Регуляризованные мультимодальные иерархические тематические модели для разведочного поиска документов по документам

Янина Анастасия

Воронцов Константин Вячеславович

МФТИ

29.11.2019

BigARTM

Поиск близких текстов

Для чего он нужен?

- Рекомендательные системы
- Ранжирование
- Поиск в интернете

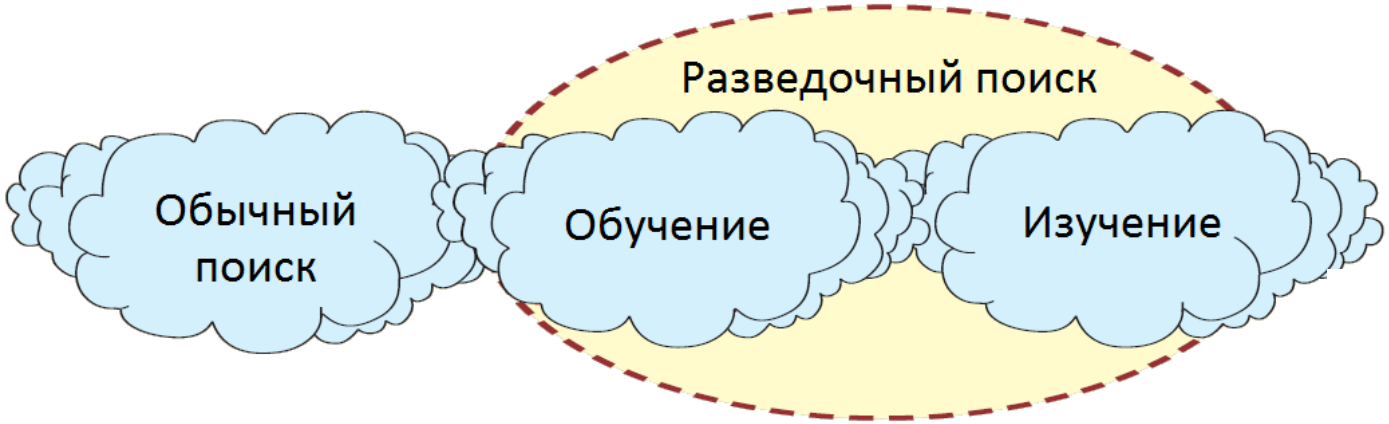
Актуальные подходы:

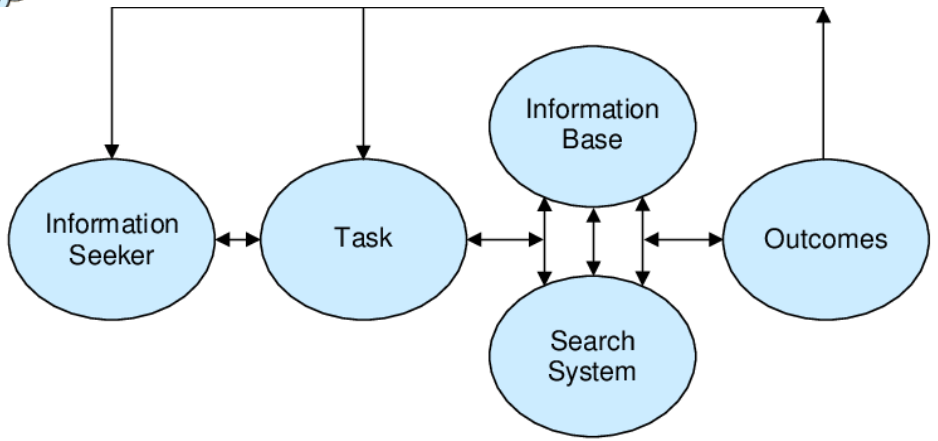
- Word embeddings: word2vec, glove, fasttext
- Нейросети: DSSM, LSTM/GRU, BERT, ELMO, Transformer-XL, GPT-2
- Тематические модели: pLSA, LDA, ARTM

Разведочный поиск

Чем разведочный поиск отличается от поиска близких текстов и документного поиска?

