Monika Szymańska 238359

Zadanie 4

4.1 analiza tekstu w RapidMiner

Korzystając z procesu Processing Text and Document Objects oraz przykładowych danych JobPosts (w moim przypadku zapisanych jako Zadanie_4.1d) dokonałam analizy danych tekstowych w podprocesach:

- Po wstępnej tokenizacji
- Po redukcji stopwords i odrzuceniu tokenów według długości
- Po utworzeniu n-gramów
- Po zastosowaniu stemmingu

Fragment oryginalnego zbioru danych oraz otrzymanych przekształceń prezentuje Tabela 1.

Oryginalny tekst	Level 2 Safety Office for Burnaby construction site (residential/multi-family project). Start date - immediate. Only those with level 2 need apply.
Po wstępnej tokenizacji	level safety office for burnaby construction site residential multi family project start date immediate only those with level need apply
Po redukcji stopwords i odrzuceniu tokenów według długości	level safety office burnaby construction site residential multi family project start date immediate level apply
Po utworzeniu n-gramów	level level_safety level_safety_office safety safety_office safety_office_burnaby office office_burnaby office_burnaby_construction burnaby burnaby_construction burnaby_construction_site construction construction_site construction_site_residential site site_residential site_residential_multi residential residential_multi residential_multi_family multi multi_family multi_family_project family family_project family_project_start project project_start project_start_date start start_date start_date_immediate date date_immediate date_immediate_level immediate immediate_level immediate_level_apply level level_apply apply
Po zastosowaniu stemmingu	level safeti offic burnabi construct site residenti multi famili project start date immedi level appli

Tabela 1 - Fragment dokumentu (15) po przeprowadzeniu procesu Processing Text and Document Objects

Jak widzimy otrzymany tekst po wstępnej tokenizacji jest pomniejszony o wszystkie elementy, które nie są słowami czyli np. znaki interpunkcyjne czy liczby. Oryginalny tekst po redukcji stopwords i odrzuceniu tokenów według długości znacznie nam się zmniejszył ponieważ z tekstu zostały usunięte słowa, które nie wpływają bezpośrednio na treść i znaczenie tekstu jak np. „for”. Po utworzeniu n-gramów widzimy, że otrzymaliśmy zestawienie wyrazów, kolejno występujących po sobie w tekście (2 słowa i 3 słowa ponieważ n = 3), natomiast kiedy został użyty stemming widzimy, że słowa zostały przekształcone do formy podstawowej, czyli do tzw. korzenia wyrazu.

Analiza pod kątem najczęściej występujących słów dla danych podprocesach została przedstawiona w Tabeli 2.

Podproces	Po wstępnej tokenizacji		Po redukcji stopwords i odrzuceniu tokenów według długości		Po utworzeniu n-gramów		Po zastosowaniu stemmingu	
	słowo	Liczba wystąpień	słowo	Liczba wystąpień	słowo	Liczba wystąpień	słowo	Liczba wystąpień
1.	and	3200	experience	566	experience	566	work	688
2.	to	2213	work	471	work	471	experi	579
3.	a	1790	please	394	please	394	pleas	396
4.	the	1701	skills	307	skills	307	requir	353
5.	in	1225	looking	281	looking	281	skill	338
6.	for	1149	team	271	team	271	posit	325
7.	of	1109	time	256	time	256	look	313
8.	with	999	resume	247	resume	247	time	312
9.	you	797	position	246	position	246	servic	300
10.	is	723	sales	246	sales	246	custom	292

Tabela 2 – Top 10 najczęściej występujących słów w danych podprocesach

Analizując otrzymane wyniki pod względem najczęściej występujących termów widzimy, że po zastosowaniu tylko wstępnej tokenizacji przeważa liczba słów, które są spójnikami, rodzajnikami czy słowami pomocniczym. Kiedy już zostały one odrzucone (podproces: po redukcji stopwrds i odrzuceniu tokenów według długości) widzimy, że najczęściej występującym słowem jest „experience", które pojawiło się w tekście 566 razy, natomiast dodanie n-gramów nie wpłynęło na liczbę występujących słów w tekście. Po zastosowaniu stemmingu widzimy, że najczęściej występującą postacią bazową jest „work", które dla dwóch poprzednich przypadków plasowało się na drugiej pozycji. Różnica wystąpienia cząstki „work", a słowa „work" wynosi 217, a zatem tyle razy w tekście wystąpiło słowo, które zawierało w sobie ten wyraz.

