

Рекомендательные системы

Гриша Сапунов

NEWPROLAB.COM



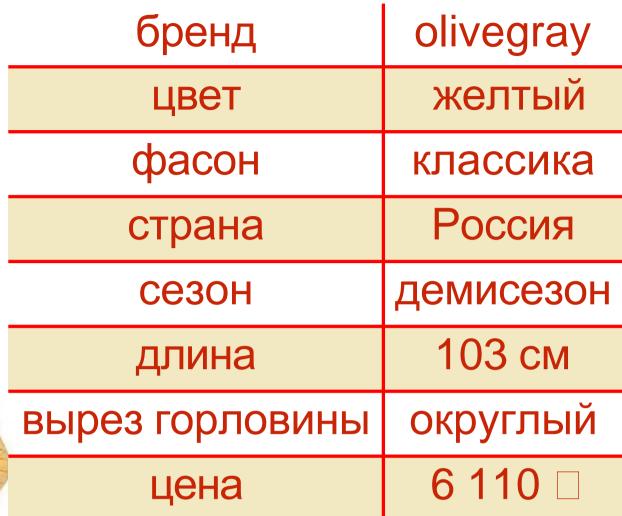
Гриша Сапунов: <u>grigory.sapunov@gmail.com</u> Дмитрий Игнатов: <u>dmitrii.ignatov@gmail.com</u>



Content-based recommenders – 2



Смеси



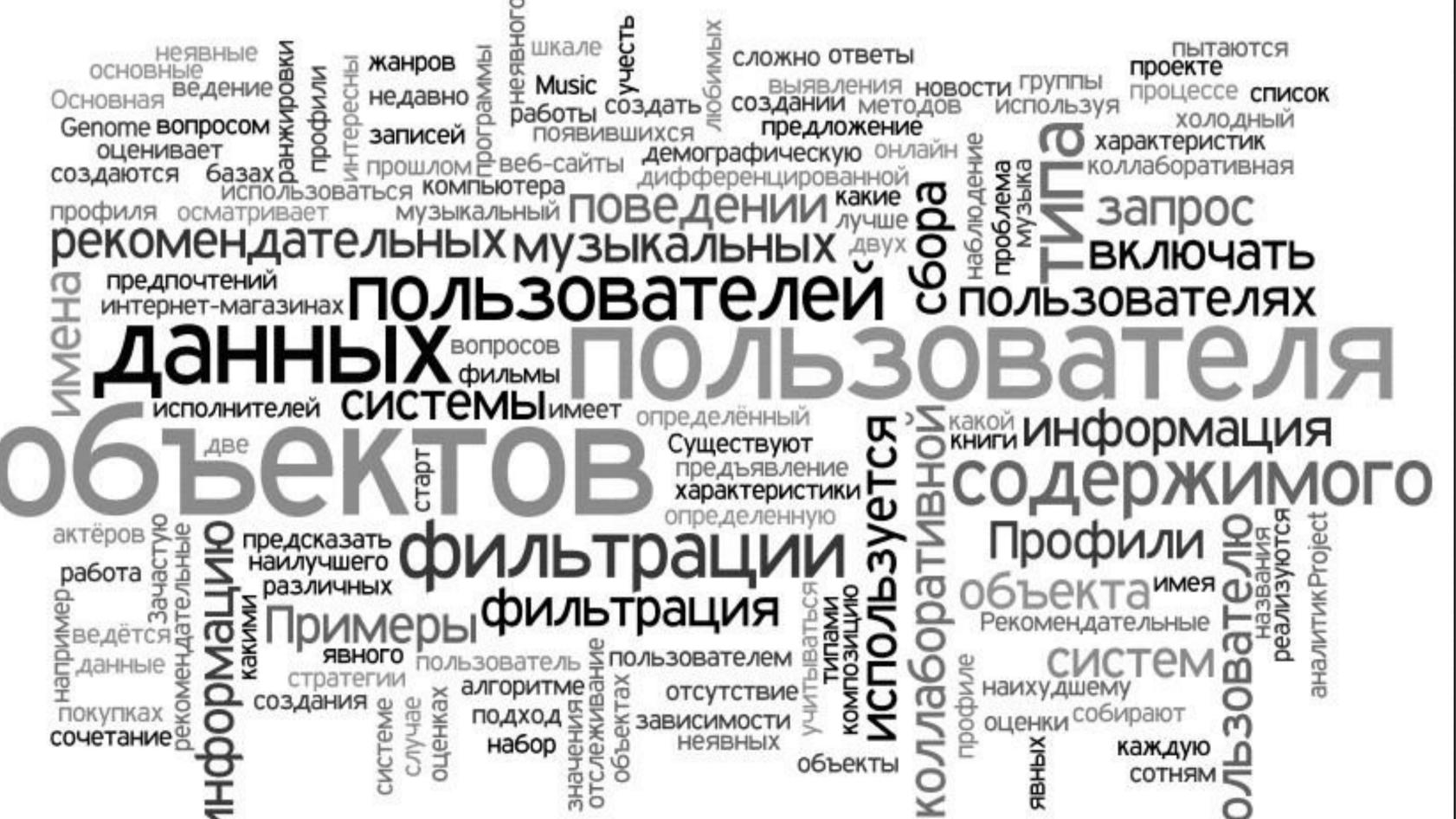
Это платье абсолютно идеальный вариант для любого повода. Сделанное из плотного трикотажа, оно имеет формообразующие рельефы, которые создают поддерживающий эффект и скрывают все ваши недостатки. Юбкакарандаш со шлицей и длинный рукав идеально дополняют это платье, делая его еще более восхитительным.







