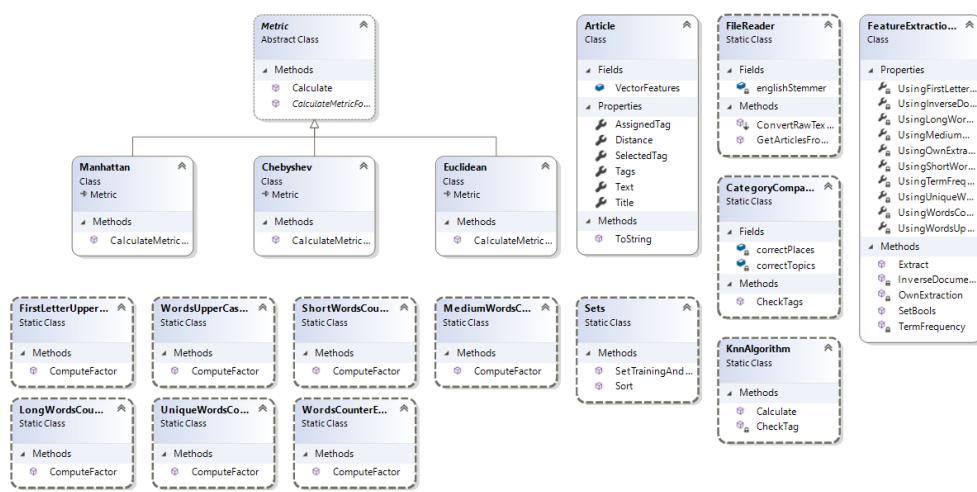
Klasy znajdujące się w folderze Extractors odpowiedzialne są za ekstrakcję cech. Sprawdzają one liczbę słów, liczbę słów, których długość nie przekracza 3 znaków, liczbę słów, których długość zawiera się w zakresie 4-7 znaków, liczbę unikalnych słów, liczbę słów napisanych wielką literą, liczbę słów rozpoczynających się wielką literą, zliczanie częstości danego słowa w dokumencie oraz oznaczanie wybranych słów jako powszechnie lub rzadkie na podstawie wszystkich dokumentów.

Klasa FileReader odpowiada za poprawne wczytywanie plików do programu - wyselekcjonowanie wybranych przez nas informacji (tytuł, teksy, przypisane etykiety) i na ich podstawie stworzenie obiektu klasy Article. Z wczytanego tekstu usuwane są słowa, które występują w wykorzystanej przez nas stop liście [3]. Ten zabieg ma za zadanie wykluczyć terminy, które nie wnoszą kluczowych, dla nas, informacji. Następnie, tekst zostaje poddane stemizacji, czyli usunięciu ze słowa końcówki fleksyjnej pozostawiając tylko rdzeń wyrazu. Do tego także wykorzystujemy zewnętrzną bibliotekę [4].

Klasa KnnAlgorithm odpowiada za implementację algorytmu k-najbliższych sąsiadów. W tym miejscu wyliczane są wystąpienia słów w podanych dokumentach.

Klasa Sets odpowiedzialna jest za podział wczytanych artykułów na dane testowe oraz treningowe.

Klasa CategoryCompatibilityChecker ma za zadanie sprawdzić, czy dany artykuł zawiera jedną etykietę z danej kategorii, oraz czy ta etykieta jest brana pod uwagę przy analizowaniu danej kategorii.

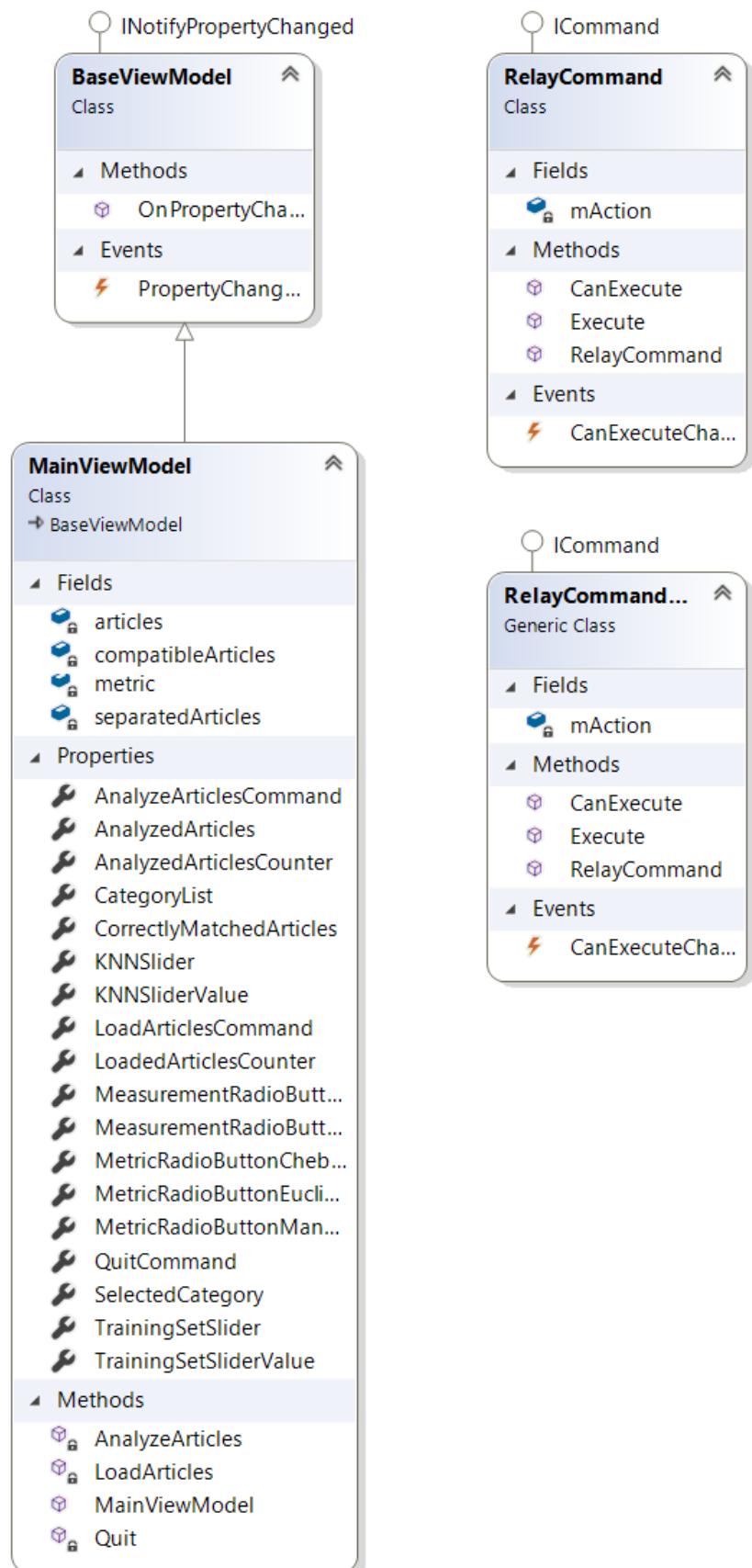


Rysunek 1. Diagram UML wygenerowany dla projektu Logic

3.2. ViewModel

Projekt ViewModel ma za zadanie odseparować logikę programu od interfejsu graficznego.