Dla procesu Applying a Model Categorize Documents i przykładowych danych JobPosts została wykonana klasyfikacja dokumentów tekstowych zapisanych w plikach html. Pliki zostały sklasyfikowane na podstawie zawierających termów. Wyniki dla zbioru JobPosts zostały przedstawione na Rysunku 1.

accuracy: 86.47% +/- 9.63% (micro average: 86.45%)

	true unknown	true food/beverage/hospitality	class precision
pred. unknown	497.143	132.653	78.94%
pred. food/beverage/hospitality	2.857	367.347	99.23%
class recall	99.43%	73.47%	

kappa: 0.730 +/- 0.191 (micro average: 0.729)

	true unknown	true food/beverage/hospitality	class precision
pred. unknown	497.143	132.653	78.94%
pred. food/beverage/hospitality	2.857	367.347	99.23%
class recall	99.43%	73.47%	

Rysunek 1 - Wyniki klasyfikacji dla zbioru danych JobPosts

Jak widać powyżej dokładność klasyfikacji dla zbioru JobPosts wyniosła 86,47%, natomiast wskaźnik Kappa wyniósł 0,730. Zatem możemy stwierdzić, że klasyfikacja jest na przeciętnym poziomie, jednak w wyższej jego granicy (Kappa > 0,75 – klasyfikacja doskonała).

Poniżej przedstawiono wyniki klasyfikacji dla zbioru testowego.

accuracy: 93.00%

	true unknown	true food/beverage/hospitality	class precision
pred. unknown	87	6	93.55%
pred. food/beverage/hospitality	1	6	85.71%
class recall	98.86%	50.00%	

kappa: 0.596

	true unknown	true food/beverage/hospitality	class precision
pred. unknown	87	6	93.55%
pred. food/beverage/hospitality	1	6	85.71%
class recall	98.86%	50.00%	

Rysunek 2 - Wyniki klasyfikacji dla zbioru testowego

Jak można zauważyć na Rysunku 2 jakoś klasyfikacji różni się w stosunku do zbioru JobPosts. Dokładność osiągnęła 93%, natomiast wartość wskaźnika Kappa wyniosła 0,596. Na podstawie Kappy możemy stwierdzić, że wynik klasyfikacji jest średni pomimo tego, że procentowa dokładność klasyfikacji jest wysoka.

Dokonano zmiany sposobu generowania termów z 1 na 4 wyrazy, aby sprawdzić czy ma to pozytywny wpływ na wynik klasyfikacji. Wyniki tego porównania zostały przedstawione w Tabeli 3.

	JobPosts		**Testing set**	
n-grams	1	**4**	**1**	**4**
Accuracy	86,47%	78,38%	93,00%	93,00%
Kappa	0,730	0,569	0,596	0,557

Tabela 3 - Wyniki klasyfikacji po zmianie n-gram

Zmiana n-gram z 1 na 4 spowodowała, że dla zbioru danych JobPosts poprawność klasyfikacji oraz wskaźnik Kappa zmalał. Dla zbioru testowego nie odnotowano zmian dokładności klasyfikacji, natomiast Kappa zmalała z 0,596 do 0,557. Można zatem stwierdzić, że zwiększenie wartości n-gram wpływa negatywnie na jakość klasyfikacji.

W Tabeli 4 przedstawiono 10 najczęściej występujących słów dla n-gram równego 1 oraz 4.

N - gram	**1 - gram**		**4 - gram**	
	słowo	**Liczba wystąpień**	**słowo**	**Liczba wystąpień**
1.	work	527	work	527
2.	experi	492	experi	492
3.	pleas	323	pleas	323
4.	requir	294	requir	294

5.	skill	269	skill	269
6.	posit	267	posit	267
7.	look	251	look	251
8.	time	242	time	242
9.	custom	232	custom	232
10.	servic	232	servic	232

Tabela 4 - Top 10 najczęściej występujących słów po zmianie n-gram

Jak widać powyżej zmiana wartości n-gram nie ma wpływu na częstotliwość występowania danych słów w tekście.

W bloku Cross Validation został zamieniony klasyfikator SVM na Decission Tree (przy wartości n-gram równej 1). Otrzymane wyniki zostały przedstawione w Tabeli 5.