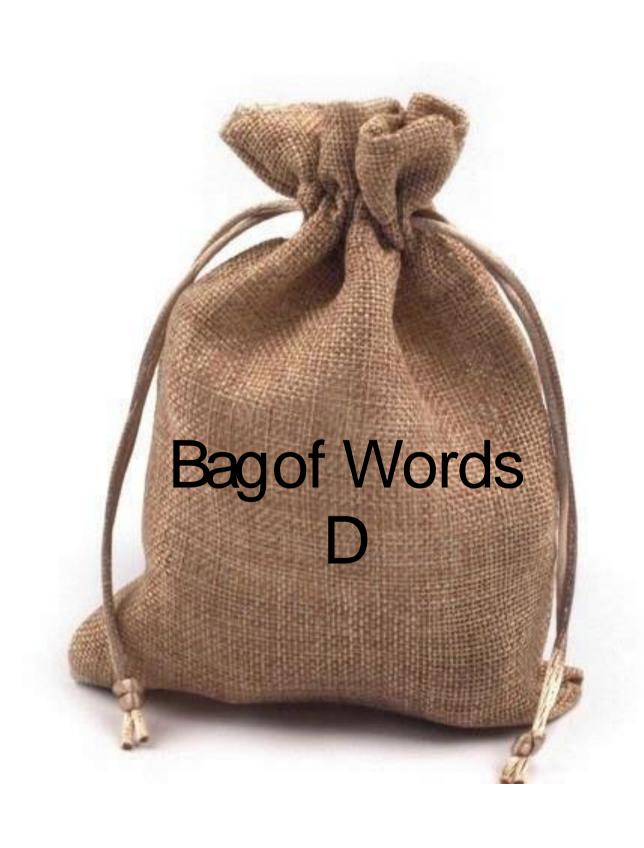
Какие слова важнее?



