

Automatyczna klasyfikacja i ekstrakcja tematu krótkich notatek w języku polskim

Paweł Obrok
pod kierunkiem dr. Michała Korzyckiego

9 sierpnia 2012

Spis treści

1	Wstęp	3
2	Podstawy teoretyczne	3
3	Procedura badawcza	3
4	Opis danych	3
4.1	Przykładowy problem	3
5	Wyniki i analiza	3
5.1	Tematy	3
5.2	Czas działania	6
5.3	Metryki z nadzorem	6
5.3.1	Ranking dokumentów	6
5.3.2	Krzywe ROC	8
5.3.3	Przywołanie i precyzja	10
5.4	Metryki bez nadzoru (perplexity)	11
5.5	Wnioski	12
6	Podsumowanie	12

1 Wstęp

2 Podstawy teoretyczne

3 Procedura badawcza

4 Opis danych

4.1 Przykładowy problem

5 Wyniki i analiza

Niniejszy rozdział zawiera porównanie różnych aspektów działania algorytmów LDA i LSI. Na jego końcu znajdują się wnioski jakie można wyciągnąć z zebranych danych.

5.1 Tematy

Tabele 5.1 i 5.1 zawierają niektóre tematy wygenerowane przez algorytmy LSI i LDA skonfigurowane na 100 tematów (po dziesięć najbardziej znaczących słów w każdym temacie). Pojedynczy wiersz tabeli zawiera jeden temat - liczby przy tokenach oznaczają wagi poszczególnych słów w danym temacie.

Tematy uzyskane przy pomocy LDA wydają się bardziej odpowiadać postrzeganiu tekstu przez człowieka niż te wygenerowane przez LSI. Przykładowo temat numer 4 w tabeli 5.1 można interpretować jako „nie pogoda i finanse” — możliwość złożenia dwóch tematów postrzeganych przez człowieka w jeden, ale z przeciwnymi znakami powoduje powstawanie tego typu kombinacji. Tematy wygenerowane przez LDA bywają złożeniami dwóch różnych konceptów, jednak zawsze mają ten sam znak, jak na przykład temat numer 5 w tabeli 5.1, który wydaje się łączyć koncepty „muzeum” i „przestępstwo”.

Tablica 1: Tematy wyekstrahowane przez algorytm LSI

Lp.	Temat
1	0.269*" + 0.181*- + 0.171*być + 0.161*procent + 0.144*polski + 0.138*rok + 0.119*) + 0.118*złoty + 0.111*(+ 0.102*a
2	-0.304*procent + -0.265*wzrósć + -0.254*punkt + -0.211*WIG + -0.192*wynieść + -0.191*spać + -0.180*złoty + -0.165*spółka + -0.158*akcja + 0.158"
3	0.482*RATIO + 0.265*mecz + 0.234*: + 0.187*pokonać + 0.182*mistrzostwo + 0.149*) + 0.149*turniej + -0.142*" + 0.119*piłkarski + 0.117*wygrać
4	-0.301*stopień + -0.250*temperatura + -0.240*maksymalny + -0.228*wiatr + -0.222*umiarkowany + -0.216*deszcz + -0.212*słaby + -0.208*opad + -0.181*południe + 0.164*złoty
5	-0.390*złoty + -0.305*grosz + -0.262*dolar + -0.246*euro + 0.210*punkt + -0.195*osiągać + -0.170*milion + 0.159*WIG + -0.147*umocnić + 0.142*procent
6	-0.355*spółka + -0.301*Akcyjna + 0.259*grosz + -0.223*milion + 0.215*zamknięcie + 0.185*euro + 0.180*osiągać + 0.170*punkt + 0.153*dolar + -0.148*bank
7	-0.435*procent + 0.300*spółka + -0.232*rok + 0.212*akcja + -0.191*proca + 0.190*Akcyjna + 0.148*giełda + -0.133*milion + 0.127*zmienić + 0.124*kurs
8	-0.227*RATIO + 0.192*sąd + -0.147*: + 0.147*(+ -0.135*unia + -0.129*mecz + 0.127*policja + -0.125*spółka + 0.122*tysiąc + -0.122*AWS
9	0.313*(+ 0.274*) + -0.258*RATIO + -0.165*mecz + -0.158*sąd + -0.144*: + 0.133*wyścig + 0.126*mistrzostwo + 0.120*spółka + 0.120*świat
10	-0.230*sąd + 0.220*europejski + -0.187*AWS + 0.154*unia + -0.148*procent + 0.143*UE + -0.119*wyborczy + -0.118*okręgowy + 0.114*polski + 0.111*milion