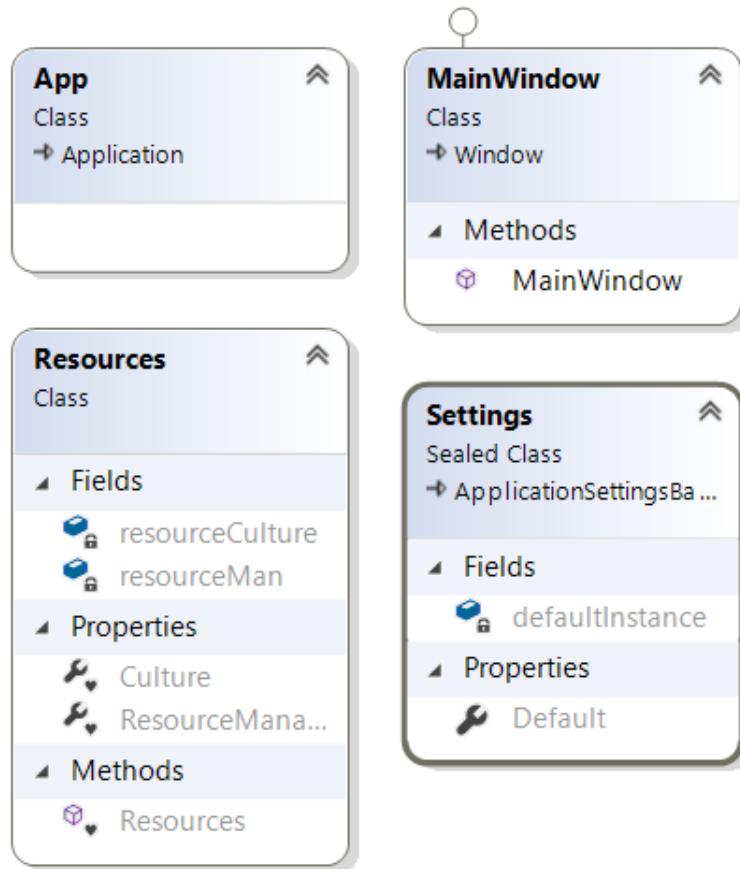
Klasa MainViewModel przyjmuje dane wejściowe od użytkownika i reaguje na jego poczynania wywołując wybrane akcje z logiki programu oraz odpowiada za odświeżanie widoków w interfejsie graficznym.



Rysunek 2. Diagram UML wygenerowany dla projektu MainViewModel

3.3. GUI

Projekt GUI (graphical user interface) implementuje przejrzysty oraz łatwy w obsłudze graficzny interfejs użytkownika.



Rysunek 3. Diagram UML wygenerowany dla projektu GUI

4. Materiały i metody

Klasyfikacja dotycząca lokalizacji przeprowadzana była jedynie na danych, których pole places przyjmowało jedną z wartości: west-germany, usa, france, uk, canada, japan.

Klasyfikacja dotycząca tematów przeprowadzana była jedynie na danych, które pole topics przyjmowało jedną z wartości: gold, cocoa, sugar, coffe, grain.

Danymi jakie sami przygotowaliśmy do analizy były teksty piosenek znanych artystów. Posiadały one jedną kategorię - author. Przyjmowało ono jedną z wartości: taylor swift, macklemore, twenty one pilots, eminem, ed sheeran, black eyed peas.

4.1. Wpływ liczby k sąsiadów oraz wyboru metryki na klasyfikację

Klasyfikacja tekstów została wykonana wszystkimi dostępnymi metodami ekstrakcji cech dla wszystkich trzech metryk. Dla każdego przypadku testowego dokonano klasyfikacji tekstu dla $k \in \{2, 3, 5, 7, 10, 15, 20\}$ najbliższych sąsiadów. Zbiór treningowy stanowił zawsze 60% artykułów, zaś zbiór testowy 40% artykułów.

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

Klasyfikacja tekstów została wykonana przy pomocy Term frequency oraz własnych charakterystyk dla metryki Euklidesowej. Dla każdego przypadku testowego dokonano klasyfikacji tekstu dla najodpowiedniejszych k dla danego sposobu ekstrakcji cech oraz metryki. Zbiór treningowy w kolejnych próbach stanowił, 80% 60% oraz 40% artykułów.

4.3. Wpływ konkretnych cech na klasyfikację

Klasyfikacja tekstów została wykonana przy pomocy ekstrakcji cech charakterystycznych dla metryki Euklidesowej oraz dla zbioru treningowego stanowiącego 80% artykułów przy $k = 7$. Badania zostały przeprowadzone na tekstach z tagami topics oraz author. Pierwszy test został przeprowadzony przy wyłączeniu jednej cechy, drugi przy stosowaniu tylko jednej cechy, a trzeci konkretnego zestawu cech. Za każdym razem porównano te wyniki z przypadkiem kiedy wszystkie cechy były włączone.

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

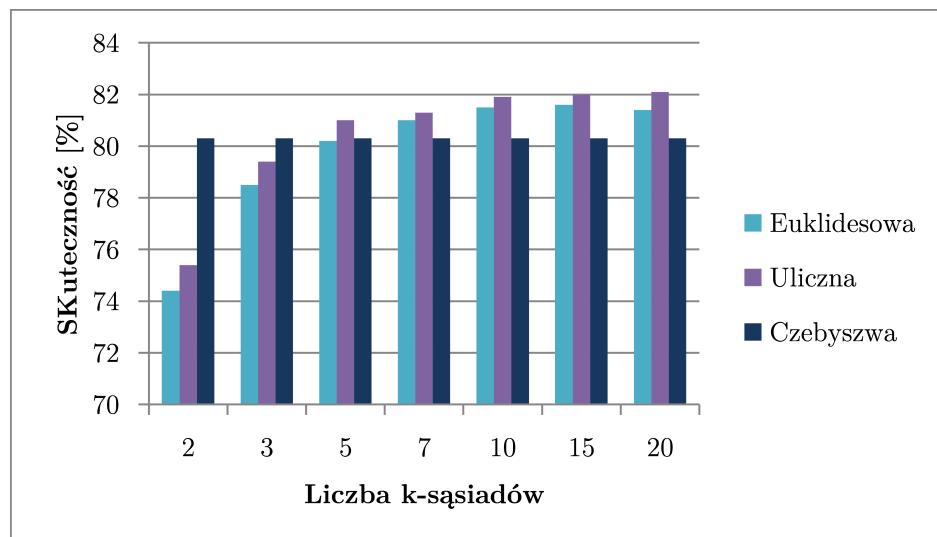
Tabela 1. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Euklidesowej dla pierwszego sposobu ekstrakcji