TF-IDF

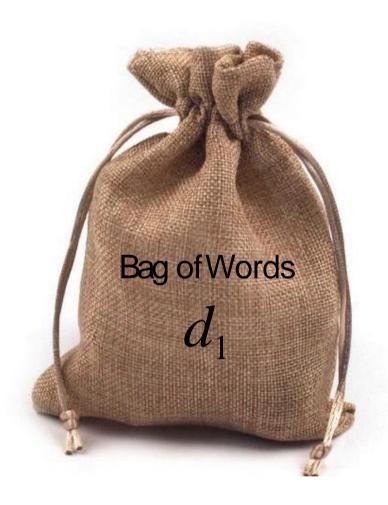


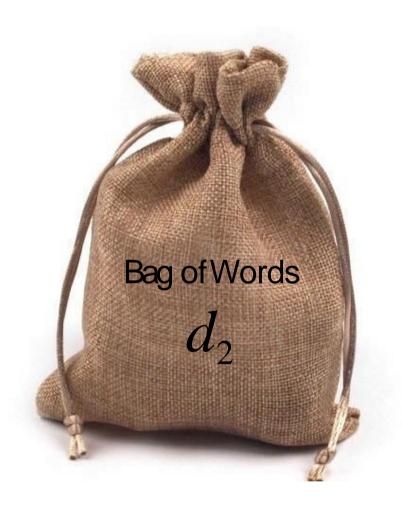
Представление документа



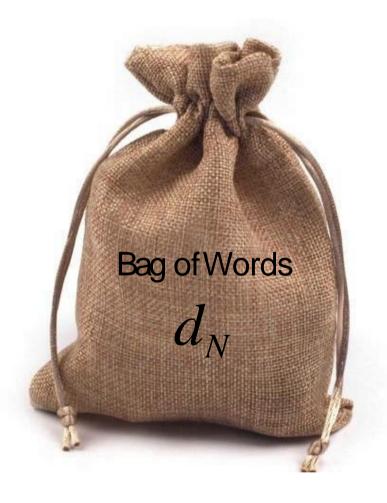


Представление документа











РВБ: Программы.

Содержание І В конец І Предыдущий раздел І Следующий раздел

Программы анализа и лингвистической обработки текстов

История изменений

Название	Автор(ы), Организация	Комментарий	
Apache OpenNLP	The Apache Software Foundation, Incubator	OpenNLP - это организационный центр "open source" проектов, связанных с машинной обработкой естественного языка под эгидой Apache. OpenNLP предлагает обширный Java-инструментарий обработки текстов на основе методов машинного обучения. Он включает средства токенизации, выделения предложений, разметки частей речи, выделения имен собственных, разбора текста и разрешения перекрестных ссылок. Имеется документация на английском языке. Для скачивания доступен исходный код и бинарные компоненты (для запуска требуется установка Java VM).	
Link Grammar Parser	John Lafferty Daniel Sleator Davy Temperley Carnegi Melon University, USA	Link Grammar Parser – это синтаксический парсер английского языка. Работает со словарем, включающем около 60000 словарных форм. Реализован на С для Unix. Есть также версия для Windows API32. Имеет консольный интерфейс. Исходные предложения для разбора могут вводиться вручную с клавиатуры или задаваться в ASCII-файле для пакетной обработки. Программа распространяется бесплатно.	
Проекты Cíbola/Oleada	Computing Research Laboratory (CLR) New-Mexico State University, USA	Проекты Cíbola/Oleada реализуют обширные компьютерные системы лингвистического анализа текстов, представленных в Unicode. Компоненты системы включают средства работы с мультиязыковыми текстами (MUTT), построения конкорданса (XConcord) для текстов на более чем 16 языках, статистического анализа, автоматического перевода, различные словари и тезаурусы. Некоторые версии этих компонентов доступны для бесплатной загрузки после процедуры формальной регистрации. Все компоненты реализованы в среде X11 Window System для SunOs и Solaris.	
Russian Morphological Dictionary	Sergey Sikorsky	Программа для синтаксического и морфологического анализа русскоязычных текстов. Работает с входным ASCII-текстом. Используется морфологический словарь, включающий 120000 слов. Реализована на SWI-Prolog для Windows. Программа распространяется бесплатно.	
Mystem	Илья Сегалович, Виталий Титов компания Япdex	Компактный, очень быстрый и бесплатный морфологический парсер русскоязычных текстов, реализованный на основе словаря Зализняка. Доступны для загрузки версии для Windows и Linux. Работает как консольное приложение и имеет различные режимы представления результатов.	
Лингвоанализатор	Д.В.Хмелев	On-line версия программы математического анализа структуры текста. Целью анализа является определение близости любого из предлагаемых пользователем текстов к одному из авторских эталонов, определенных заранее. (Авторский эталонов - это набор текстов данного автора, взятый из ресурсов Русской Фантастики). Программа анализирует входной текст и выдает имена трех писателей, которые могли бы быть его наиболее вероятными авторами. Кроме этого, программа находи три произведения каждого из авторов, которые наиболее близки данному тексту.	
Программные продукты фирмы LingSoft	LingSoft, Финляндия	Компоненты грамматического разбора, морфологического анализа и лемматизации (нормализации) для английского, немецкого, финского, датского, норвежского, шведского, эстонского и русского языков. Это коммерческие продукты, которые могут быть использованы при разработке других систем.	
		СУБД StarLing, позволяющая работать с мультиязычными тек⊛тами большой длины, с транскрипционными знаками, с удобным поиском, с анализом и синтезом словоформ по словарю Зализняка, с переводом по словарю Мюллера. Есть функции для сравнительно-исторических исследований (глоттохронология). Для загрузки	



• редкое слово корпуса



• частое слово документа



• размер документа







РЕМ Какие слова важнее?