Разведочный поиск

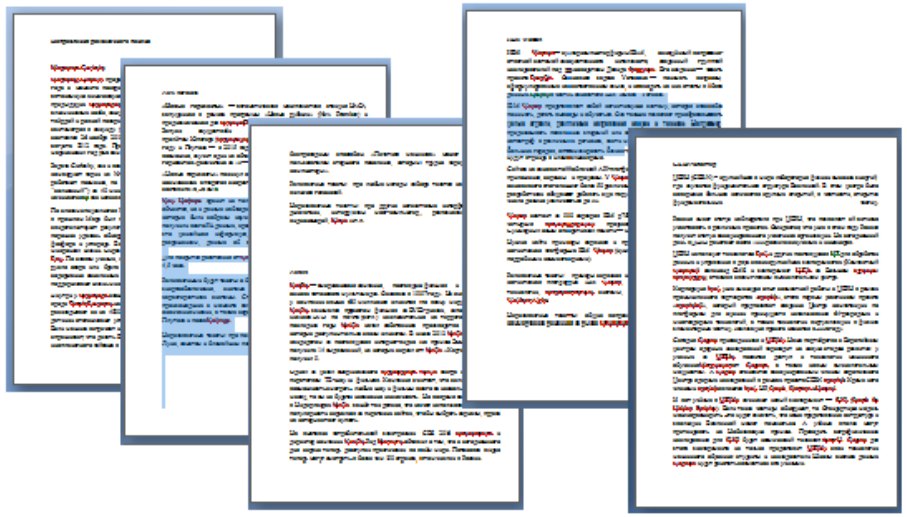




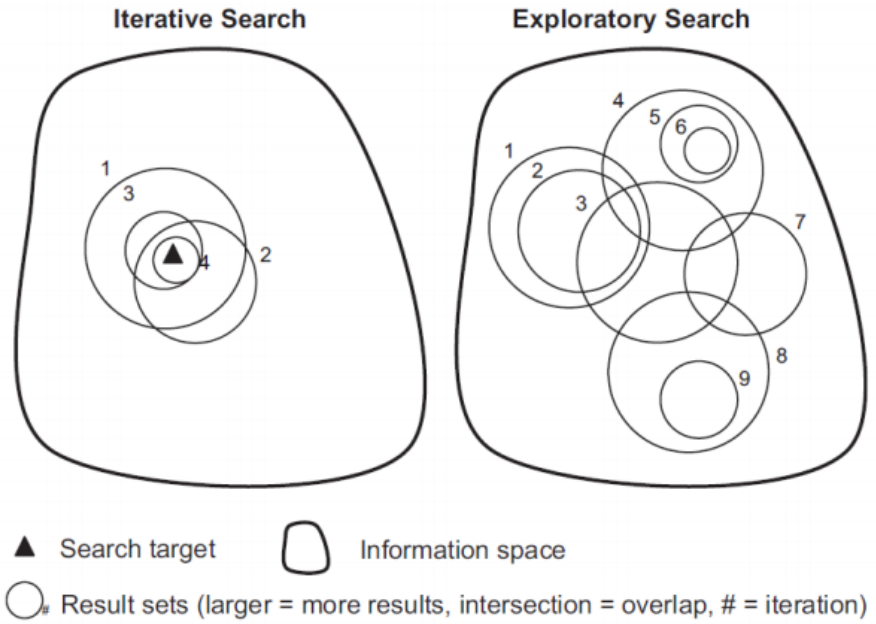
Gary Marchionini. Exploratory Search: from finding to understanding. Communications of the ACM. 2006, 49(4), p. 41–46.

R.W.White, R.A.Roth. Exploratory Search: beyond the Query-Response paradigm. San Rafael, CA: Morgan and Claypool, 2009.