Tablica 2: Tematy wyekstrahowane przez algorytm LDA

Lp.	Temat
1	0.027*open + 0.026*powodzianin + 0.021*podlaski + 0.018*Słowenia + 0.017*cukrownia + 0.017*najstarszy + 0.013*przedstawiony + 0.012*urodziny + 0.012*rata + 0.012*zrezygnować
2	0.021*europejski + 0.021*unia + 0.018*UE + 0.012*polski + 0.011*kraj + 0.010*" + 0.009*Litwa + 0.009*unijny + 0.008*państwo + 0.008*NATO
3	0.032*palestyński + 0.031*Izrael + 0.030*izraelski + 0.023*Palestyńczyk + 0.015*Arafat + 0.013*szaron + 0.013*świętokrzyski + 0.012*zawieszenie + 0.012*autonomia + 0.011*arabski
4	0.024*sąd + 0.015*aresztować + 0.015*podejrzany + 0.014*rejonowy + 0.013*okręgowy + 0.013*śledczy + 0.013*akt + 0.012*Gdynia + 0.012*oskarżenie + 0.012*Radom
5	0.016*wierzyciel + 0.013*muzeum + 0.013*wystawa + 0.011*zbiór + 0.011*śląski + 0.011*Brazylijczyk + 0.010*łączy + 0.010*zajmujący + 0.009*przestępczy + 0.009*łódzki
6	0.032*festiwal + 0.022*woj + 0.017*Białystok + 0.017*letni + 0.014*wielkopolski + 0.014*wrzesień + 0.014*kupno + 0.012*ogólnopolski + 0.012*usowanie + 0.012* impreza
7	0.019*siatkarz + 0.011*obniżka + 0.009*noc + 0.007*postać + 0.006*Gorzów + 0.006*artystyczny + 0.006*bóg + 0.006*bandyta + 0.005*nieznany + 0.005*ZSRR
8	0.012*" + 0.011*general + 0.010*motors + 0.008*Jedwabne + 0.008* kardynał + 0.007*film + 0.007*weekend + 0.007*Józef + 0.007*rocznica + 0.006*odbyć
9	0.017*świat + 0.016*klasa + 0.016*TP + 0.015*metr + 0.015*(+ 0.015*) + 0.014*mistrzostwo + 0.014*zająć + 0.013*AZS + 0.013*bieg
10	0.044*obligacja + 0.021*Artur + 0.018*włosek + 0.017*pomnik + 0.016*politechnika + 0.016*białostocki + 0.016*spółeczność + 0.013*wyeliminować + 0.012*skorzystać + 0.011*wyemitować

5.2 Czas działania

5.3 Metryki z nadzorem

Niniejszy rozdział zawiera omówienie wyników otrzymanych za pomocą algorytmów LDA i LSI dla przykładowego problemu opisanego w 4.1. Należy zauważyć, że tego rodzaju ewaluacja wymaga ręcznego przygotowania danych testowych przez człowieka, co może być niepraktyczne dla dużych zbiorów danych. Jej zaletą jest fakt, że mierzy ona faktyczne osiągi danego rozwiązania w rzeczywistych problemach.

