Politechnika Wrocławska

Wydział Informatyki i Zarządzania
kierunek studiów: Informatyka
specjalność: Projektowanie Systemów Informatycznych

Praca dyplomowa - magisterska

TITLE
TITLE EN

Katatzyna Biernat

słowa kluczowe:
KEYWORDS

krótkie streszczenie:
SHORT ABSTRACT

Promotor:	dr inż. Bernadetta Maleszka	.....	.....
	imię i nazwisko	*ocena*	*podpis*

*Do celów archiwalnych pracę dyplomową zakwalifikowano do:**

a) kategorii A (akta wieczyste)

b) kategorii BE 50 (po 50 latach podlegające ekspertyzie)

** niepotrzebne skreślić*

pieczątka wydziałowa

Wrocław 2016

Niniejszy dokument został złożony w systemie LaTeX.

Spis treści

Streszczenie

ABSTRACT PL

Abstract

ABSTRACT EN

Rozdział 1

Cel pracy

Celem pracy jest zaproponowanie i zbudowanie hybrydowego algorytmu rekomendacji. Składowymi docelowego algorytmu są metody kolaboratywnego filtrowania oraz metody filtrowania z analizą treści.

Rozdział 2

Wstęp

Wraz z rozwojem Internetu zmienił się sposób dostępu do informacji. Kiedyś to użytkownik musiał walczyć pozyskanie wiedzy; dzisiaj to informacje walczą u uwagę użytkowników. W świecie zalanym wiadomościami koniecznym wydaje się być zastosowanie filtra, który odsieje interesującą i wartościową zawartość od tej niechcianej. Tak też z pomocą przychodzą zautomatyzowane mechanizmy rekomendacji.

Jednakże sama idea rekomendacji nie jest niczym nowym. Co więcej, zjawisko to możemy zaobserwować w naturze – na przykład wśród mrówek, które podążają wyznaczoną (rekomendowaną) ścieżką feromonową w poszukiwaniu pożywienia.

Ludzie od niepamiętnych czasów posiłkowali się opiniami innych aby ułatwić sobie dokonanie wyboru, od najbliższego grona znajomych do ekspertów i autorytetów.

Wraz z rozwojem nauk informatycznych problem rekomendacji stał się problemem interesującym badaczy. Za pierwszy system rekomendacji uznaje się *Tapestry* stworzony w laboratoriach Xerox Palo Alto Research Center w 1992 roku. Motywacją było odfiltrowanie rosnącej liczby niechcianej poczty elektronicznej [9].

Wkrótce później idea ta została rozszerzona przez takich graczy jak Amazon, Google, Pandora, Netflix, Youtube, Yahoo etc. aż do formy, jaką znamy dzisiaj: systemu, który sugeruje użytkownikom produkty, filmy, muzykę, strony internetowe na podstawie ich aktywności w sieci [25].

Wielkie koncerny internetowe stale poprawiają jakość swoich algorytmów rekomendacji. Najlepszym przykładem jest tutaj Netflix, który w październiku 2006 zorganizował ogólnodostępny konkurs na najlepszy algorytm. Zadaniem uczestników było ulepszenie algorytmu Cinematch. Już po siedmiu dniach od ogłoszenia konkursu trzy zespoły zdołały przebić Cinematch o 1.06% [17][19]. 18 września 2009 Netflix ogłosił, że zespół BellKor's Pragmatic Chaos poprawił Cinematch o 10,06% osiągając wynik $RMSE = 0.8567$. Tym samym wygrał nagrodę w wysokości $1,000,000 i zakończył konkurs [18][20].

Systemy rekomendacji ulepszane są nieustannie, o czym świadczy chociażby organizowana rokrocznie konferencja *ACM International Conference on Recommender Systems*. Tematyka ta poruszana jest także na konferencjach *European Conference on Information Retrieval*, *European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases* i wielu innych. Mimo dużego stopnia

zaawansowania wciąż istnieje pole manewru do ulepszania algorytmów rekomendacji i co za tym idzie zwiększanie zadowolenia użytkowników, które z kolei prowadzi do osiągania korzyści biznesowych.