TF: Term Frequency

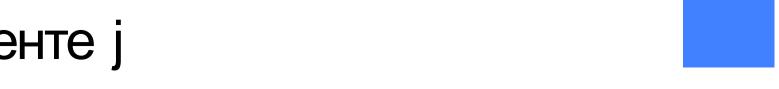


частота термина k в документе j

$$TF_{t,d} = \frac{\int_{td}}{\max f_{zd}}$$



максимальная частота по всем терминам z в документе ј





Variants of TF weight

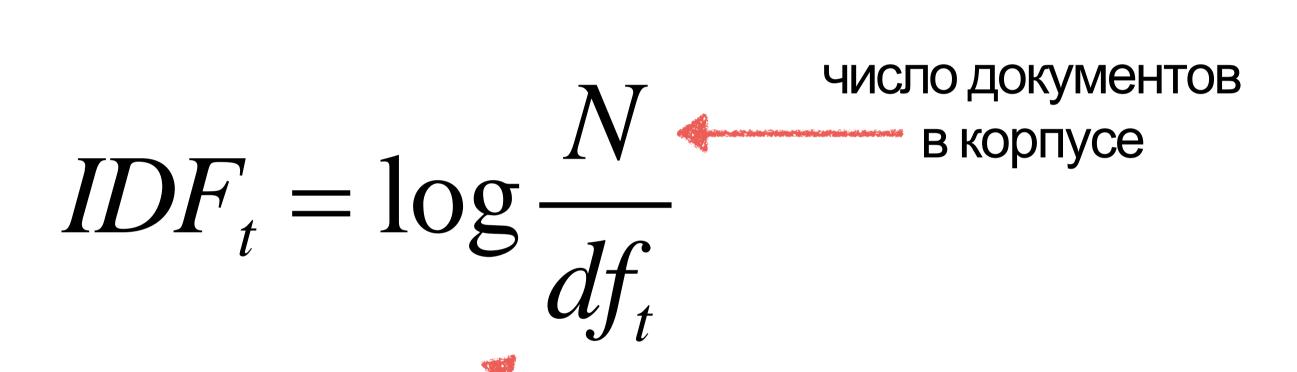
weighting scheme	TF weight
binary	{0,1}
raw frequency	$f_{t,d}$
log normalization	$\log(1+f_{t,d})$
double normalization 0.5	$0.5 + 0.5 \frac{f_{t,d}}{\max f_{t,d}}$
double normalization K	$K + (1 - K) \frac{f_{t,d}}{\max f_{t,d}}$

wikipedia.org



IDF: Inverse Document Frequency





число документов с термином t



Variants of IDF weight

weighting scheme	IDF weight
unary	1
inverse frequency	$\log \frac{N}{n_t}$
inverse frequency smooth	$\log(1 + \frac{N}{n_t})$
inverse frequency max	$\log\left(1 + \frac{\max_t n_t}{n_t}\right)$
probabilistic inverse frequency	$\log \frac{N - n_t}{n_t}$