5.3.1 Ranking dokumentów

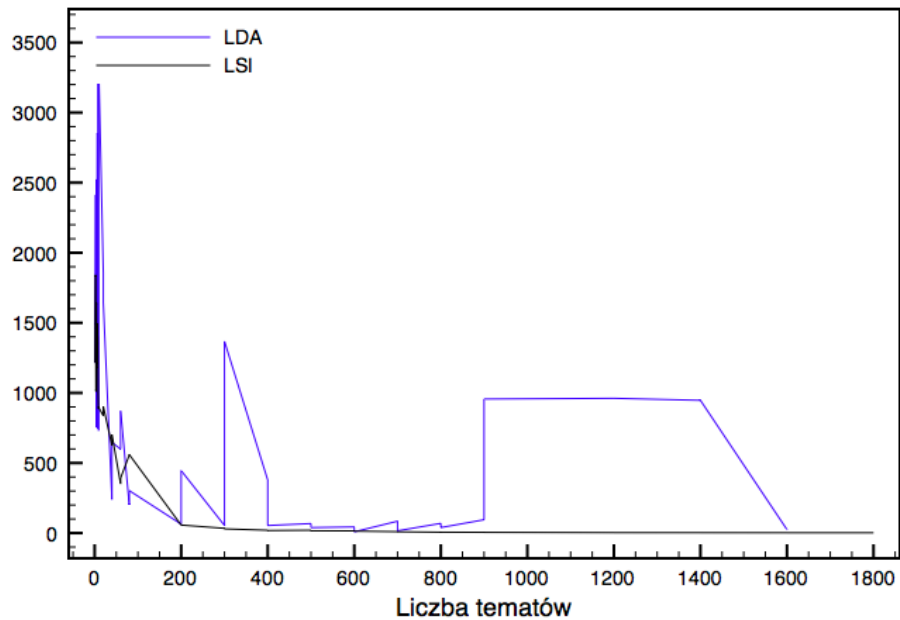
Wykresy 1 i 2 przedstawiają sumę kwadratów ranków dokumentów z wzorca przygotowanego ręcznie dla danego zapytania w wynikach działania odpowiednio algorytmów LDA i LSI dla różnej liczby tematów.

Algorytm LDA osiąga ogólnie gorsze wyniki niż LSI - poza przedziałem 50 – 100 tematów. Gorszy jest też (aczkolwiek niewiele) najlepszy wynik jaki udałooby się osiągnąć odpowiednio dobierając liczbę tematów. Na wykresie daje się także zauważyć stochastyczna natura LDA - podczas gdy dla LSI wyniki niemal monotonicznie poprawiają się wraz ze wzrostem liczby tematów dla LDA zdarza się znaczne pogorszenie wyników przy zwiększeniu tej liczby.

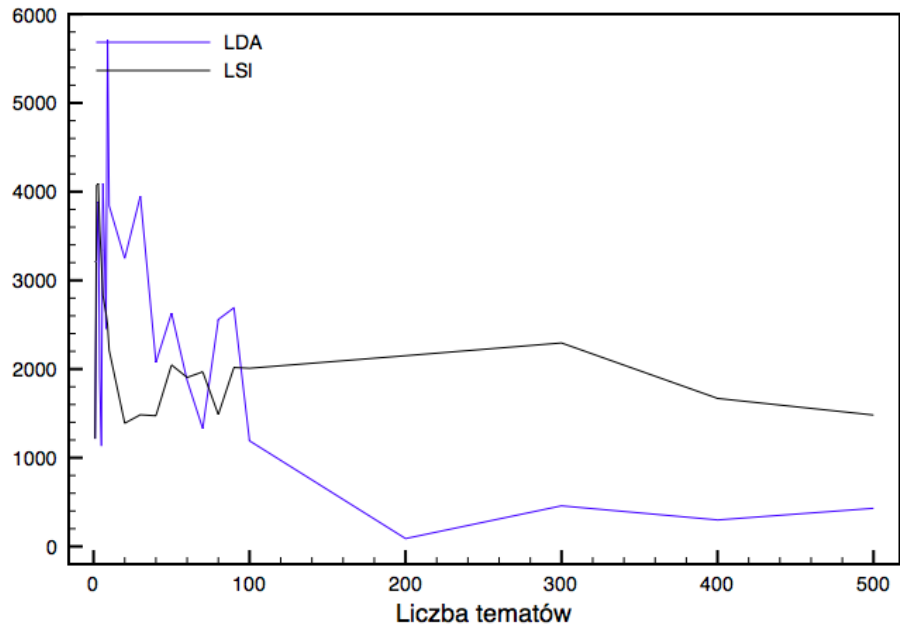
Polepszenie wyników dzięki zastosowaniu stemmingu jest widoczne na pierwszy rzut oka — polski jako język silnie fleksyjny jest znakomitą kandydatem do zastosowania tego typu techniki. W [1] zasugerowano, że ze stemmingu można zrezygnować dysponując odpowiednio dużym zbiorem danych jednak wyniki te uzyskano dla języka angielskiego, którego fleksja jest znacznie mniej rozbudowana. W tym wypadku zebranie tak dużej ilości danych może być mniej praktyczne niż skonstruowanie słownika fleksyjnego takiego jak na przykład ten opisany w [3].