Rozdział 3

Przegląd istniejących rozwiązań

Tradycyjnie wyróżniamy następujące techniki rekomendacji: [22]

- **filtrowanie w oparciu o aktywność użytkownika** (eng. content-based), technika koncentrująca się na danych historycznych. Użytkownikowi rekomendowane są elementy, które podobne są do tych wybieranych przez niego w przeszłości;
- **filtrowanie kolaboratywne** (eng. collaborative filtering), technika polegająca na odnajdywaniu użytkowników o podobnych gustach i sugerowaniu lubianych przez nich elementów aktualnie aktywnemu użytkownikowi;
- **filtrowanie demograficzne** (eng. demographic), technika koncentrująca się na sugerowaniu aktywnemu użytkownikowi elementów popularnych pośród użytkowników z tej samej okolicy bądź w podobnym przedziale wiekowym;
- **filtrowanie z analizą domeny wiedzy** (eng. knowledge-based), technika dobierająca kolejne elementy na podstawie określonej domeny wiedzy na temat tego, jak dany element spełnia potrzeby i preferencje użytkownika;
- **filtrowanie z analizą społecznościową** (eng. community-based), technika dobierająca rekomendacje dla użytkownika w zależności od preferencji innych użytkowników z jego sieci społecznościowej. W myśl zasady "powiedz mi kim są twoi przyjaciele a powiem ci kim jesteś";
- **hybrydowe systemy rekomendacji**, to kombinacja dowolnych powyższych technik.

Każda z tych technik ma swoje wady i zalety w zależności od kontekstu, w którym ma być stosowana.

3.1. Filtrowanie w oparciu o aktywność użytkownika

@TODO

3.1.1. Explicit/implicit feedback

Informacje na temat preferencji użytkownika mogą być zbierane na różne sposoby. Jeżeli użytkownik jawnie pozostawia informacje można mówić o bezpośredniej infor-

macji zwrotnej (explicit feedback). Do takich informacji należą: ocena konkretnych elementów, tzw. łapka w górę lub w dół, komentarz itp.

Jednakże nawet jeżeli użytkownik nie jest skory do zostawiania tego typu śladów, to i tak można wiele na jego temat wywnioskować korzystając z informacji zwrotnych niejawnych (implicit feedback). System bierze wówczas pod uwagę aktywność użytkownika taką jak: historia zakupów, historia przeglądarki a nawet ruchy myszką. W przypadku serwisu z muzyką czy filmem cenną informacją będzie fakt, czy użytkownik wysłuchał lub obejrzał dany materiał do końca czy też wyłączył go po paru sekundach. [15][12]

3.1.2. Najczęściej spotykane problemy

Aby rekomendacja była skuteczna użytkownik powinien ocenić jak najwięcej elementów. Problematyczni są zatem użytkownicy, którzy dopiero co dołączyli do serwisu oraz tacy, którzy nie są aktywni i rzadko zostawiają po sobie ślad [16].

3.2. Filtrowanie kolaboratywne

Tradycyjnym i zarazem najprostszym podejściem do metody filtrowania kolaboratywnego jest rekomendowanie aktywnemu użytkownikowi elementów, które inni użytkownicy o podobnym guście uznali za atrakcyjne[22][24]. Użytkownicy o podobnym guście to osoby, które oceniły konkretne elementy podobnie jak aktywny użytkownik.

W przypadku filtrowania kolaboratywnego można wyróżnić dwa główne podejścia: oparte o regułę sąsiedztwa (ang. *neighborhood methods*) oraz oparte o modele ukrytych czynników (ang. *latent factor models*)[13].