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

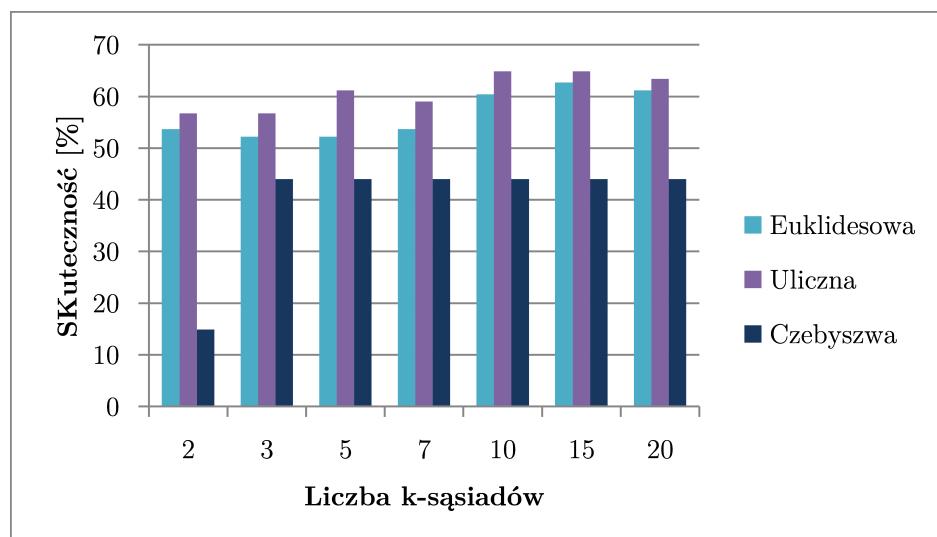
Tabela 2. Skuteczność klasyfikacji dla metryki ulicznej dla pierwszego sposobu ekstrakcji

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

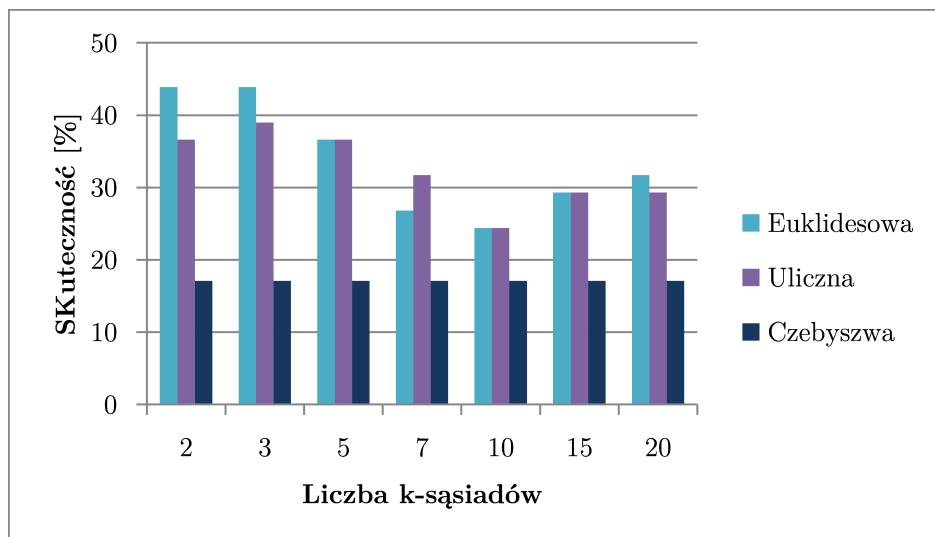
Tabela 3. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Czebyszewa dla pierwszego sposobu ekstrakcji



Rysunek 4. Dane z Tabel 1-3 dla kategorii places



Rysunek 5. Dane z Tabel 1-3 dla kategorii topics



Rysunek 6. 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

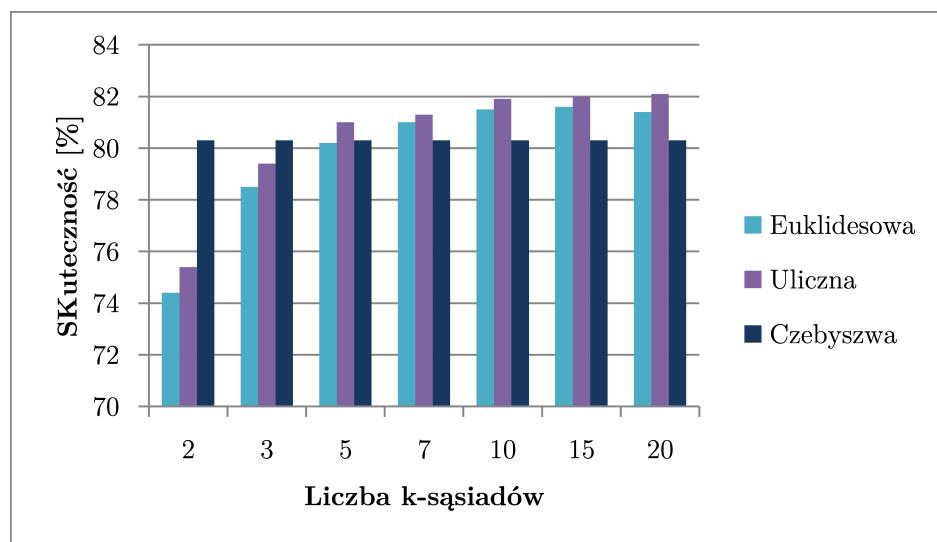
Tabela 4. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Euklidesowej dla drugiego sposobu ekstrakcji

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

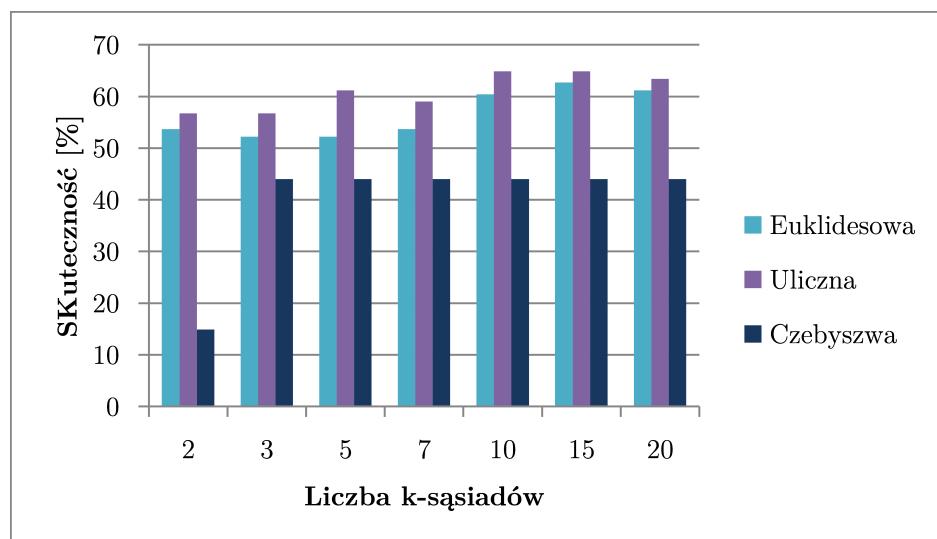
Tabela 5. Skuteczność klasyfikacji dla metryki ulicznej dla drugiego sposobu ekstrakcji