Разведочный поиск



Запросы для разведочного поиска

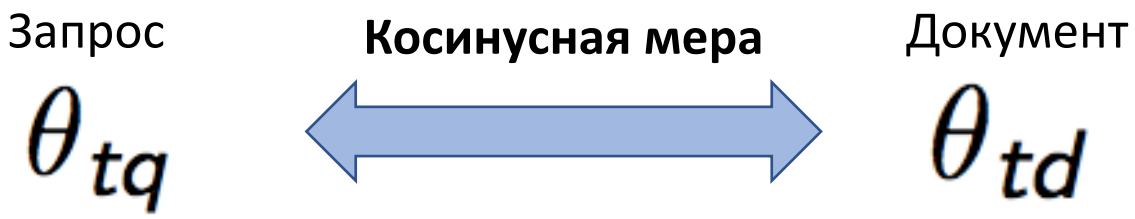


Запрос: 1-2 страничный документ с описанием поисковой задачи

Результат поиска: набор релевантных документов, после ознакомления с которыми у пользователя должна сложиться «карта» предметной области, сформироваться понимание основной терминологии и понятий.

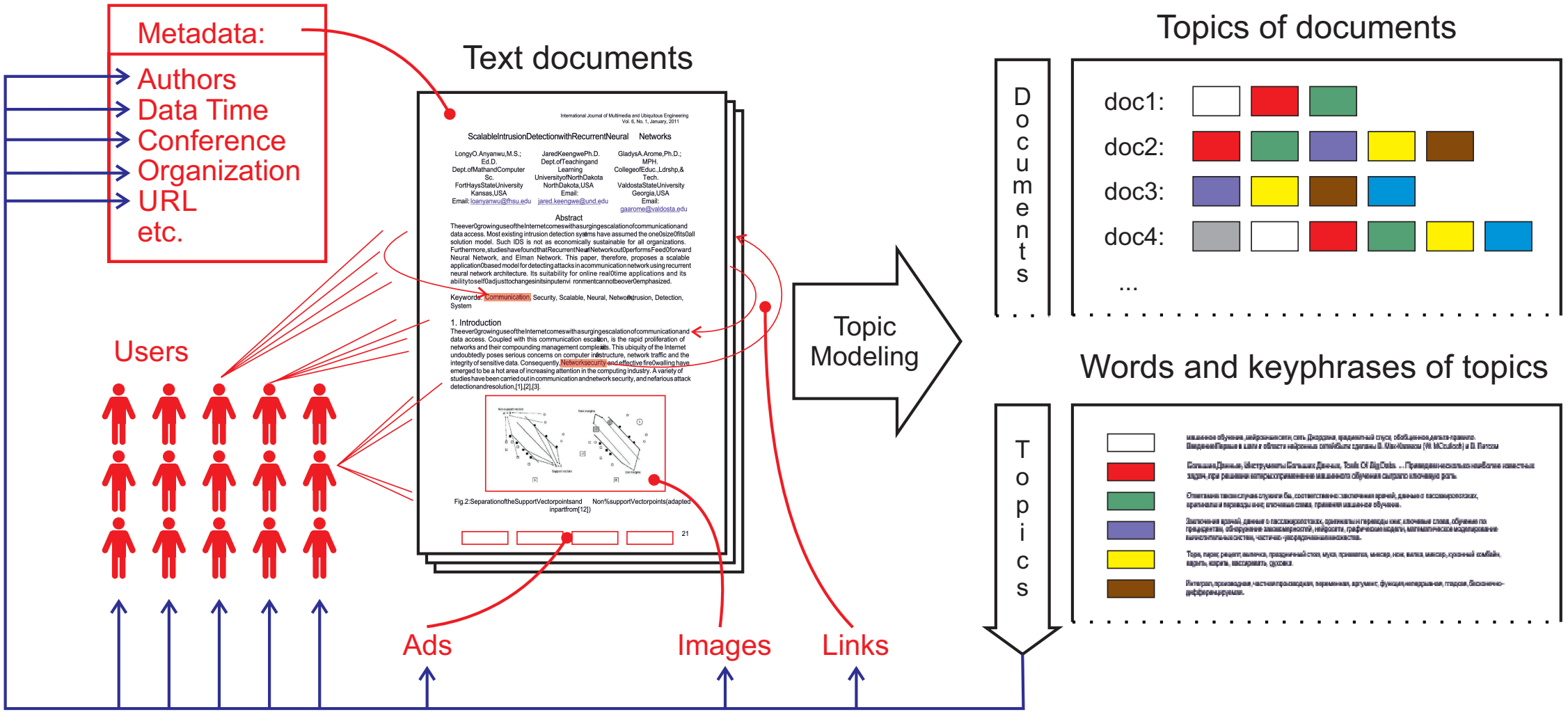
Тематический разведочный поиск

- Коллекция документов D
- Запрос: $q = (w_1, \ldots, w_{n_q})$
- Тематический вектор запроса: $\theta_{tq} = p(t|q)$
- Тематический вектор документа: $\theta_{td} = p(t|d)$



Евкдидово расстояние