$$TF_{t,d} * IDF_t = \frac{f_{td}}{\max_{z} f_{zd}} \log \frac{N}{df_t}$$

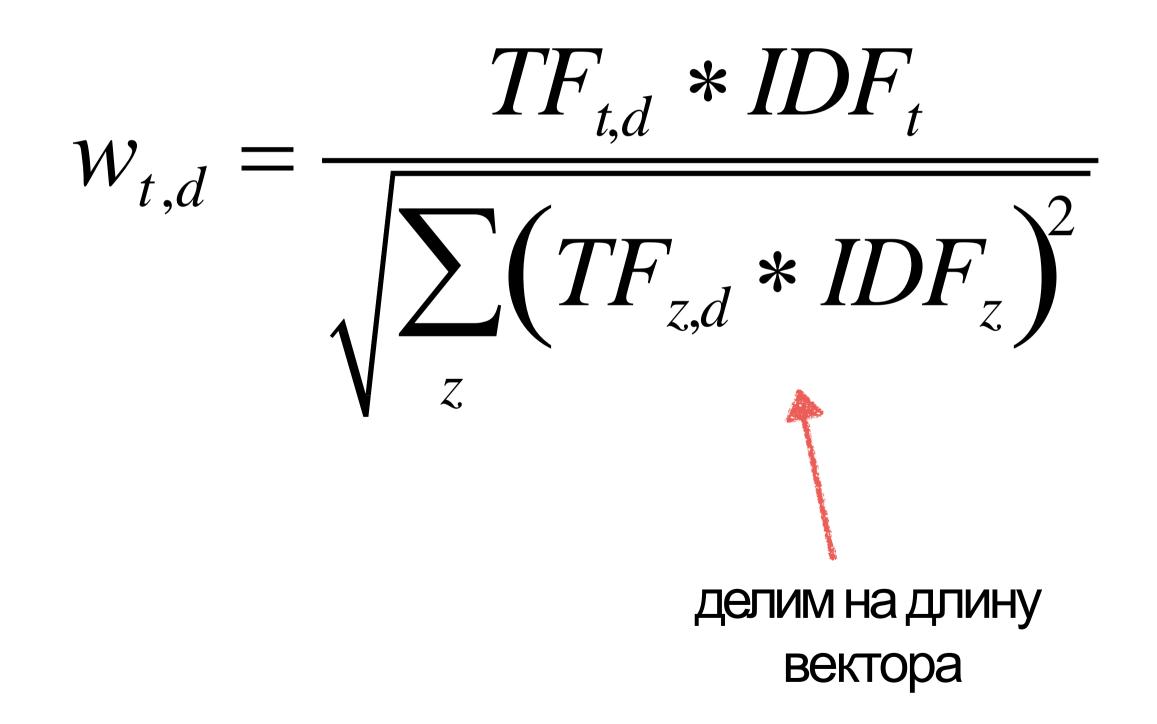




- выбрать n слов с наибольшим весом
- 100-200 обычно достаточно
- резать по threshold



Нормализованные веса





TF-IDF + COS





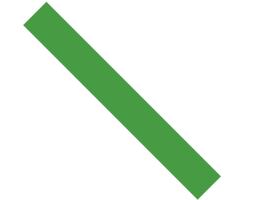
качество текста



Закон Ципфа

• эмпирическая закономерность распределения слов естественного языка

• частота слова обратно пропорциональна порядковому номеру



<u>1y.ru</u>



Анализ контента по закону Ципфа На графие 20 самых популярных слов - Ваш текст Рекомендуемое значение Закон Ципфа (идеальные значения)

Оценка качества: 71% (удовлетворительно)

Всего слов на странице: 188

Время выполнения: 0.25 сек

При проверке были игнорированы стоп-слова

Описание распределения слов доступно на википедии

Слово	Повторов
+ слово	8
Ципфа	7
• закон	5
+ частота	4
+ номер	3
случайный	3
этого	2
+ pas	2
+ распределение	2
+ символ	2
+ список 25	2



BM25 (best match)



BM25 (best match)

$$score(D,Q) = \sum_{i=1}^{n} IDF(q_i) \cdot \frac{f(q_i,D) \cdot (k_1+1)}{f(q_i,D) + k_1(1-b+b \cdot \frac{|D|}{avgdl})}$$
 query

$$k_1 \in [1.2, 2], b = 0.75$$







$$score(D,Q) = \sum_{i=1}^{n} IDF(q_i) \cdot \frac{f(q_i,D) \cdot (k_1+1)}{f(q_i,D) + k_1 \frac{|D|}{avgdl}}$$

$$k_1 \in [1.2, 2], b = 1$$





$$score(D,Q) = \sum_{i=1}^{n} IDF(q_i) \cdot \frac{f(q_i,D) \cdot (k_1+1)}{f(q_i,D) + k_1}$$

$$k_1 \in [1.2, 2], b = 0$$

свободные параметры



BM25F



- текст состоит из разных участков
- важность кусков разная
- к таким участкам относят тег Title, метатеги, заголовки и подзаголовки, околоссылочный текст.