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

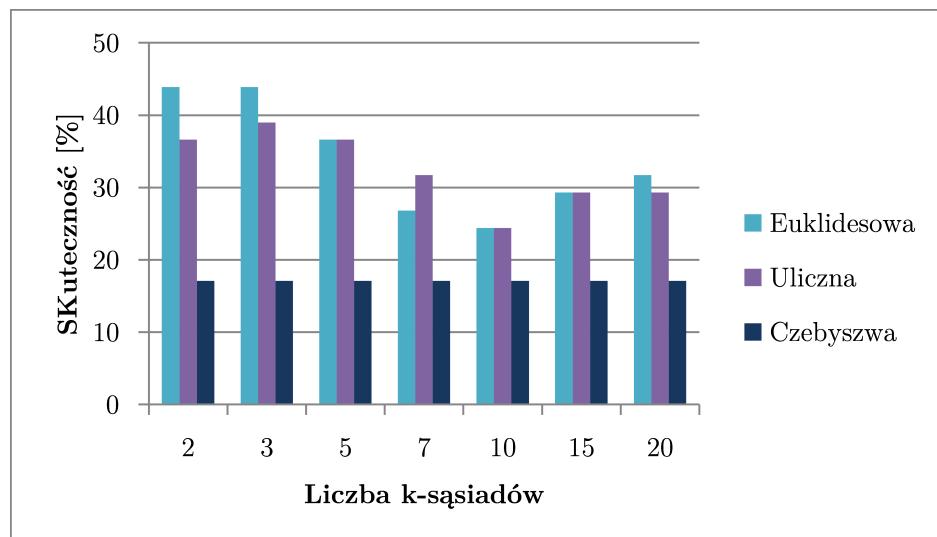
Tabela 6. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Czebyszewa dla drugiego sposobu ekstrakcji



Rysunek 7. Dane z Tabel 4-6 dla kategorii places



Rysunek 8. Dane z Tabel 4-6 dla kategorii topics



Rysunek 9. 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

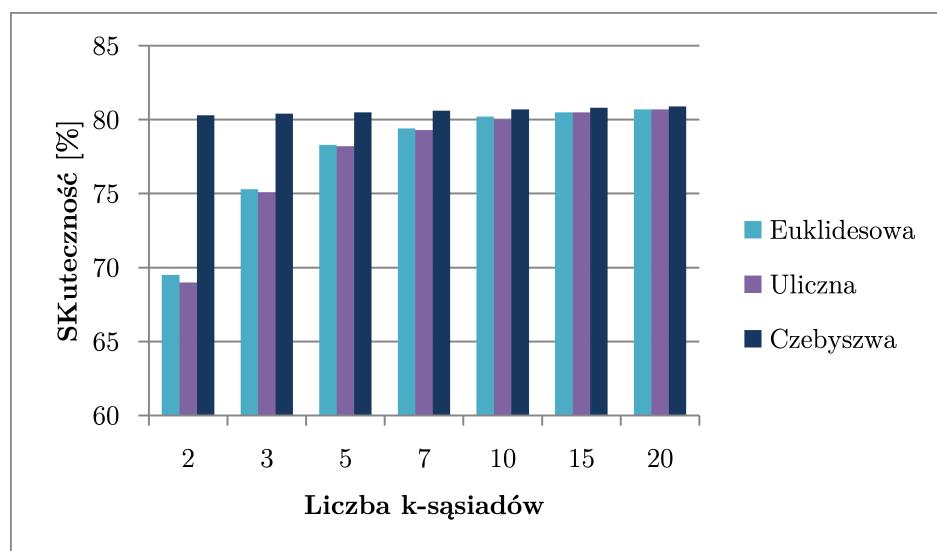
Tabela 7. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Euklidesowej dla trzeciego sposobu ekstrakcji

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

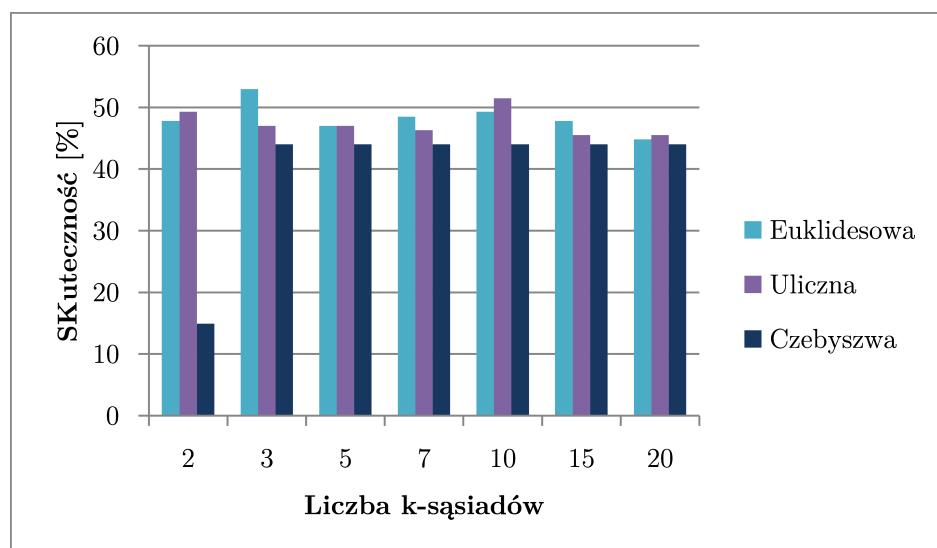
Tabela 8. Skuteczność klasyfikacji dla metryki ulicznej dla trzeciego sposobu ekstrakcji

k	places [%]	topics [%]	authors [%]
2	80.3	14.9	17.1
3	80.4	44	17.1
5	80.5	44	17.1
7	80.6	44	17.1
10	80.7	44	17.1
15	80.8	44	17.1
20	80.9	44	17.1