Rysunek 3.1 pokazuje filtrowanie kolaboratywne oparte o regułę sąsiedztwa, zorientowane na użytkownika. Joe ocenił pozytywnie trzy filmy. System odnajduje innych użytkowników, którzy także ocenili te trzy filmy i dodatkowo kilka innych. Każdy z tych użytkowników pozytywnie ocenił film „Saving Private Ryan", zatem jest to pierwsza rekomendacja dla Joe.

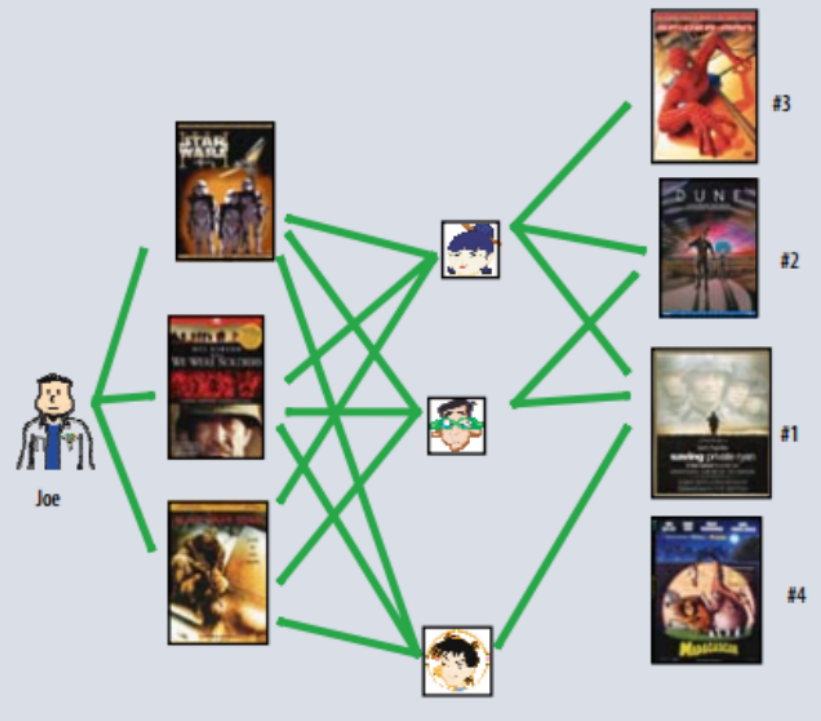
Rysunek 3.2 pokazuje w sposób uproszczony podejście z wykorzystaniem ukrytych czynników. W układzie współrzędnym oznaczeni są użytkownicy wedle swoich preferencji oraz konkretnych cech (np. płeć) a także filmy, które stanowią odpowiedź na dany zestaw preferencji/cech [13].

3.2.1. Najczęściej spotykane problemy

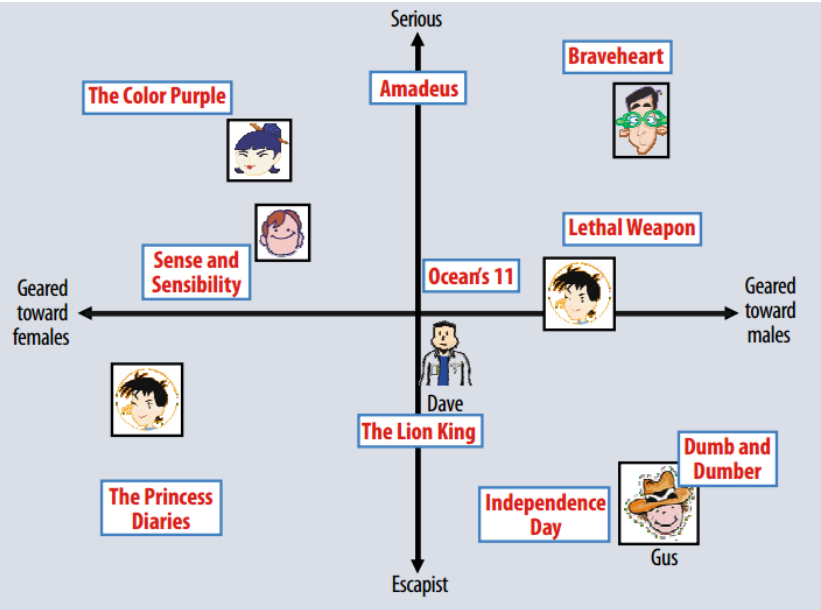
Jednym z problemów klasycznego podejścia do kolaboratywnego filtrowania jest brak uwzględnienia dynamiki zmian w gustach użytkowników. Ten sam użytkownik na przestrzeni kilku lat lub miesięcy może zupełnie inaczej ocenić ten sam film bądź piosenkę. Rozwiązaniem jest dodanie czynnika czasu podczas obliczania wag kolejnych ocen. [4][11][13].

