

Регуляризация тематических моделей и разведочный информационный поиск

К. В. Воронцов

МФТИ • 11 октября 2019

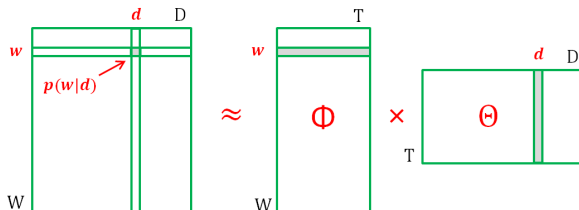
Дано: коллекция текстовых документов, $p(w|d) = \frac{n_{dw}}{n_d}$

Вероятностная тематическая модель:

$$p(w|d) = \sum_{t \in T} p(w|t)p(t|d) = \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td}$$

Найти: параметры модели $\phi_{wt} = p(w|t)$, $\theta_{td} = p(t|d)$

Это задача стохастического матричного разложения:



Hofmann T. Probabilistic Latent Semantic Indexing. ACM SIGIR, 1999.

Blei D., Ng A., Jordan M. Latent Dirichlet Allocation. JMLR, 2003.

Задача *корректно поставлена*,
если её решение

- существует,
- единственно,
- устойчиво.



Жак Саломон Адамар
(1865–1963)

Наша задача матричного разложения *некорректно поставлена*:
если Φ, Θ — решение, то стохастические Φ', Θ' — тоже решения

- $\Phi'\Theta' = (\Phi S)(S^{-1}\Theta)$, $\text{rank} S = |T|$
- $\mathcal{L}(\Phi', \Theta') = \mathcal{L}(\Phi, \Theta)$
- $\mathcal{L}(\Phi', \Theta') \leq \mathcal{L}(\Phi, \Theta) + \varepsilon$ — приближённые решения

Регуляризация — стандартный приём доопределения решения
с помощью дополнительных критериев.

Максимизация \log правдоподобия с регуляризатором R :

$$\sum_{d,w} n_{dw} \ln \sum_t \phi_{wt} \theta_{td} + R(\Phi, \Theta) \rightarrow \max_{\Phi, \Theta}$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$\begin{aligned} \text{E-шаг:} & \left\{ p_{tdw} \equiv p(t|d, w) = \operatorname{norm}_{t \in T}(\phi_{wt} \theta_{td}) \right. \\ \text{M-шаг:} & \left\{ \begin{aligned} \phi_{wt} &= \operatorname{norm}_{w \in W} \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right), & n_{wt} &= \sum_{d \in D} n_{dw} p_{tdw} \\ \theta_{td} &= \operatorname{norm}_{t \in T} \left(n_{td} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \right), & n_{td} &= \sum_{w \in D} n_{dw} p_{tdw} \end{aligned} \right. \end{aligned}$$

где $\operatorname{norm}_{t \in T}(x_t) = \frac{\max\{x_t, 0\}}{\sum_{s \in T} \max\{x_s, 0\}}$ — операция нормирования вектора.

Воронцов К. В. Аддитивная регуляризация тематических моделей коллекций текстовых документов. Доклады РАН, 2014.

$\theta_{tq} = p(t|q)$ — тематический вектор запроса q

$\theta_{td} = p(t|d)$ — тематические векторы документов $d \in D$

Косинусная мера близости документа d и запроса q :

$$\text{sim}(q, d) = \frac{\sum_t \theta_{tq} \theta_{td}}{(\sum_t \theta_{tq}^2)^{1/2} (\sum_t \theta_{td}^2)^{1/2}}.$$

Ранжируем документы коллекции $d \in D$ по убыванию $\text{sim}(q, d)$

Выдача тематического поиска — k первых документов.

Реализация: *векторный индекс* для быстрого поиска документов d по каждой из тем t запроса

A.Ianina, K.Vorontsov. Multi-objective topic modeling for exploratory search in tech news. AINL, 2017.