Расстояние Махаланобиса
Манхэттенское расстояние
Расстояние Хеллингера
Дивергенция Кульбака-Лейблера
…

Тематическое моделирование



Мультимодальная тематическая модель

- Коллекция документов D
- Набор тем T
- Набор модальностей M
- $W^1, \ldots, W^m$ - словари для каждой модальности
- Примеры модальностей: слова, авторы, теги, категории, ссылки.

Матрица терминов в темах для каждой модальности:

$$\Phi_m = (\phi^m_{wt})_{W^m \times T} \qquad \phi^m_{wt} = p(w|t) \quad \forall m \in M$$

Матрица тем в документах:

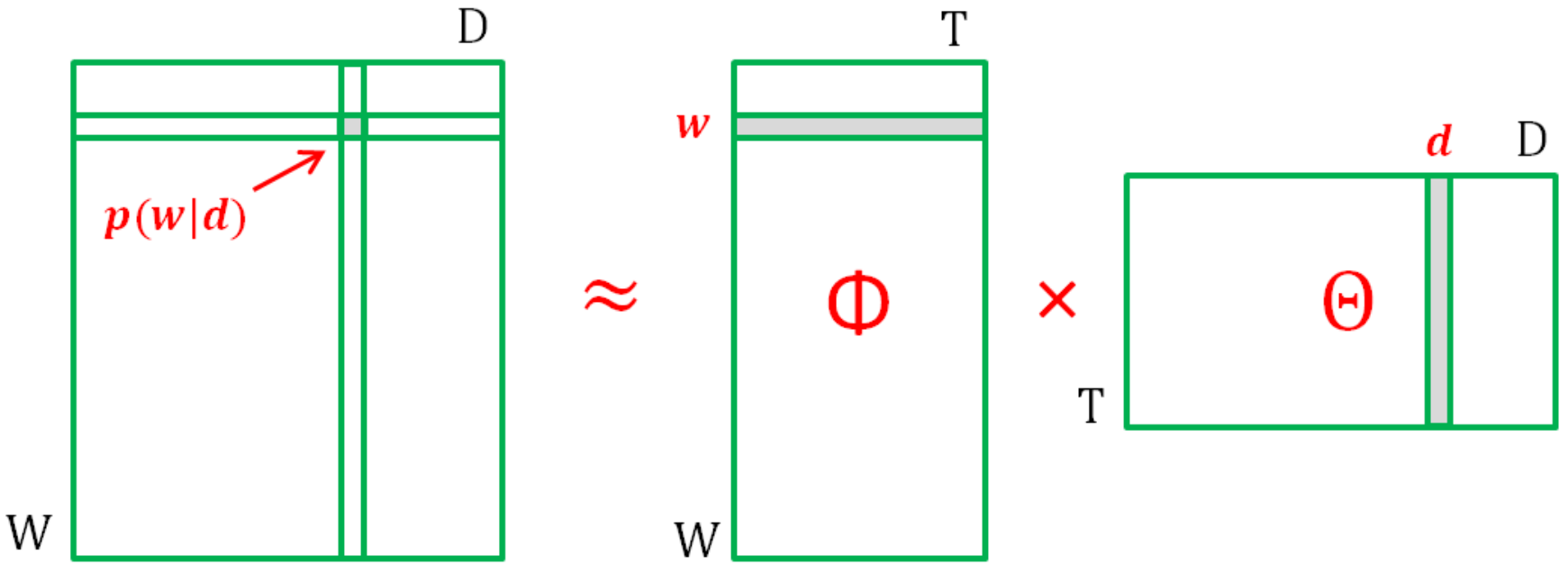
$$\Theta = (\theta_{td})_{T \times D}, \qquad \theta_{td} = p(t|d)$$