	JobPosts		**Testing set**	
klasyfikator	**SVM**	**Decission Tree**	**SVM**	**Decision Tree**
Accuracy	86,47%	82,39%	93,00%	89,00%
Kappa	0,730	0,642	0,596	0,497

Tabela 5 - Porównanie wyników klasyfikacji ze względu na użyte klasyfikatory

Zmiana klasyfikatora z SVM na Decission Tree sprawiła, że zarówno jakość klasyfikacji jak i wskaźnik Kappa pogorszyły się.

W tym samym procesie została zmieniona liczba n-gram z 1 do 4 aby sprawdzić czy przy zastosowaniu klasyfikatora Decission Tree zachodzi taka sama zależność jak dla SVM. Porównanie wyników zostało przedstawione w Tabeli 6.

	JobPosts		**Testing set**	
n-grams	1	**4**	**1**	**4**
Accuracy	82,39%	79,37%	89,00%	94,00%
Kappa	0,642	0,582	0,497	0,694

Tabela 6 - Zmiana wartości n-gram dla klasyfikatora Decission Tree

Dla danych JobPosts zmiana wartości n-gram z 1 na 4 sprawiła, że poprawność klasyfikacji jak i Kappa zmniejszyła się, zatem odnotowano pogorszenie się klasyfikacji. Odwrotny wynik natomiast możemy zaobserwować dla zbioru testowego, ponieważ w tym przypadku procentowa poprawność klasyfikacji wzrosła o 5%, a wskaźnik Kappa o 0,197.

Dla procesu Document Similarity and Clustering oraz danych JobPosts przeprowadzono proces działania operatorów analizy podobieństwa dokumentów. Analizując otrzymane wyniki możemy stwierdzić, że największe wartość miary podobieństwa występują w przypadku dokumentu nr 36 i 38 (Rysunek 3).

Row No.	FIRST_ID	SECOND_ID	SIMILARI... ↓
1752	36	38	0.988
1849	38	36	0.988

Rysunek 3 - Fragment macierzy podobieństwa dla danych JobPosts

Badając zaś utworzone klastry (k=10) pod względem odległości wewnątrz skupień możemy stwierdzić, że najmniejsze wartości występują dla grupy 2, a następnie 1 (Rysunek 4), zatem dokumenty tam się znajdujące są najbardziej do siebie podobne.

PerformanceVector

```
PerformanceVector:
Avg. within cluster similarity: 1.480
Avg. within cluster similarity for cluster 0: 1.334
Avg. within cluster similarity for cluster 1: 1.277
Avg. within cluster similarity for cluster 2: 1.077
Avg. within cluster similarity for cluster 3: 1.813
Avg. within cluster similarity for cluster 4: 1.460
Avg. within cluster similarity for cluster 5: 1.737
Avg. within cluster similarity for cluster 6: 1.388
Avg. within cluster similarity for cluster 7: 1.336
Avg. within cluster similarity for cluster 8: 1.450
Avg. within cluster similarity for cluster 9: 1.489
```

Rysunek 4 - Odległości od centrów skupień w utworzonych klastrach

Sprawdzając jakie cechy czyli w tym przypadku wyrażenia w tekście decydują o uznaniu ofert pracy znajdujących się w grupie 2 za podobne możemy wyróżnić tu m.in. bread (0,251), energetic (0,193) oraz intermediate (0,095). Dla grupy 1 możemy wyróżnić natomiast class (0,111), tonne (0,116) i drivers (0,067).

W klastrze 2 znajdują się pliki o numerach 14 i 25. Podobieństwo dla tych plików oczytana z macierzy podobieństwa została przedstawiona na Rysunku 5.

Row No.	FIRST_ID	SECOND_ID	SIMILARITY
661	14	25	0.077

Rysunek 5 - Podobieństwo między plikami z klastra 2 - 14 i 25

Można zatem zauważyć, że mimo tego że pliki zostały przydzielone do jednej grupy nie są one do siebie bardzo zbliżone ponieważ ich podobieństwo wynosi zaledwie 0,077.

Do bloku Proccess Documents form Data został dodany operator Generate n-grams aby sprawdzić czy wpływa to na jakość klasyfikacji. Wyniki przeprowadzonego procesu zostały zaprezentowane na Rysunku 6.