Habr.ru

175 143 статей на русском
10 552 слов (униграмм)
742 000 биграмм
524 авторов статей
10 000 авторов комментариев
2546 тегов
123 хаба (категории)

TechCrunch.com

759 324 статей на английском
11 523 слов (униграмм)
1.2 млн. биграмм
605 авторов
184 категорий

Предобработка текстов

- отброшены 5% наиболее частотных слов (общая лексика)
- удаление пунктуации
- нижний регистр, ё→е
- лемматизация `rumorphy2`

Поисковый запрос

набор ключевых слов или фрагментов текста, около одной страницы A4

Поисковая выдача

документы d с распределением $p(t|d)$, близким к распределению $p(t|q)$ запроса

Два задания ассессорам

- 1 найти как можно больше статей, пользуясь любыми средствами поиска (и засечь время)
- 2 оценить релевантность поисковой выдачи на том же запросе

Набор MarBelec

Набор MarBelec – программа поиска (библиотек) выписанных распределенных выписаний для больших объемов данных в рамках парадигмы шардифа, представляющая собой набор Java-классов и исполняемых утилит для создания и обработки кластера на параллельную обработку.

Система поиска Набор MarBelec можно сформировать так:

- обработка большого объема данных,
 - масштабируемость,
 - автоматическое распределение узловых,
 - работа на неидеальных оборудовании,
 - автоматическая обработка отказа вычислительных узлов.
- Набор – поисковая программа платформа (облада библиотек) построена распределенных приложений для высоко-параллельной обработки (наборы пакетов) распределен. МРР) данных.

Набор включает в себе следующие компоненты:

1. MRP – распределенная файловая система;
2. Набор MarBelec – программа поиска (библиотек) выписанных распределенных выписаний для больших объемов данных в рамках парадигмы шардифа.

Компоненты, реализованные в архитектуре Набор MarBelec в структуре MRP, стали привычной частью узла и сами компонента, в том числе и единичные точки отказа. Это, в конечном итоге, определило ограниченную платформе Набор в целом. К сожалению можно отметить

Сравнение масштабируемости кластера Набор –ИИ вычислительных узлов –ИИ параллельных узлов.

Снижение связности шардифа распределенных выписаний и клиентских библиотек, реализованных распределенных алгоритмов. Как следствие:

Отсутствие поддержки альтернативной программы поиска выписаний распределенных выписаний, в Набор v1.0 поддерживается только поиск выписаний шардифа.

Наличие единичных точек отказа и, как следствие, невозможность масштабирования в рамках с максимальными требованиями к масштабируемости. Проблемы масштабной совместности: требование по единообразию обслуживания всех вычислительных узлов кластера при обслуживании платформе Набор (установка новой версии или пакета обновления).

Пример запроса для разведочного поиска

IBM Watson — суперкомпьютер фирмы IBM, оснащённый вопросно-ответной системой искусственного интеллекта, созданный группой исследователей под руководством Дэвида Феруччи. Его создание — часть проекта DeepQA. Основная задача Уотсона — понимать вопросы, сформулированные на естественном языке, и находить на них ответы в базе данных. Назван в честь основателя IBM Томаса Уотсона.

IBM Watson представляет собой когнитивную систему, которая способна понимать, делать выводы и обучаться. Она также позволяет преобразовывать целые отрасли, различные направления науки и техники. Например, предсказывать появление эпидемий или возникновения очагов природных катастроф в различных регионах, вести мониторинг состояния атмосферы больших городов, оптимизировать бизнес-процессы, узнавать, какие товары будут в тренде в ближайшее время.

... ..

Релевантные тексты: примеры сервисов и приложений, основа которых — когнитивная платформа IBM Watson, используемые в IBM Watson технологии, вопрос-ответные системы, сопоставление IBM Watson с Wolfram-Alpha.

Нерелевантные тексты: общие вопросы искусственного интеллекта, другие коммерческие решения на рынке бизнес-аналитики.