Innym problemem jest tzw. zimny start (eng. cold start). Polega on na tym, że użytkownicy nowi w systemie ocenili zbyt mało elementów, aby można było zbudować dla nich dobre rekomendacje[26][23].

Powszechnym zjawiskiem jest tzw. efekt długiego ogona. Rysunek 3.3 przedstawia jak rozkłada się procentowa ilość ocen danych elementów w zależności od ich popularno-



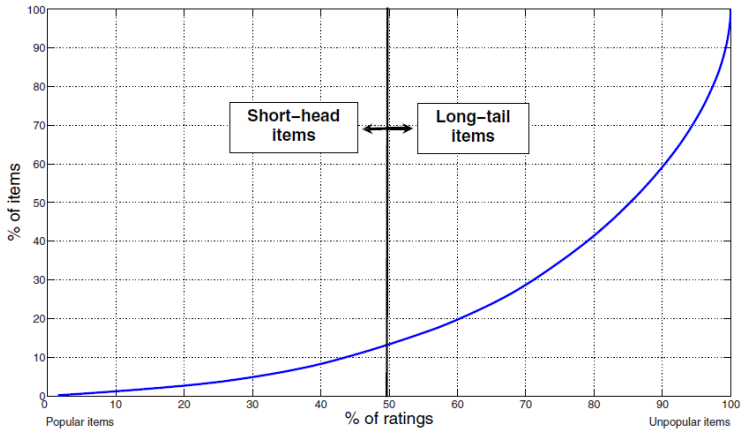
Rys. 3.1: Filtrowanie kolaboratywne metodą sąsiedztwa zorientowanego na użytkownika[13].



Rys. 3.2: Filtrowanie kolaboratywne z wykorzystaniem modeli ukrytych czynników[13].

ści. Jeżeli algorytm rekomendacji nie wspiera mniej popularnych elementów, to istnieje ryzyko, że użytkownicy nie otrzymają możliwości eksplorowania nowych, niszowych materiałów[23][3].

Systemy rekomendacji wykorzystujące filtrowanie kolaboratywne nie są skalowalne.



Rys. 3.3: Problem długiego ogona: 50% ocen dotyczy 10-12% najpopularniejszych elementów w systemie[23].

Złożoność rośnie proporcjonalnie do ilości użytkowników i elementów. Wielkie koncerny internetowe takie jak Twitter wykorzystają klastry i maszyny z bardzo dużą ilością pamięci aby zachować płynność działania serwisu [8].

3.3. Popularne serwisy wykorzystujące algorytmy rekomendacji

@TODO - dokończyć

Algorytmy rekomendacji napotkać można praktycznie w większości dużych serwisów internetowych.