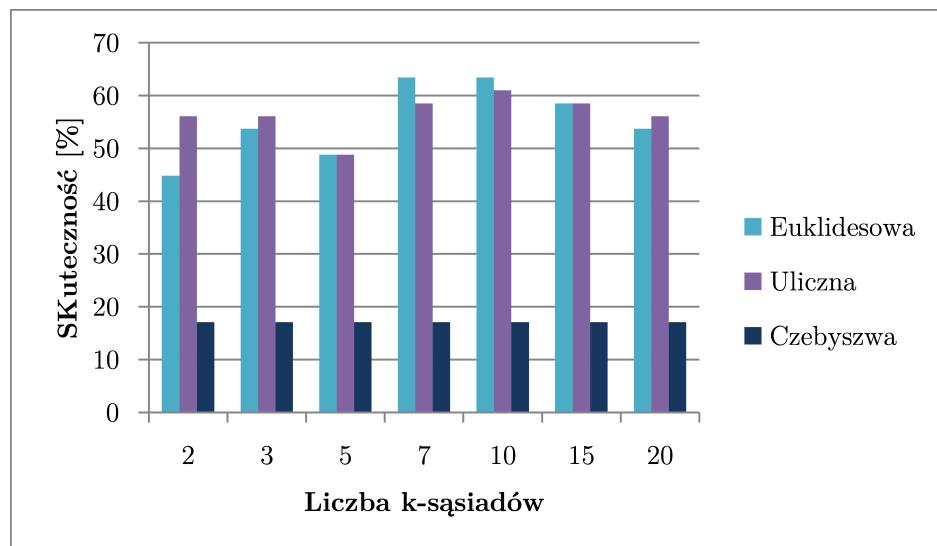
Tabela 9. Skuteczność klasyfikacji dla metryki Czebyszewa dla trzeciego sposobu ekstrakcji



Rysunek 10. Dane z Tabel 7-9 dla kategorii places



Rysunek 11. Dane z Tabel 7-9 dla kategorii topics

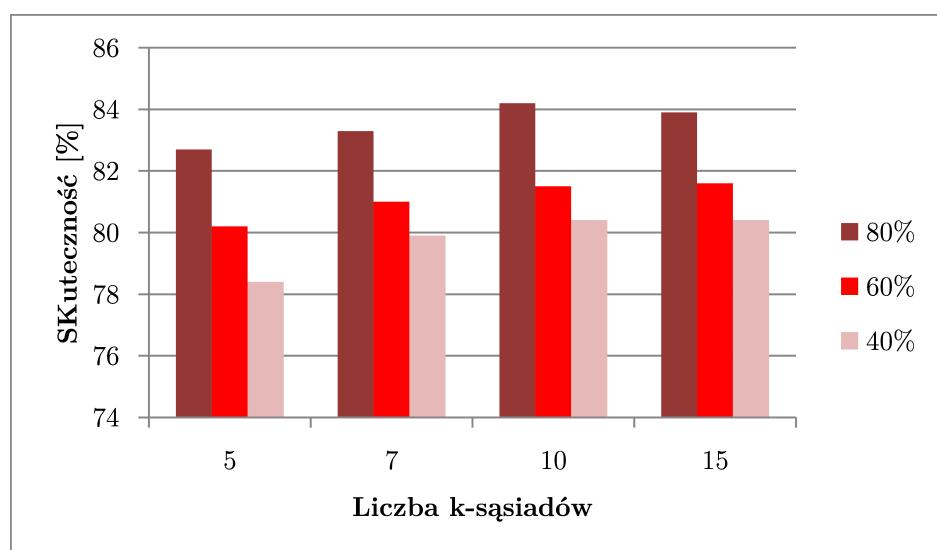


Rysunek 12. Dane z Tabel 7-9 dla kategorii authors (własne teksty)

5.2. 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

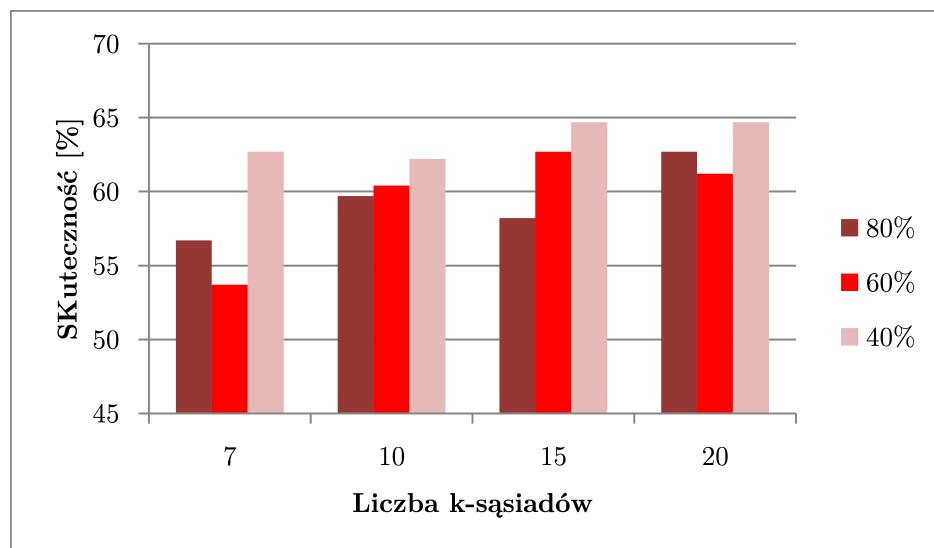
Tabela 10. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii places



Rysunek 13. 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

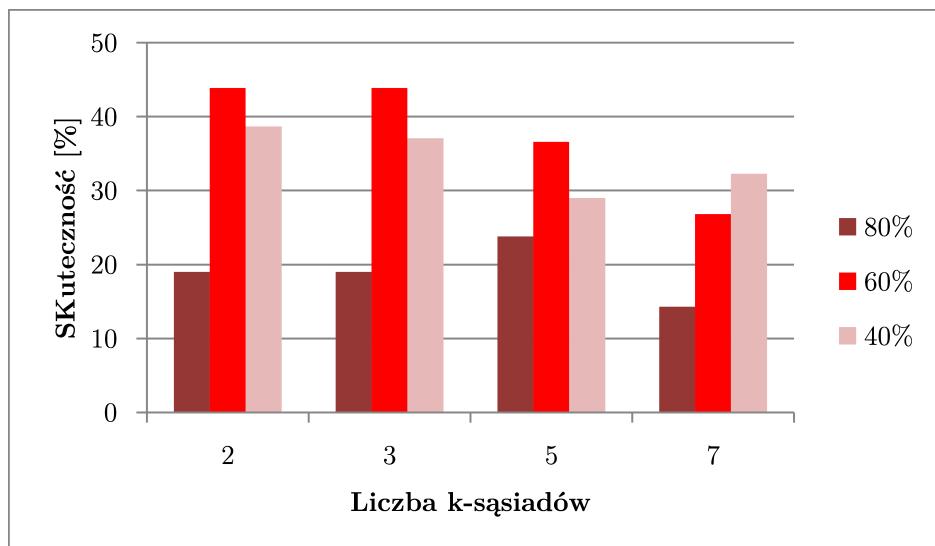
Tabela 11. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii topics