Co ciekawe algorytm LDA radzi sobie znacznie lepiej od LSI bez wykorzystania stemmingu. Może to być spowodowane trudnością w przypadku LSI połączenia ze sobą słów, które różnią się formą fleksyjną i są w tym wypadku traktowane całkowicie osobno.

Rysunek 1: Suma kwadratów ranków dokumentów ze wzorca dla testowego zapytania (z wykorzystanie stemmingu)



Rysunek 2: Suma kwadratów ranków dokumentów ze wzorca dla testowego zapytania (bez wykorzystania stemmingu)



5.3.2 Krzywe ROC

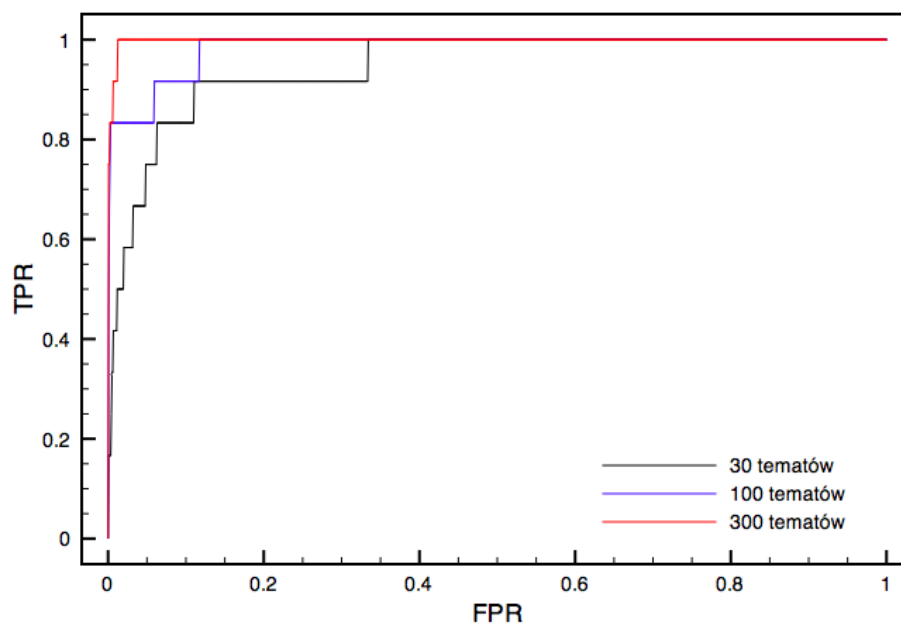
Krzywa ROC [2] (Receiver Operation Characteristic) to wykres przedstawiający dla danego klasyfikatora zależność między stosunkiem liczby znalezionych dokumentów relewantnych do liczby wszystkich zwróconych dokumentów (TPR — True Positive Rate), a stosunkiem liczby odrzuconych dokumentów relewantnych do liczby wszystkich odrzuconych dokumentów (FPR - False Positive Rate) w miarę zmiany progu detekcji. W tym wypadku ten zmienny próg to po prostu liczba n - pierwszych n dokumentów jest traktowane jako odnalezione, a pozostałe jako odrzucone.