BM25+



$$score(D,Q) = \sum_{D \cap Q} IDF(q_i) \cdot \frac{f(q_i,D) \cdot (k_1+1)}{f(q_i,D) + k_1(1-b+b \cdot \frac{|D|}{avgdl})} + \delta dt$$

$$k_1 = 2, b = 0.75, \delta = 1$$

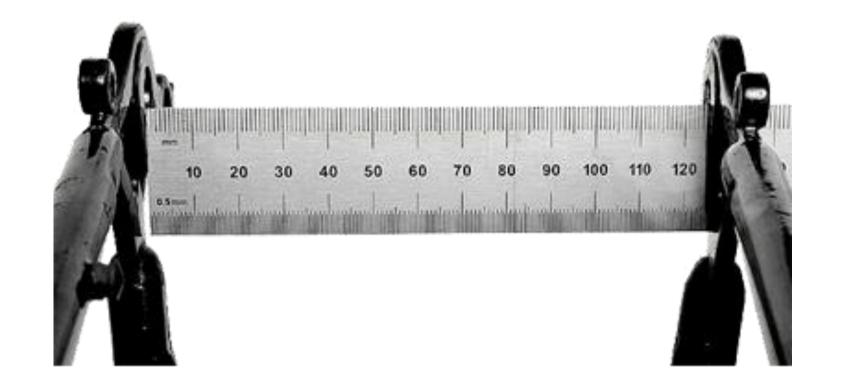
свободные параметры



Рекомендации



упорядочивать по





классификатор kNN



- вычислить расстояние до объектов
- отобрать Кближайших
- взять класс, наиболее часто встречающийся среди kNN



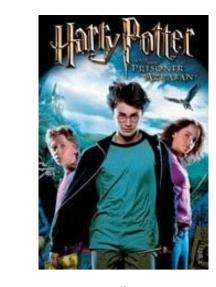


k-nearest neighbors (kNN)