Rysunek 14. 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

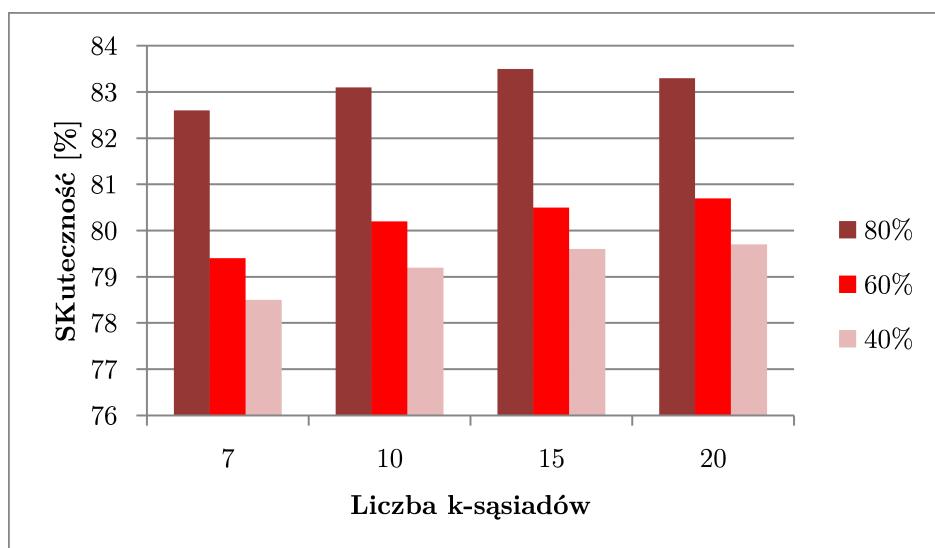
Tabela 12. Skuteczność klasyfikacji dla pierwszego sposobu ekstrakcji, dla kategorii authors



Rysunek 15. 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

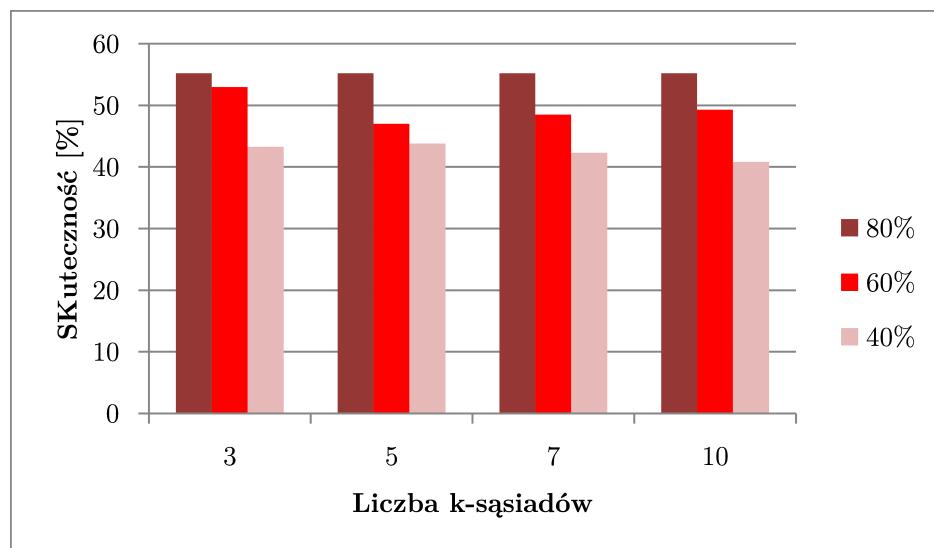
Tabela 13. Skuteczność klasyfikacji dla drugiego sposobu ekstrakcji, dla kategorii places



Rysunek 16. 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

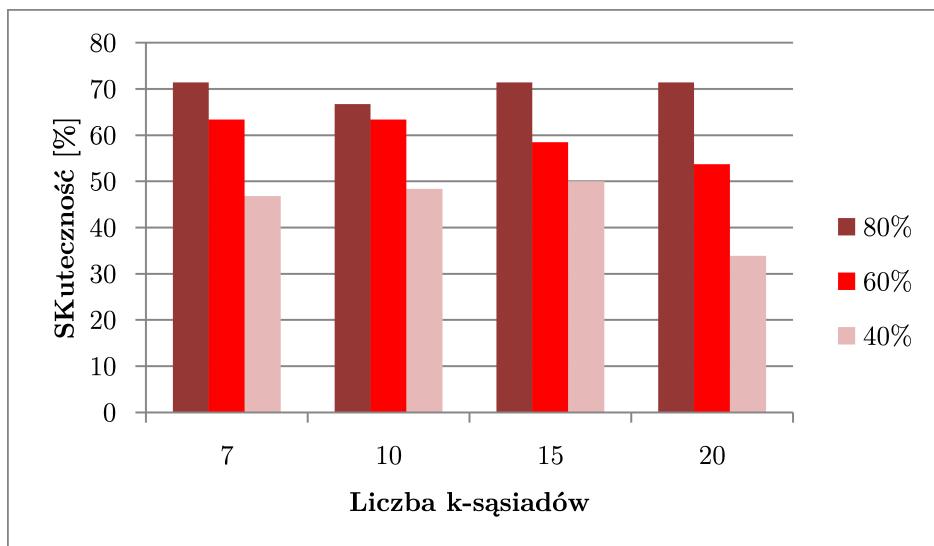
Tabela 14. Skuteczność klasyfikacji dla trzeciego sposobu ekstrakcji, dla kategorii topics



Rysunek 17. 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

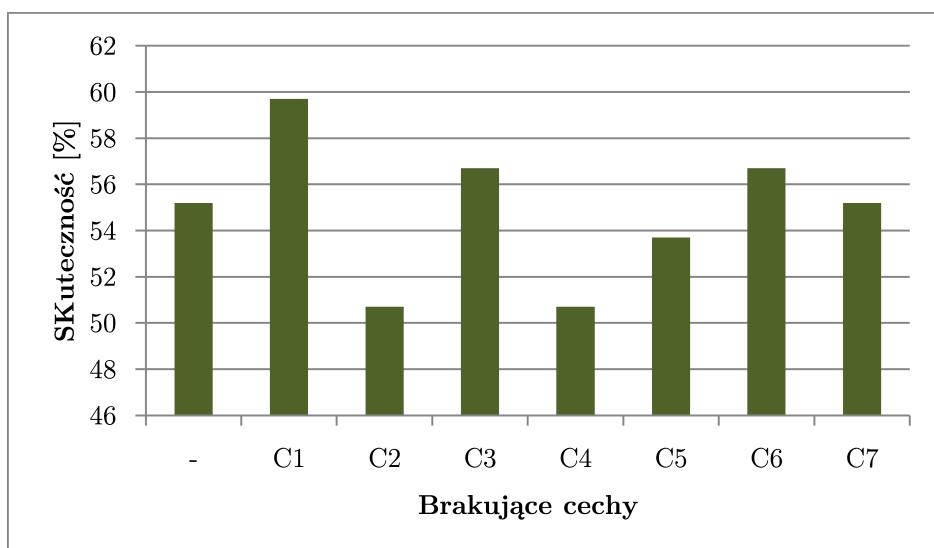


Rysunek 18. Skuteczność klasyfikacji dla trzeciego sposobu ekstrakcji, dla kategorii authors