PerformanceVector

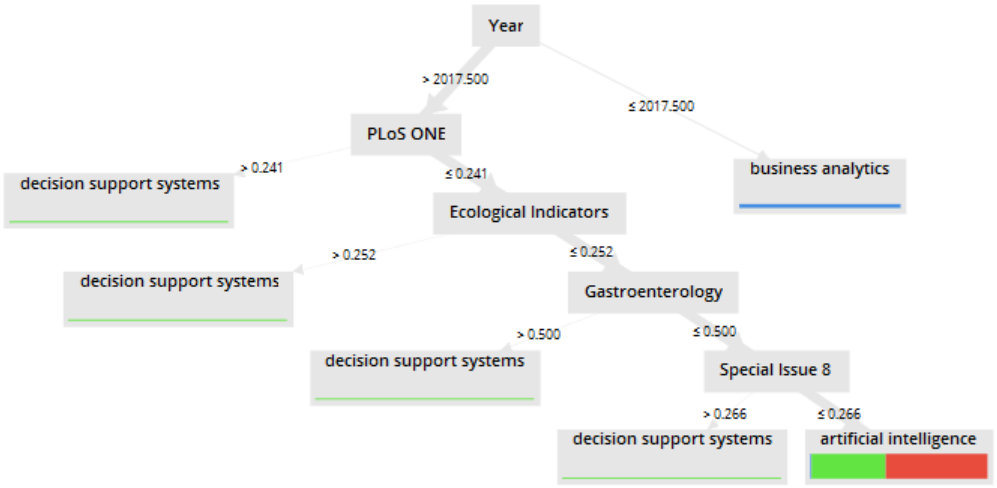
```
PerformanceVector:
Avg. within cluster similarity: 1.450
Avg. within cluster similarity for cluster 0: 1.302
Avg. within cluster similarity for cluster 1: 1.315
Avg. within cluster similarity for cluster 2: 1.084
Avg. within cluster similarity for cluster 3: 1.718
Avg. within cluster similarity for cluster 4: 1.483
Avg. within cluster similarity for cluster 5: 1.704
Avg. within cluster similarity for cluster 6: 1.476
Avg. within cluster similarity for cluster 7: 1.368
Avg. within cluster similarity for cluster 8: 1.404
Avg. within cluster similarity for cluster 9: 1.322
```

Rysunek 6 - Odległość od centrów skupień w utworzonych klastrach po dodaniu operatora Generate n-gram

Jak widać powyżej średnia odległość wewnątrz skupień minimalnie zmalała (z 1,480 do 1,450), a zatem możemy stwierdzić, że dodanie operatora Generate n-gram pozytywnie wpłynęło na jakość grupowania.

Dokonano analizy danych tekstowych dla zbioru scopus, zwierającego dane bibliograficzne artykułów naukowych. Proces zawiera operatory Generae n-grams oraz Filter Token. Z otrzymanych wyników możemy zauważyć, że najczęściej występującym termem jest „Knowledge-Based Systems", który pojawił się w tekście 15 razy. Bigramem, który pojawiał się w tekście najczęściej jest „Information Sciences_451-452" (3 razy). Nie odnotowano natomiast trigramów, które pojawiają się więcej niż raz.

Proces został uzupełniony o grupowanie oraz klasyfikację za pomocą Decision Tree. Procentowa poprawność klasyfikacji dla zbioru danych scopus wyniosła 61,80%, natomiast wartość Kappa była równa 0,293, zatem stwierdza się klasyfikację niedostateczną. Otrzymane drzewo zostało zaprezentowane na Rysunku 7.



Rysunek 7 - Drzewo klasyfikacyjne dla danych scopus

Jak widać powyżej najważniejszym atrybutem okazał się „Year", a następnie „PLoS ONE" oraz „business analytics", nie znalazły się w nim natomiast bigramy i trigramy. Nawet najczęściej występujący term „Knowledge-Based Systems" nie znalazł się w regułach decyzyjnych.

W wyniku grupowania plików otrzymano 10 klastrów (k=10). Najmniejsze to klastry 1 i 8 zawierające tylko 1 plik, natomiast największy to klaster 7 zawierający 278 dokumentów. Badając czy najczęściej występujący bigram ma wpływ na otrzymane grupy widzimy, że oddziałuje on tylko w niewielkim stopniu na klaster 0 (Rysunek 8).