Lepsze klasyfikatory charakteryzują się krzywymi ROC położonymi dalej od linii $x = y$. Klasyfikatory blisko, lub na tej linii nie wykonują żadnej użytecznej pracy. Analiza odległości krzywej ROC od linii $x = y$ w różnych miejscach wykresu może dać wskazówkę co do najlepszego doboru progu detekcji dla danego problemu.

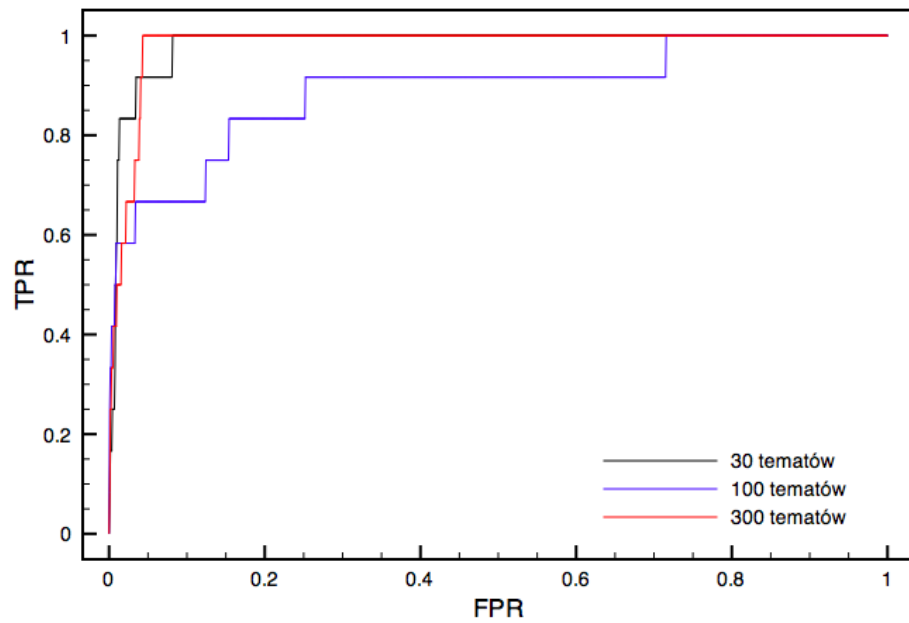
Wykresy 3 i 4 przedstawiają krzywe ROC dla algorytmów LDA i LSI dla różnych liczb tematów.

Dla dużych liczb tematów algorytm LDA spisuje się gorzej, jednak można zauważyć, że klasyfikator uzyskany dla 30 tematów jest podobnej jakości lub lepszy jak ten uzyskany przy użyciu LSI dla 100 tematów.