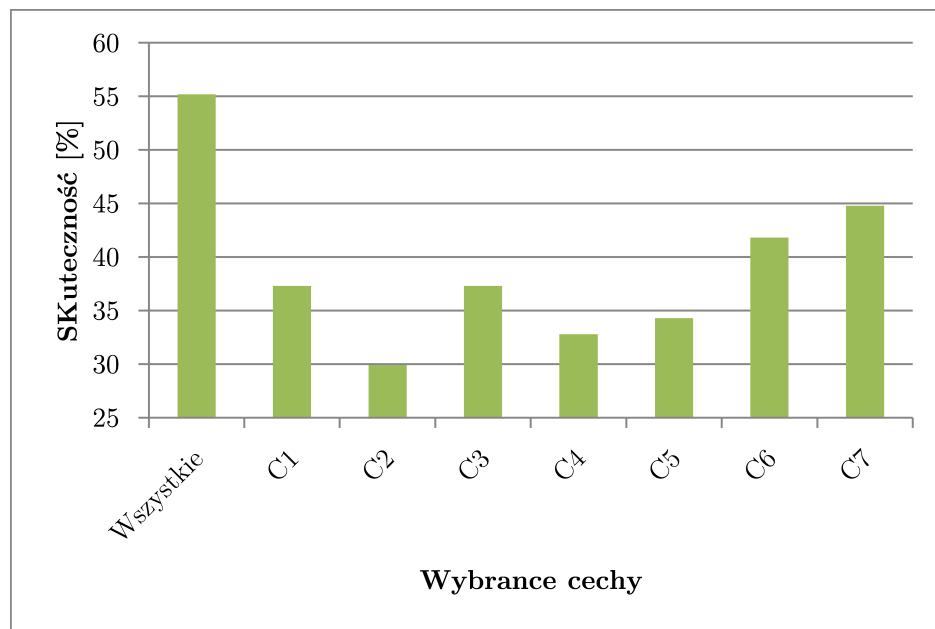
5.3. Wpływ konkretnych cech na klasyfikację

Na wykresach widoczne są następujące oznaczenia:

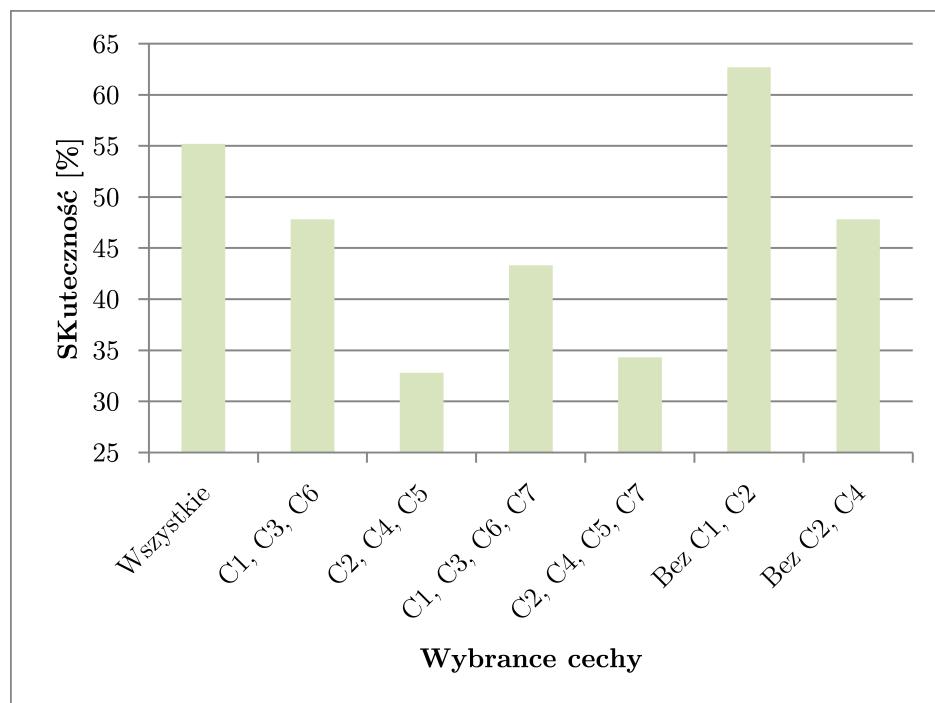
- c_1) Liczba słów,
- c_2) Liczba słów, których długość nie przekracza 3 znaków,
- c_3) Liczba słów, których długość zawiera się w zakresie 4-7 znaków,
- c_4) Liczba słów, których długość przekracza 8 znaków,
- c_5) Liczba unikalnych słów,
- c_6) Liczba słów napisanych wielką literą,
- c_7) liczba słów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



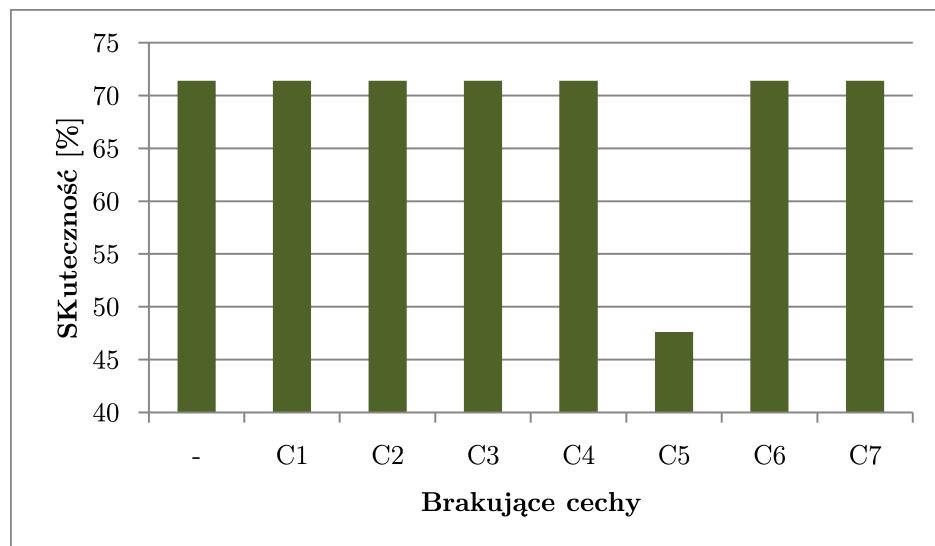
Rysunek 19. Skuteczność klasyfikacji dla brakujących cech, dla kategorii topics