Cluster	Information Sciences_451-452
Cluster 1	0
Cluster 2	0
Cluster 3	0
Cluster 4	0
Cluster 5	0
Cluster 6	0
Cluster 7	0
Cluster 8	0
Cluster 9	0
Cluster 0	0.037

Rysunek 8 - Wpływ najczęściej występującego bigramu na utworzone grupy

W wyniku przebiegu procesu została utworzona macierz odległości, która została zapisana do pliku macierz_zad4.1e.csv. Największe występujące odległości pomiędzy plikami wynoszą około 13,11 i odnotowano ich 474, natomiast najmniejsze wynoszą 0 i jest ich 94. Należy jednak uwzględnić, że pary występują podwójnie np. 86 i 84 oraz 84 i 86, zatem liczba ich jest o połowę mniejsza.

4.2 sentiment analysis w RapidMiner: kategoryzacja i grupowanie dokumentów

Korzystając z przykładowego procesu Sentiment Analysis dokonano analizy sentymentu na podstawie zbioru tekstów z nadanymi wartościami atrybutu sentiment. Po przeprowadzeniu klasyfikacji za pomocą klasyfikatora SVM otrzymaliśmy poprawność klasyfikacji na poziomie 63,50% oraz wskaźnik Kappa równy 0,244.

Wynik klasyfikacji dla zbioru testowego okazał się negatywny o wartościach confidence(negative) równej 0,587 oraz confidence(positive) wynoszącej 0,413.

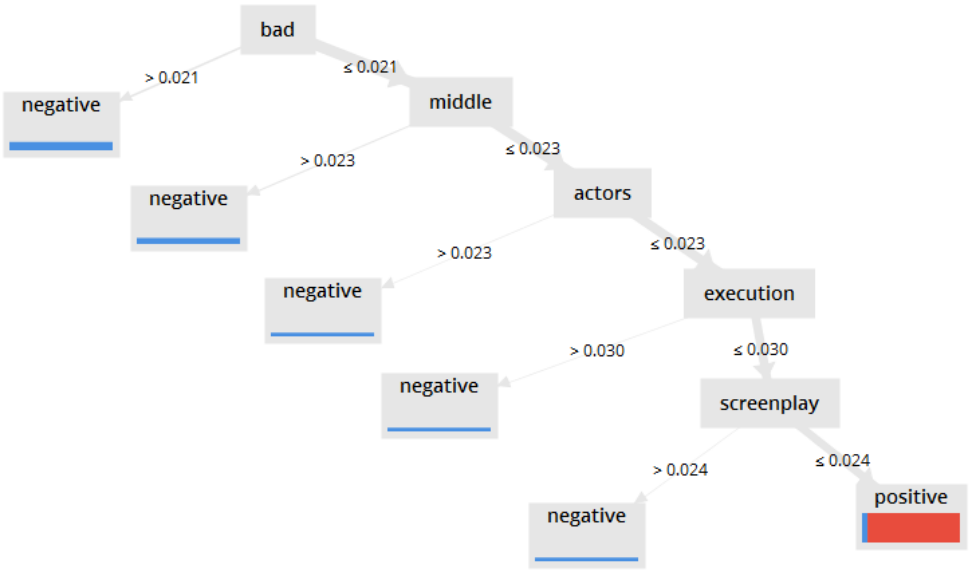
Dodanie bloku Weight by Information Gain pozwala sprawdzić jakie wyrażenia są najistotniejsze do stwierdzenia pozytywnego lub negatywnego charakteru analizowanego tekstu. Fragment otrzymanych wyników przedstawiono na Rysunku 9.

attribute	weight ↓
bad	0.207
worst	0.156
gets	0.131
house	0.131
low	0.131
middle	0.131
saw	0.131
screenplay	0.131
t	0.131
family	0.120
good	0.116
say	0.115

Rysunek 9 - Najistotniejsze wyrażenia wykorzystane do określenia charakteru tekstu

Jak widzimy, najbardziej istotnym słowem, które wpływa na wydźwięk tekstu jest „bad”, następie „worst”. Wysoko w stawce znalazły się również takie słowa jak „house”, „saw” czy też „good”.