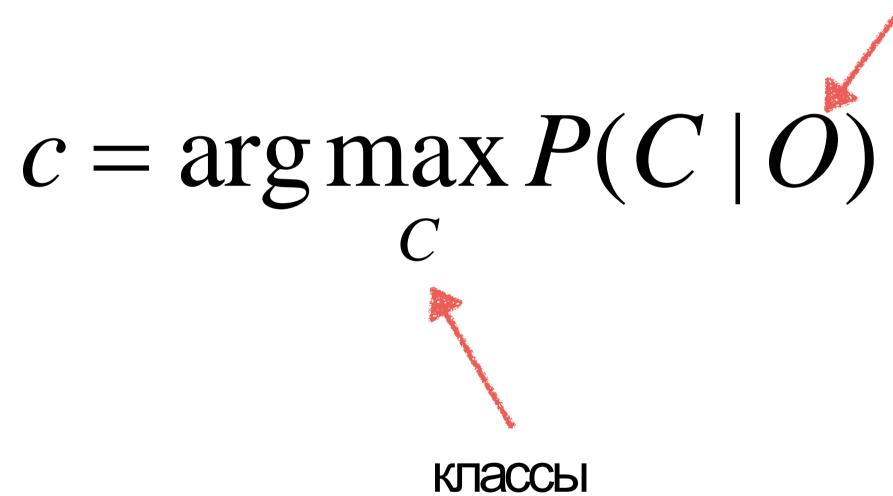




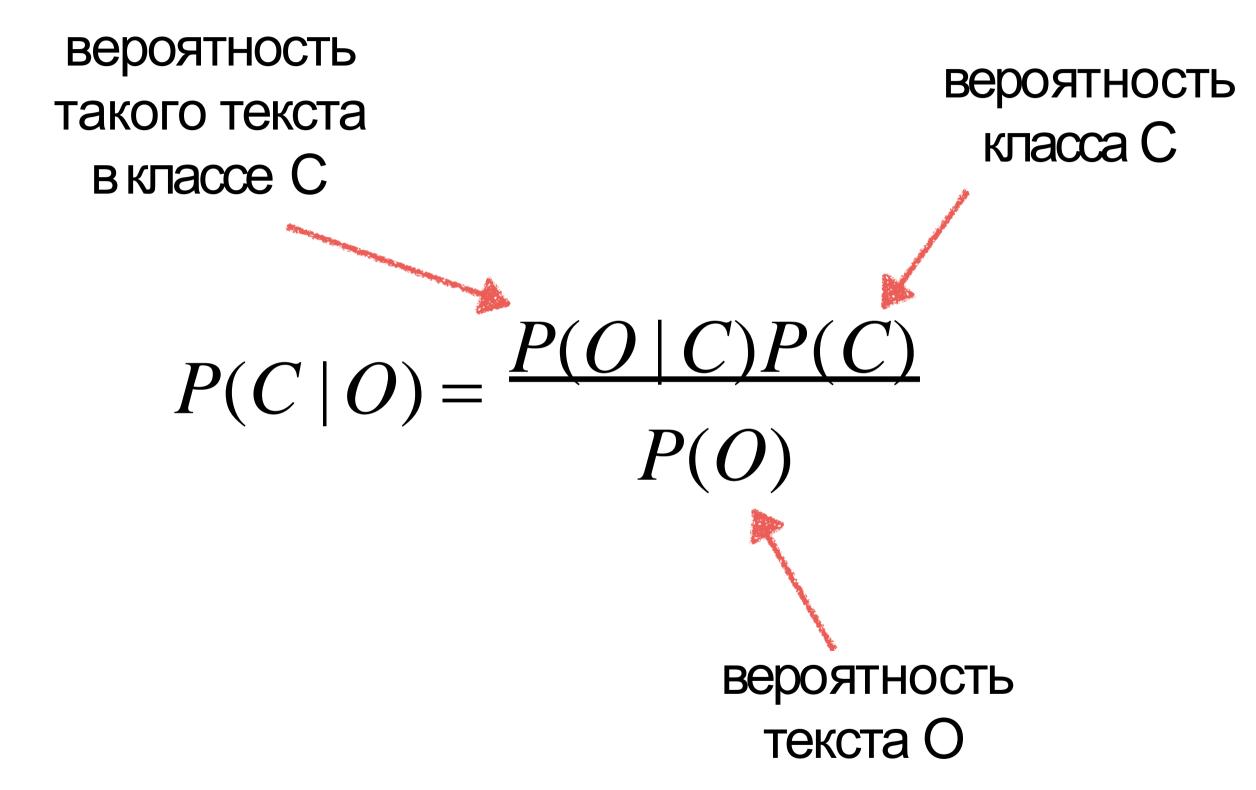
наивный Байесовский классификатор



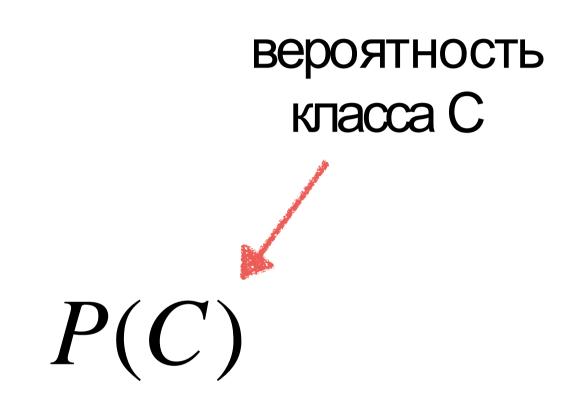




NEW PRØ LAB









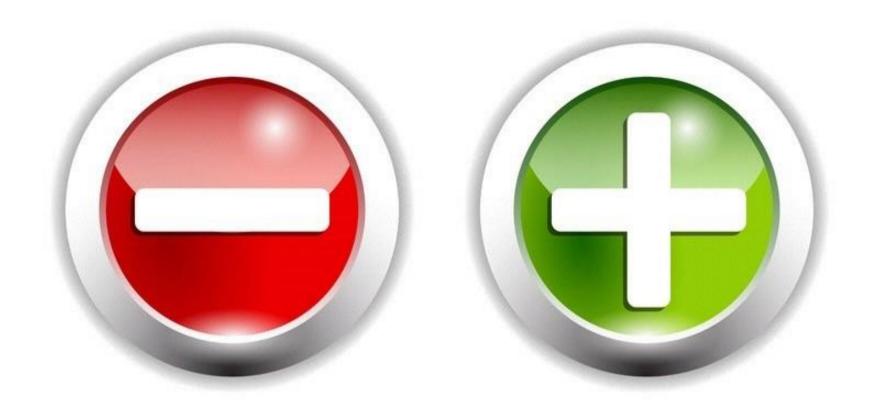
вероятность такого текста в классе С

$$P(O \mid C) = P(o_1 o_2 ... o_n \mid C)$$

















- не нужны данные о других пользователей
- нет проблемы холодного старта у товаров





нет проблемы рекомендовать пользователям с уникальным вкусом





может рекомендовать новые или непопулярные товары





легко объяснить



требуется превратить контент в осмысленные признаки товара

• сложно для аудио, видео, картинок





52



тяжело учитывать мнение других о качестве товара









иногда теряется смысл





Вегетарианцу будет нечего съесть в этом ресторане.