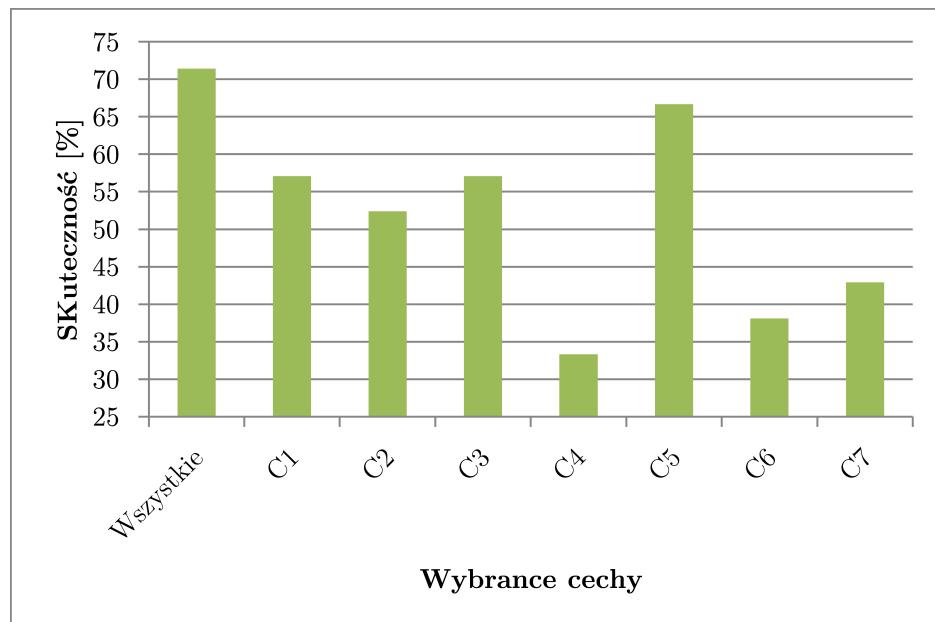
Rysunek 20. Skuteczność klasyfikacji dla wybranych cech, dla kategorii topics



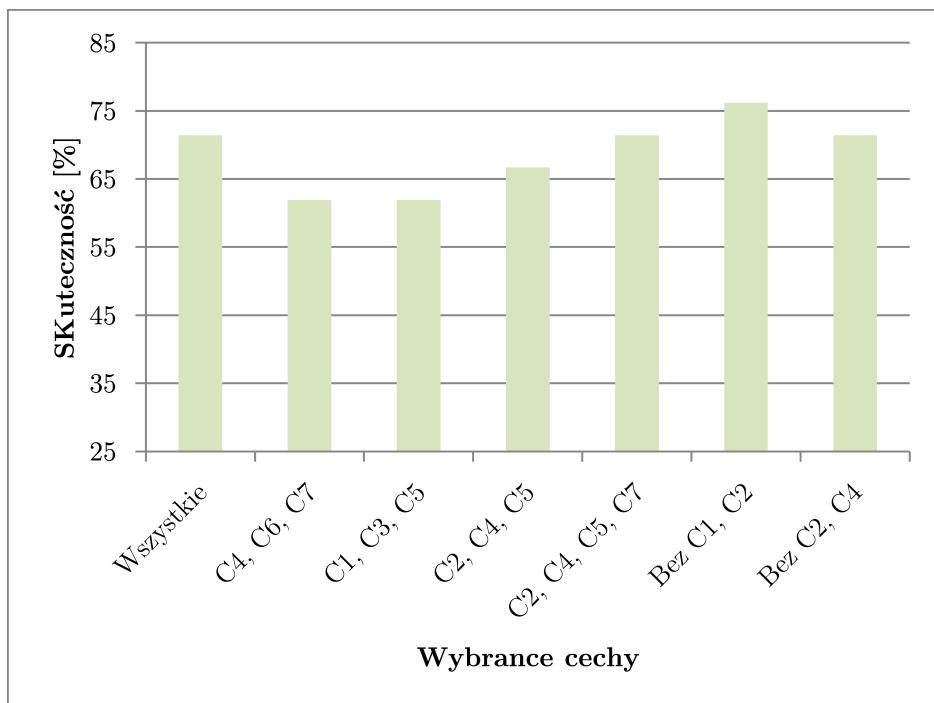
Rysunek 21. Skuteczność klasyfikacji dla zestawu cech, dla kategorii topics



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



Rysunek 23. Skuteczność klasyfikacji dla wybranych cech, dla kategorii authors



Rysunek 24. Skuteczność klasyfikacji dla zestawu cech, dla kategorii authors

5.4. Najlepsze wyniki

Kategoria	Skuteczność	Metryka	Ekstrakcja	Liczba k sąsiadów
Places	83.3%	Euklidesowa	IDF	7
Places	83.3%	Uliczna	IDF	7
Topics	%			
Authors	%			

Tabela 16. Tabela przedstawiająca najlepsze wyniki z pierwszego eksperymentu (4.1)

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 17. 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, zauważaliśmy, 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 zauważaliśmy 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. Zauważaliśmy, 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 skuteczność (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, zauważaliśmy, że liczba słów ma negatywny wpływ na osiąganą skuteczność. Cecha odpowiadająca za liczbę słów, których długość nie przekracza 3 znaków również okazała się mieć negatywny wpływ na wyniki. Świadczyć może o tym fakt, iż bez ww. cech osiągneliśmy najwyższą skuteczność. Podejrzewamy, że występowanie cechy odpowiadającej za liczbę słów rozpoczynających się wielką literą ma pozytywny wpływ na otrzymane przez nas wyniki.

Podczas klasyfikacji dla kategorii authors wyraźnie pozytywny wpływ na skuteczność ma cecha odpowiadająca za liczbę unikalnych słów. Bez niej skuteczność spadła z 71

7. Wnioski

- Cecha odpowiedzialna za liczbę słów w dokumencie nie sprawdza się w przypadku klasyfikacji tekstów.
- Wektor cech nie powinien składać się z pojedynczej cechy, gdyż wtedy osiągana jest niska skuteczność.
- Metryka Czebyszewa nie powinna być wykorzystywana w klasyfikacji tekstów, gdyż osiąga bardzo słabe wyniki.

— Liczba k sąsiadów ma spory wpływ na skuteczność klasyfikacji.

Literatura

- [1] Methods for the linguistic summarization of data - applications of fuzzy sets and their extensions, Adam Niewiadomski, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2008
- [2] <http://home.agh.edu.pl/~horzyk/lectures/miw/KNN.pdf>
- [3] <https://github.com/hklemp/dotnet-stop-words>
- [4] <http://snowball.tartarus.org/algorithms/english/stemmer.html>