3.3.1. Rekomendacja muzyki

- **YouTube** – serwis powstały w 2005 roku, pozwalający na bezpłatne umieszczanie, odtwarzanie, ocenianie i komentowanie filmów. Od 2006 roku przejęty przez Google. YouTube buduje profil użytkownika w oparciu o jego aktywność w serwisie. Brane pod uwagę są polubienia (łapka w górę), subskrypcje, udostępnianie a także informacje czy użytkownik obejrzał film do końca czy tylko pewien jego procent. Techniki rekomendacji stosowane przez serwis to przede wszystkim asocjacyjna eksploracja danych i licznik wspólnych odwiedzin danego wideo w czasie trwania pojedynczej sesji [5].
- **LastFM** – internetowa radiostacja oferująca rozbudowany mechanizm rekomendacji piosenek "Audioscrobbler".
- **Pandora** – spersonalizowane radio internetowe wykorzystujące projekt Music Genome Project. Każda piosenka przeanalizowana jest pod kątem maksymalnie 450 cech; na tej podstawie budowane są rekomendacje[1].

3.3.2. Rekomendacja filmów

- **Netflix** – amerykańska platforma oferująca strumieniowanie filmów i seriali. Działający od 2007 roku gigant oferuje rozbudowany system rekomendacji Cinematch[21].
- **Filmweb** – polski serwis poświęcony filmom i jednocześnie druga największa baza filmowa na świecie. Oferuje system rekomendacji Gustomierz, który umożliwia poznawanie nowych filmów w guście użytkownika[7].
- **Internet Movie Database (IMDb)** – największa internetowa baza filmów. Baza zawiera $3,837,014$ pozycji, które są oceniane w skali od 1 do 10 przez użytkowników[10].

3.3.3. Platformy typu e-commerce

- **Allegro** – polski portal aukcyjny. Swoim użytkownikom oferuje panel rekomendacji. Prezentowane produkty wybierane są w oparciu o to co dotychczas kupował i oglądał użytkownik[2].
- **Amazon** – największy na świecie sklep internetowy typu B2C. Amazon w swoich mechanizmach rekomendacji wykorzystuje algorytmy filtrowania kolaboratywnego typu item-to-item[14].

Rozdział 4

Model systemu

Rozdział 5

Algorytmy

5.1. Filtrowanie kolaboratywne

5.1.1. Matrix Factorization

5.1.2. Biased Matrix Factorization

5.1.3. SVD++

5.2. Filtrowanie z analizą zawartości

5.2.1. Konstrukcja sieci neuronowej

5.2.2. Uczenie sieci neuronowej

5.3. Algorytymy hybrydowe

5.4. Analiza złożoności i poprawności

Rozdział 6

Ocena eksperymentalna

6.1. Opis metody badawczej

6.2. Środowisko symulacyjne

6.3. Metodologia

6.4. Przeprowadzone eksperymenty

Rozdział 7

Wnioski

Rozdział 8

CHAPTER 1

8.1. SECTION

Algorytm 1 Alghoritm 1

$T \leftarrow$ text under analysis
for each word $w \in T$ **do**
  $S_w \leftarrow FIND\_SENTIMENT(w)$
  if $S_w = POSITIVE$ **then**
    $Sentiment[POSITIVE] + +$
  else if $S_w = NEGATIVE$ **then**
    $Sentiment[NEGATIVE] + +$
  else
    $Sentiment[NEUTRAL] + +$
  end if
end for
return $\arg\max_x Sentiment[x]$

Rys. 8.1: Schema 1

¡GRAPHIC¿

8.2. Section 2

8.2.1. Subsection 1

Subsubsection 1
Definicja 1
Definicja - *pierwsza*

Dodatek A

Appendix 1

Spis rysunków

Spis wzorów

Spis algorytmów

Bibliografia

[1] About the Music Genome Project. `http://www.pandora.com/about/mgp`. Data dostępu: 2016-06-19.

[2] Allegro – korzystanie z systemu rekomendacji. `http://faq.allegro.pl/artykul/27613/korzystanie-z-systemu-rekomendacji`. Data dostępu: 2016-06-19.

[3] Celma O. *The Long Tail in Recommender Systems*, pages 87–107. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.