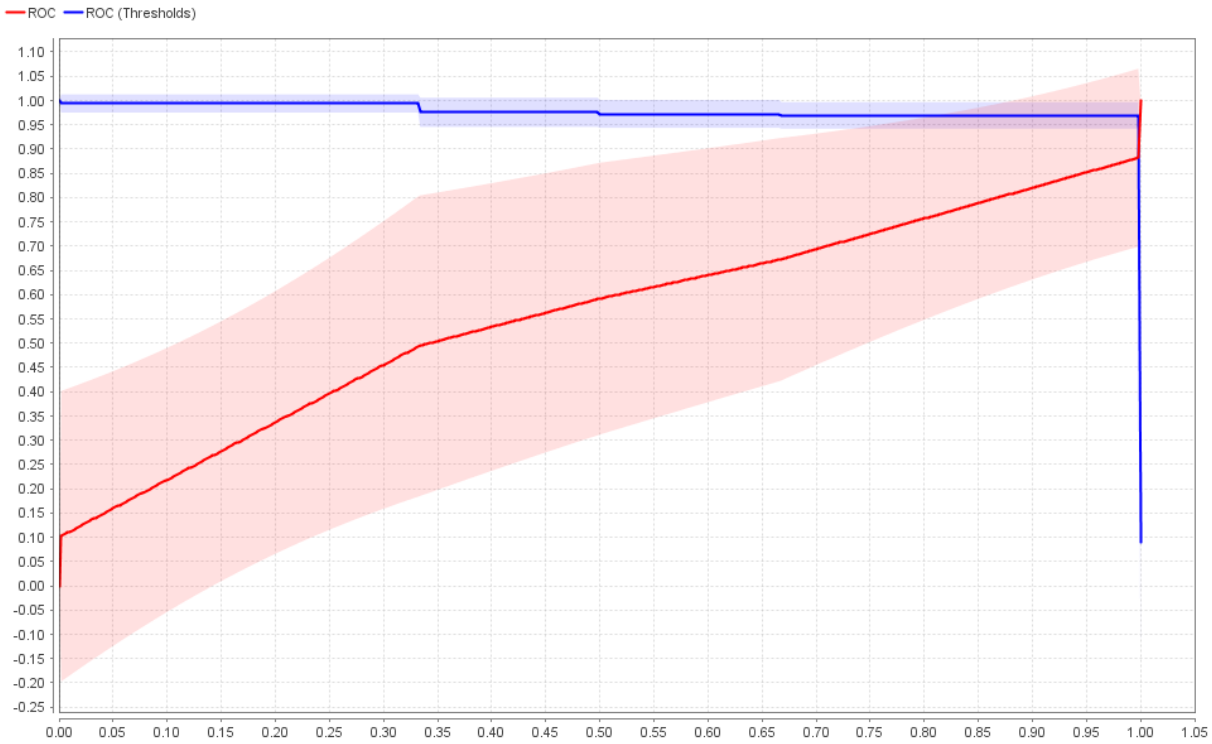
Klasyfikator SVM został zastąpiony Decision Tree w celu stwierdzenia czy wpływa to na jakość klasyfikacji. Otrzymane w wyniku przeprowadzenia procesu drzewo decyzyjne zostało zaprezentowane poniżej.



Rysunek 10 - Drzewo decyzyjne otrzymane w wyniku procesu Sentiment Analysis

Na Rysunku 10 możemy zauważyć, że najbardziej istotnym atrybutem pozwalającym określić charakter tekstu jest „bad". Jego wartość już na poziomie 0,021 pozwala uznać dokument za negatywny.

Wynik klasyfikacji po zmianie operatora plasuje się na poziomie 58,33% dla jakości klasyfikacji oraz 0,108 dla Kappa. Wykres przedstawiający krzywą ROC z przeprowadzonego procesu prezentuje Rysunek 11.