Примеры заголовков разведочных запросов к Хабру
(объём каждого запроса — около одной страницы А4):

Алгоритмы раскраски графов	Система IBM Watson
Рекомендательная система Netflix	3D-принтеры
Методики быстрого набора текста	CERN-кластер
Космические проекты Илона Маска	АВ-тестирование
Технологии Hadoop MapReduce	Облачные сервисы
Беспилотный автомобиль Google car	Контекстная реклама
Криптосистемы с открытым ключом	Марсоход Curiosity
Обзор платформ онлайн-курсов	Видеокарты NVIDIA
Data Science Meetups в Москве	Распознавание образов
Образовательные проекты mail.ru	Сервисы Google scholar
Межпланетная станция New horizons	MIT MediaLab Research
Языковая модель word2vec	Платформа Microsoft Azure

Precision — доля релевантных среди найденных

Recall — доля найденных среди релевантных

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \text{ — точность (precision)}$$

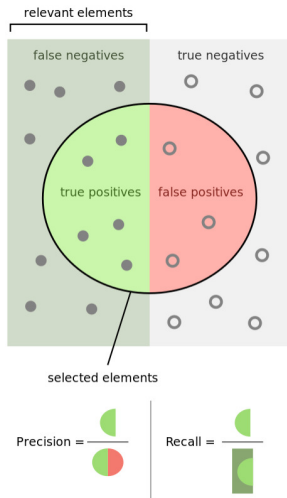
$$R = \frac{TP}{TP + FN} \text{ — полнота, (recall)}$$

$$F_1 = \frac{P + R}{2PR} \text{ — F1-мера}$$

TP (true positive) — найденные релевантные

FP (false positive) — найденные нерелевантные

FN (false negative) — ненайденные релевантные



- **assessors**: результаты поиска, выполненного ассессорами
- **TF-IDF, BM25**: сравнение документов по частотам слов
- **word2vec**: нетематические векторные представления слов
- **PLSA**: Probabilistic Latent Semantic Analysis (1999)
- **LDA**: Latent Dirichlet Allocation (2003)
- **ARTM**: тематическая модель с тремя регуляризаторами
- **hARTM**: двухуровневая иерархическая модель ARTM

Задачи регуляризаторов в ARTM и hARTM:

- сделать темы как можно более различными
- сделать векторы $p(t|d)$ как можно более разреженными
- не допустить вырожденности распределений $p(w|t)$

Последовательное применение трёх регуляризаторов

- 1 декоррелирование тем:

$$R(\Phi) = -\tau \sum_{s,t \in T} \sum_{w \in W} \phi_{wt} \phi_{ws}$$

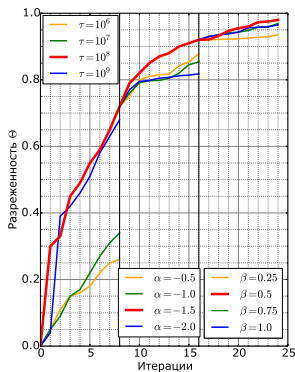
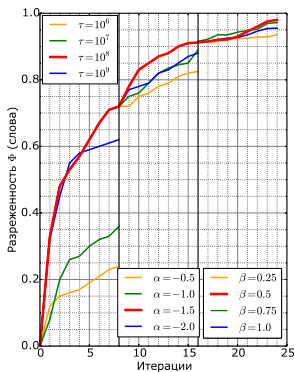
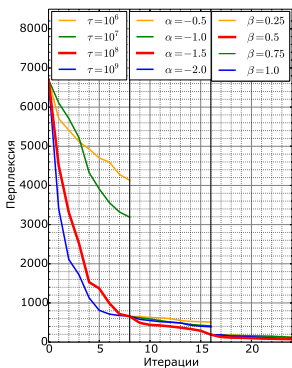
- 2 разреживание распределений $p(t|d)$:

$$R(\Theta) = -\alpha \sum_{d,t} \ln \theta_{td}$$

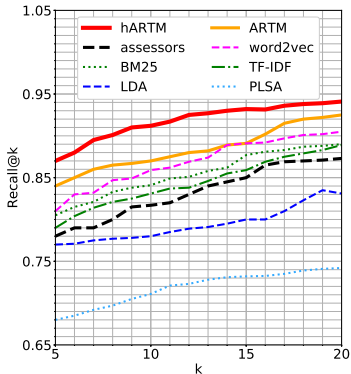
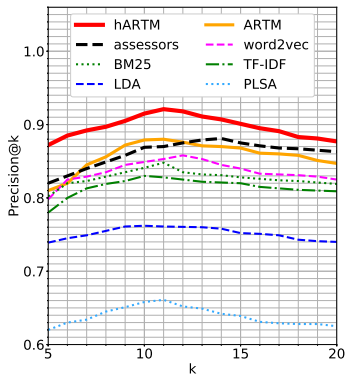
- 3 сглаживание распределений $p(w|t)$:

$$R(\Phi) = \beta \sum_{t,w} \ln \phi_{wt}$$

- декоррелирование распределений термов в темах (τ),
- разреживание распределений тем в документах (α),
- сглаживание распределений термов в темах (β).

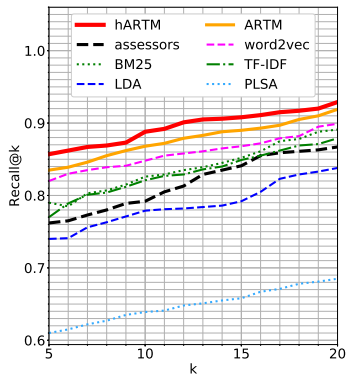
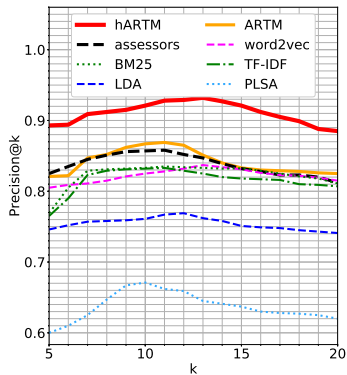


Точность и полнота по первым k позициям поисковой выдачи (коллекция Nabrhabr.ru)



A.Ianina, K.Vorontsov. Multi-objective topic modeling for exploratory search in tech news. AINL, 2017.

Точность и полнота по первым k позициям поисковой выдачи (коллекция TechCrunch.com)



A. Ianina, K. Vorontsov. Multi-objective topic modeling for exploratory search in tech news. AINL, 2017.

Все регуляризаторы и модальности, **плоская модель**

	Habrahabr						TechCrunch					
	асесс	100	150	200	250	400	асесс	350	400	450	475	500
Pr@5	0.821	0.662	0.721	0.810	0.761	0.693	0.822	0.653	0.725	0.752	0.819	0.777
Pr@10	0.869	0.761	0.812	0.879	0.825	0.673	0.851	0.663	0.732	0.762	0.867	0.811
Pr@15	0.875	0.733	0.795	0.868	0.791	0.651	0.835	0.682	0.743	0.787	0.833	0.793
Pr@20	0.863	0.724	0.795	0.847	0.792	0.642	0.813	0.650	0.743	0.773	0.825	0.793
R@5	0.780	0.732	0.807	0.840	0.821	0.721	0.762	0.731	0.762	0.793	0.835	0.817
R@10	0.817	0.771	0.843	0.870	0.851	0.751	0.792	0.763	0.793	0.812	0.868	0.855
R@15	0.850	0.824	0.895	0.891	0.871	0.773	0.835	0.782	0.807	0.855	0.890	0.882
R@20	0.873	0.857	0.905	0.925	0.892	0.771	0.867	0.792	0.823	0.862	0.919	0.903

- существует оптимальное число тем
- чем больше коллекция, тем больше оптимум числа тем

Nabrahabr. Все регуляризаторы и модальности, **три уровня**

$ T_1 $	20		25						30		
$ T_2 $	150	200	250		275		300		400	450	
$ T_3 $	750	800	1200	1300	1300	1400	1500	1500	1600	3000	3500
Pr@5	0.625	0.743	0.840	0.852	0.869	0.872	0.870	0.805	0.771	0.705	0.672
Pr@10	0.648	0.754	0.851	0.867	0.882	0.915	0.901	0.811	0.799	0.722	0.694
Pr@15	0.632	0.752	0.850	0.872	0.878	0.895	0.889	0.809	0.785	0.729	0.703
Pr@20	0.629	0.745	0.845	0.861	0.871	0.877	0.882	0.803	0.778	0.710	0.681
R@5	0.632	0.780	0.845	0.869	0.883	0.889	0.872	0.851	0.841	0.721	0.695
R@10	0.654	0.792	0.859	0.873	0.905	0.922	0.881	0.873	0.850	0.749	0.703
R@15	0.675	0.805	0.874	0.892	0.932	0.942	0.905	0.889	0.863	0.787	0.725
R@20	0.684	0.824	0.889	0.901	0.958	0.961	0.912	0.904	0.878	0.805	0.734