Rysunek 3: Krzywe ROC dla algorytmu LSI dla wybranych liczb tematów



Rysunek 4: Krzywe ROC dla algorytmu LDA dla wybranych liczb tematów



Wykresy bez stemmingu - 20, 100, 300

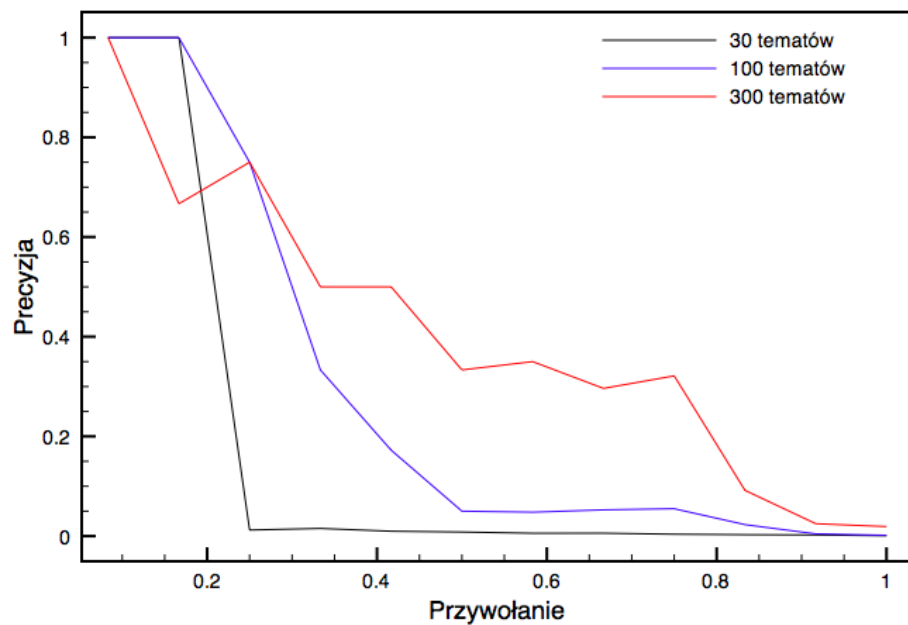
5.3.3 Przywołanie i precyzja

Przywołanie (stosunek liczby zwróconych relewantnych dokumentów do liczby wszystkich relewantnych dokumentów) i precyzja (stosunek liczby zwróconych relewantnych dokumentów do liczby wszystkich zwróconych dokumentów) to częste metryki w zadaniach typu information retrieval. Wybranie jakiegoś poziomu przywołania reprezentuje pewien kompromis między kompletnością zwróconych danych, a częstością występowania w nich danych relewantnych, a więc ilością czasu, które musi poświęcić operator systemu na ich dalsze przetworzenie.

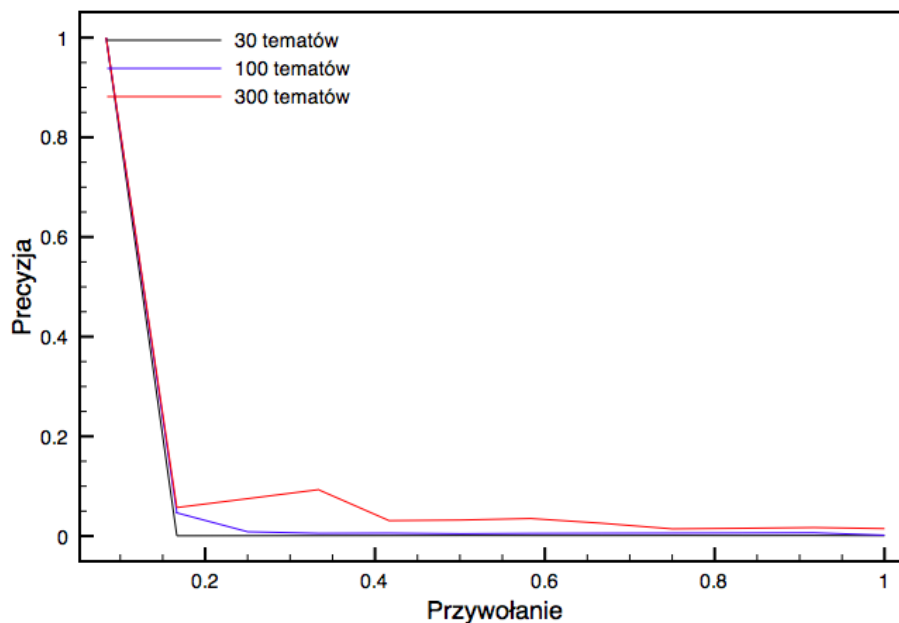
Wykresy 5 i 6 prezentują precyzję osiąganą przez algorytmy LDA i LSI na różnych poziomach przywołania dla przykładowego problemu.