[4] Cheng J., Liu Y., Zhang H., Wu X., Chen F. A new recommendation algorithm based on user's dynamic information in complex social network. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 2015.

[5] Davidson J., Liebald B., Liu J., Nandy P., Van Vleet T., Gargi U., Gupta S., He Y., Lambert M., Livingston B. et al. The youtube video recommendation system. In *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*, pages 293–296. ACM, 2010.

[6] Desrosiers C., Karypis G. *Recommender Systems Handbook*, chapter A Comprehensive Survey of Neighborhood-based Recommendation Methods, pages 107–144. Springer, New York Dordrecht Heidelberg London, 2010.

[7] Filmweb – najczęściej zadawane pytania. `http://www.filmweb.pl/help`. Data dostępu: 2016-06-19.

[8] Gupta P., Goel A., Lin J., Sharma A., Wang D., Zadeh R. Wtf: The who to follow service at twitter. In *Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web*, pages 505–514. ACM, 2013.

[9] Huttner J. From Tapestry to SVD: A survey of the algorithms that power recommender system. Master's thesis, Haverford College Department of Computer Science, 05 2009.

[10] IMDb database statistics. `http://www.imdb.com/stats`. Data dostępu: 2016-06-19.

[11] Ji K., Sun R., Shu W., Li X. Next-song recommendation with temporal dynamics. *Knowledge-Based Systems*, 88:134–143, 2015.

[12] Koren Y., Bell R. *Recommender Systems Handbook*, chapter Advances in Collaborative Filtering, pages 145–186. Springer, New York Dordrecht Heidelberg London, 2010.

[13] Koren Y., Bell R., Volinsky C. Matrix factorization techniques for recommender systems. *Computer*, 42(8):30–37, 2009.

[14] Linden G., Smith B., York J. Amazon. com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet computing*, 7(1):76–80, 2003.

[15] Lops P., de Gemmis M., Semeraro G. *Recommender Systems Handbook*, chapter Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends, pages 73–100. Springer, New York Dordrecht Heidelberg London, 2010.

[16] Maleszka M., Mianowska B., Nguyen N. T. A method for collaborative recommendation using knowledge integration tools and hierarchical structure of user profiles. *Knowledge-Based Systems*, 47:1–13, 2013.

[17] Netflix Prize (I tried to resist, but...). `https://www.snellman.net/blog/archive/2006-10-15-netflix-prize.html`. Data dostępu: 2016-06-08.

[18] Netflix Prize: forum. `http://www.netflixprize.com/community/viewtopic.php?id=1537`. Data dostępu: 2016-06-08.

[19] Netflix Prize Rankings. `http://www.hackingnetflix.com/2006/10/netflix_prize_r.html`. Data dostępu: 2016-06-08.

[20] Netflix Prize Rules. `http://www.netflixprize.com//rules`. Data dostępu: 2016-06-08.

[21] Pogue D. A Stream of Movies, Sort of Free. *The New York Times*, 2007.

[22] Ricci F., Rokach L., Shapira B. *Recommender Systems Handbook*, chapter Introduction to Recommender Systems Handbook, pages 1–35. Springer, New York Dordrecht Heidelberg London, 2010.

[23] Rubens N., Kaplan D., Sugiyama M. Active learning in recommender systems. In Kantor P., Ricci F., Rokach L., Shapira B., editors, *Recommender Systems Handbook*, pages 735–767. Springer, 2011.

[24] Schafer J., Frankowski D., Herlocker J., Sen S. *The Adaptive Web*, chapter Collaborative filtering recommender systems, page 291–324. Springer Berlin / Heidelberg, 2007.

[25] Sharma R., Singh R. Evolution of Recommender Systems from Ancient Times to Modern Era: A Survey. *Indian Journal of Science and Technology*, 9(20), 2016.

[26] Zhang H.-R., Min F., He X., Xu Y.-Y. A hybrid recommender system based on user-recommender interaction. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 2015.