- существует оптимальное число тем на каждом уровне
- три уровня лучше, чем один или два
- увеличивается оптимальное число тем на нижнем уровне

Все регуляризаторы и модальности, 3 уровня, оптимальное $|T|$

Модальности: Words, Bigrams, Authors, Comments, Tags, Hubs, Categories

	Habrahabr						TechCrunch					
	асесс	W	Com	WB	WBTH	All	асесс	W	C	WB	WBC	All
Pr@5	0.821	0.621	0.558	0.673	0.871	0.872	0.822	0.718	0.569	0.795	0.891	0.893
Pr@10	0.869	0.645	0.567	0.712	0.911	0.915	0.851	0.729	0.592	0.807	0.919	0.922
Pr@15	0.875	0.631	0.532	0.693	0.894	0.895	0.835	0.737	0.603	0.803	0.920	0.921
Pr@20	0.863	0.628	0.531	0.688	0.877	0.877	0.813	0.729	0.594	0.792	0.883	0.885
R@5	0.780	0.725	0.645	0.797	0.888	0.889	0.762	0.754	0.659	0.775	0.874	0.877
R@10	0.817	0.748	0.652	0.812	0.921	0.922	0.792	0.778	0.671	0.808	0.908	0.908
R@15	0.850	0.782	0.679	0.842	0.941	0.942	0.835	0.783	0.679	0.825	0.927	0.927
R@20	0.873	0.789	0.672	0.852	0.960	0.961	0.867	0.785	0.711	0.837	0.949	0.949

- лучше использовать все модальности
- биграммы и категории выигрывают у ассессоров
- авторы и комментаторы наименее важны

Все регуляризаторы и модальности, 3 уровня, оптимальное |T|

Регуляризаторы: Decorrelation, Θ-sparsing, Φ-smoothing, Hierarchy

	Habrahabr					TechCrunch				
	нет	D	DΘ	DΘΦ	DΘΦH	нет	D	DΘ	DΘΦ	DΘΦH
Pr@5	0.628	0.772	0.771	0.865	0.872	0.652	0.777	0.779	0.879	0.893
Pr@10	0.653	0.781	0.812	0.883	0.915	0.679	0.788	0.819	0.895	0.922
Pr@15	0.642	0.785	0.792	0.891	0.895	0.669	0.791	0.798	0.901	0.921
Pr@20	0.643	0.771	0.783	0.875	0.877	0.673	0.775	0.792	0.892	0.885
R@5	0.692	0.820	0.805	0.875	0.889	0.673	0.825	0.812	0.869	0.877
R@10	0.714	0.831	0.834	0.905	0.922	0.685	0.856	0.845	0.881	0.908
R@15	0.725	0.847	0.867	0.921	0.942	0.712	0.877	0.869	0.912	0.927
R@20	0.735	0.873	0.891	0.943	0.961	0.723	0.892	0.895	0.934	0.949

- Лучше использовать все регуляризаторы
- Модели со слабой регуляризацией (PLSA, LDA) слабы

- Регуляризаторы, модальности, иерархия улучшают поиск
- Тематические модели обучаются *без учителя*, поэтому небольших ассессорских данных хватает для оценивания
- При тщательной оптимизации тематический поиск превосходит как ассессоров, так и конкурирующие модели

Открытые проблемы (проект TopicNet)

- удобный подбор траектории регуляризации
- подбор числа тем на каждом уровне иерархии
- динамическое обнаружение новых тем
- несбалансированность тем
- автоматическое именование и суммаризация тем
- визуализация тематической модели