Rysunek 11 - Krzywa ROC z przeprowadzonego procesu Sentiment Analysis z użyciem klasyfikatora Decision Tree

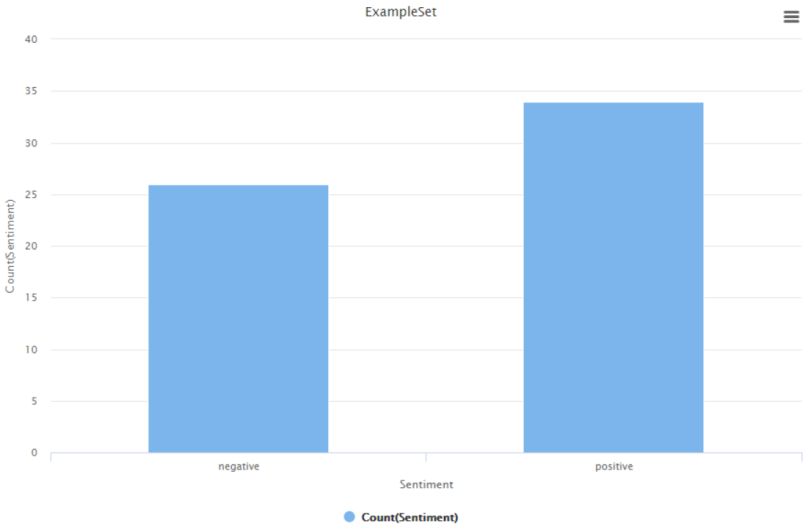
Można zatem stwierdzić, że zmiana klasyfikatora z SVM na Decision Tree wpłynęła negatywnie na jakość klasyfikacji. W obu przypadkach można było uznać klasyfikację za niedostateczną.

W kolejnym etapie wykorzystano operatory Extract Sentiment. Przeprowadzone analizy na zbiorze testowym z wykorzystaniem model sentiwordnet oraz vader dały nam następujące wyniki (Tabela 7).

Model	Prediction (Sentiment)	Confidence (negative)	Cnfidence (positive)
sentiwordnet	positive	0,056	0,944
vader	positive	0,056	0,944

Tabela 7 - Wynik przeprowadzone procesu z wykorzystaniem Exract Seniment dla różnych modeli analizy tekstu

Aby sprawdzić jak zinterpretowane byłyby teksty ze zbioru uczącego po operatorze Cross Validation dodano blok Extract Sentiment. To jak rozkładały się dokumenty ze względu na ich wydźwięk prezentuje Rysunek 12.

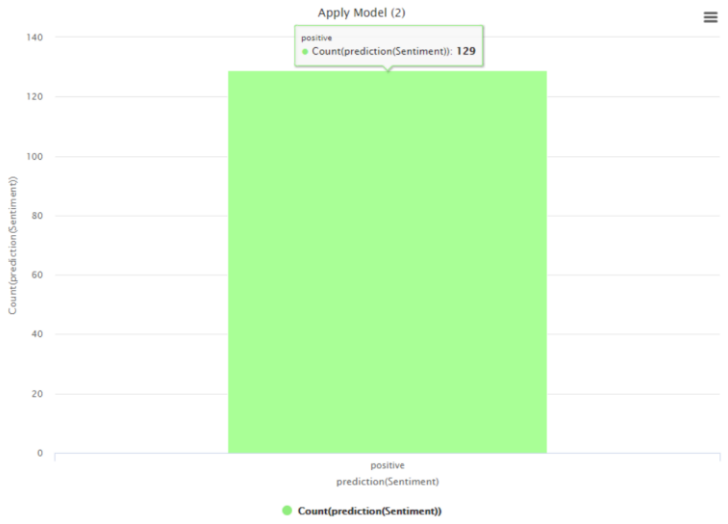


Rysunek 12 - Podział dokumentów ze względu na ich wydźwięk

Na powyższym wykresie widać, że większość tekstów na charakter pozytywny (34do 26).

Aby sprawdzić czy bardziej dokładna analiza tekstów poprawia wskaźniki klasyfikacji do bloku Process Documents from Data dodano operator Generate n-Grams. Procentowa poprawność klasyfikacji wówczas osiągnęła wynik 61,67%, natomiast wskaźnik Kappa 0,190, a zatem wynik w niewielkim stopniu się poprawił.

Korzystając z przykładu Sentiment Analysis dokonano oceny charakteru dokumentów znajdujących się w pliku twitter-iphone-100.csv. Przeprowadzając standardową analizę sentymentu z wykorzystaniem operatora Extract Sentiment uzyskaliśmy dla wszystkich plików wartość pozytywną (Rysunek 13).



Rysunek 13 - Wynik oceny charakteru dokumentów znajdujących się w pliku twitter-iphone-100.csv