Można zauważyć, że LDA daje znacznie gorszą precyzję niż LSI. Nawet najlepiej dobrana liczba tematów (w tym wypadku 300) pozwala osiągać precyzję porównywalną jedynie z LSI dla 30 tematów.

Rysunek 5: Precyzja na różnych poziomach przywołania dla algorytmu LSI



Rysunek 6: Precyzja na różnych poziomach przywołania dla algorytmu LDA



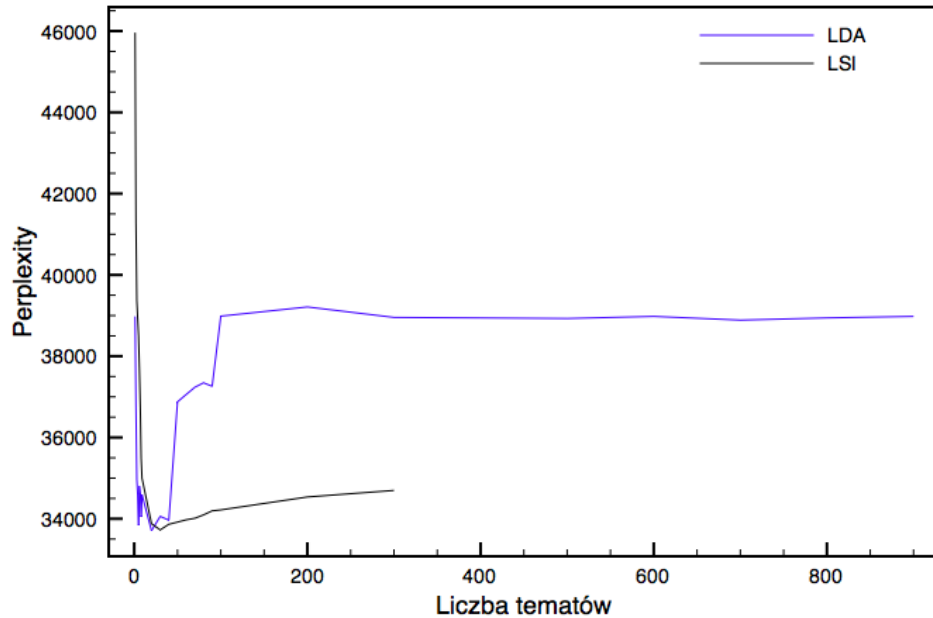
5.4 Metryki bez nadzoru (perplexity)

Współczynnik perplexity, którego wartości w zależności od liczby tematów są przedstawione na wykresie 7, daje pewne pojęcie o tym jak dobrze model jest w stanie przewidzieć nowe dane. Wysokie wartości współczynnika mogą wskazywać, że model jest przeuczony i będzie słabo uogólniał swoje działania na nieznane dane. Jest on dobrym wskaźnikiem jak dobrze dany model będzie sobie radził z klastrowaniem danego zbioru danych.

Wykres demonstruje, że optymalne wartości współczynnika perplexity zostają osiągnięte w okolicach 50 tematów. W tym wypadku może to sugerować, że mniej więcej na tyle właśnie grup tematycznych należałoby podzielić ten zbiór danych.

Algorytm LDA zachowuje niski współczynnik perplexity tylko stosunkowo blisko optymalnej liczby tematów. Takie zachowanie może wymagać dokładnego strojenia algorytmu do każdego zastosowania, co bywa uciążliwe i czasochłonne.

Rysunek 7: Współczynnik perplexity dla LDA i LSI w zależności od liczby tematów



5.5 Wnioski

6 Podsumowanie

Literatura

- [1] C. D. Manning and H. Schütze. *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. MIT Press, Cambridge, MA, 1999.
- [2] D. K. McClish. Analyzing a portion of the ROC curve.
- [3] P. Pisarek. Słownik fleksyjny. *Słowniki Komputerowe i Automatyczna Ekstrakcja Informacji z Tekstu*, 2009.