СИНОНИМЫ





казистыи щегольской изящный благовидный разубранный обворожительный разукрашенный благообразный чудный восхитительный художественный пригожий привлекательный миловидный распрекрасный блестящий бесподобный хорошенький великолепный взрачный божественный роскошный прелестный живописный картинный ДИВНЫЙ





фразеологические обороты













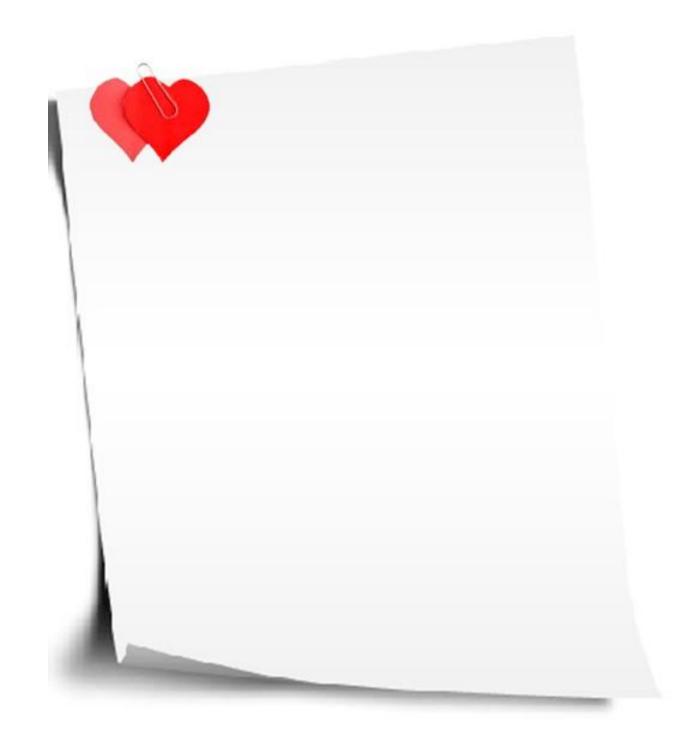




многозначность

NEW PRØ LAB













Мне это уже не надо! (overfit)









что-то неожиданное

Recommending New Movies: Even a Few Ratings Are More Valuable Than Metadata

István Pilászy *
Dept. of Measurement and Information Systems
Budapest University of Technology and
Economics
Magyar Tudósok krt. 2.
Budapest, Hungary
pila@mit.bme.hu

Domonkos Tikk *-†
Dept. of Telecom. and Media Informatics
Budapest University of Technology and
Economics
Magyar Tudósok krt. 2.
Budapest, Hungary
tikk@tmit.bme.hu

ABSTRACT

The Netflix Prize (NP) competition gave much attention to collaborative filtering (CF) approaches. Matrix factorization (MF) based CF approaches assign low dimensional feature vectors to users and items. We link CF and contentbased filtering (CBF) by finding a linear transformation that transforms user or item descriptions so that they are as close as possible to the feature vectors generated by MF for CF.

We propose methods for explicit feedback that are able to handle 140 000 features when feature vectors are very sparse. With movie metadata collected for the NP movies we show that the prediction performance of the methods is comparable to that of CF, and can be used to predict user preferences on new movies.

We also investigate the value of movie metadata compared to movie ratings in regards of predictive power. We compare our solely CBF approach with a simple baseline rating-based 66

1. INTRODUCTION

The goal of recommender systems is to give personalized recommendation on items to users. Typically the recommendation is based on the former and current activity of the users, and metadata about users and items, if available.

There are two basic strategies that can be applied when generating recommendations. Collaborative filtering (CF) methods are based only on the activity of users, while contentbased filtering (CBF) methods use only metadata. In this paper we propose hybrid methods, which try to benefit from both information sources.

The two most important families of CF methods are matrix factorization (MF) and neighbor-based approaches. Usually, the goal of MF is to find a low dimensional representation for both users and movies, i.e. each user and movie is associated with a feature vector. Movie metadata (which are mostly textual) can also be represented as a vector, using