Мультимодальная тематическая модель

D – размер коллекции документов, **T** – количество тем, **M** – набор модальностей

$$\Phi_m = (\phi^m_{wt})_{W^m \times T} \qquad \phi^m_{wt} = p(w|t) \quad \forall m \in M$$

$$\Theta = (\theta_{td})_{T \times D}, \qquad \theta_{td} = p(t|d)$$



Мультимодальная тематическая модель

Максимизируем сумму логарифма правдоподобия модели и взвешенной суммы регуляризаторов:

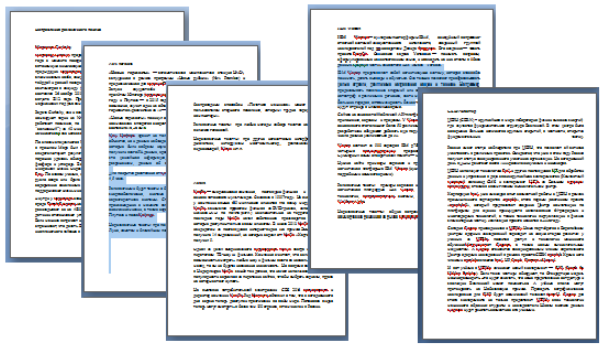
$$\sum_{m\in M}\lambda_m\sum_{d\in D}\sum_{w\in W^m} n_{dw}\ln\sum_t \phi_{wt}\theta_{td} + R(\Phi,\Theta) \to \max_{\Phi,\Theta}$$

$$\text{E-step:}\quad p_{tdw} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right)$$

$$\text{M-step:}\quad \begin{cases} \phi_{wt} = \underset{w\in W^m}{\text{norm}}\left(\sum\limits_{d\in D}\lambda_{m(w)} n_{dw} p_{tdw} + \phi_{wt}\dfrac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right) \\ \theta_{td} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\sum\limits_{w\in d}\lambda_{m(w)} n_{dw} p_{tdw} + \theta_{td}\dfrac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right) \end{cases}$$

Оценка качества разведочного поиска

Асессоры



Запросы

Два задания для асессоров:

1) Найти как можно больше релевантных документов, пользуясь любыми поисковыми средствами (Google/Yandex, поиск по категориям, теги)
2) Разметить SERP’ы нашего поисковика по тем же запросам

Датасеты

ХабраХабр (habr.com)

- 175143 статей
- 5 модальностей: 10552 слов, 742000 биграмм, 524 авторов, 10000 комментаторов, 2546 тегов, 123 категории

TechCrunch (techcrunch.com)

- 759324 статей
- 5 модальностей: 11523 слов, 1.2 млн.биграмм, 605 авторов и 184 категорий

Примеры запросов для разведочного поиска

Algorithms for coloring graphs
Netflix
Techniques for fast typing
Elon Musk space projects
Hadoop MapReduce
Self-driving Google car
Public-key cryptography
Platforms for online education
Data Science Meetups in Moscow
Educational projects mail.ru
Interplanetary station New horizons
Word2vec

Watson is a question answering computer system capable of answering questions posed in natural language, developed in IBM's DeepQA project by a research team led by principal investigator David Ferrucci. Watson was named after IBM's first CEO, industrialist Thomas J. Watson. The computer system was specifically developed to answer questions on the quiz show Jeopardy! and, in 2011, the Watson computer system competed on Jeopardy! against former winners Brad Rutter and Ken Jennings winning the first place prize of $1 million.

The sources of information for Watson include encyclopedias, dictionaries, thesauri, newswire articles, and literary works. Watson also used databases, taxonomies, and ontologies. Specifically, DBPedia, WordNet, and Yago were used. The IBM team provided Watson with millions of documents, including dictionaries, encyclopedias, and other reference material that it could use to build its knowledge.

... ...

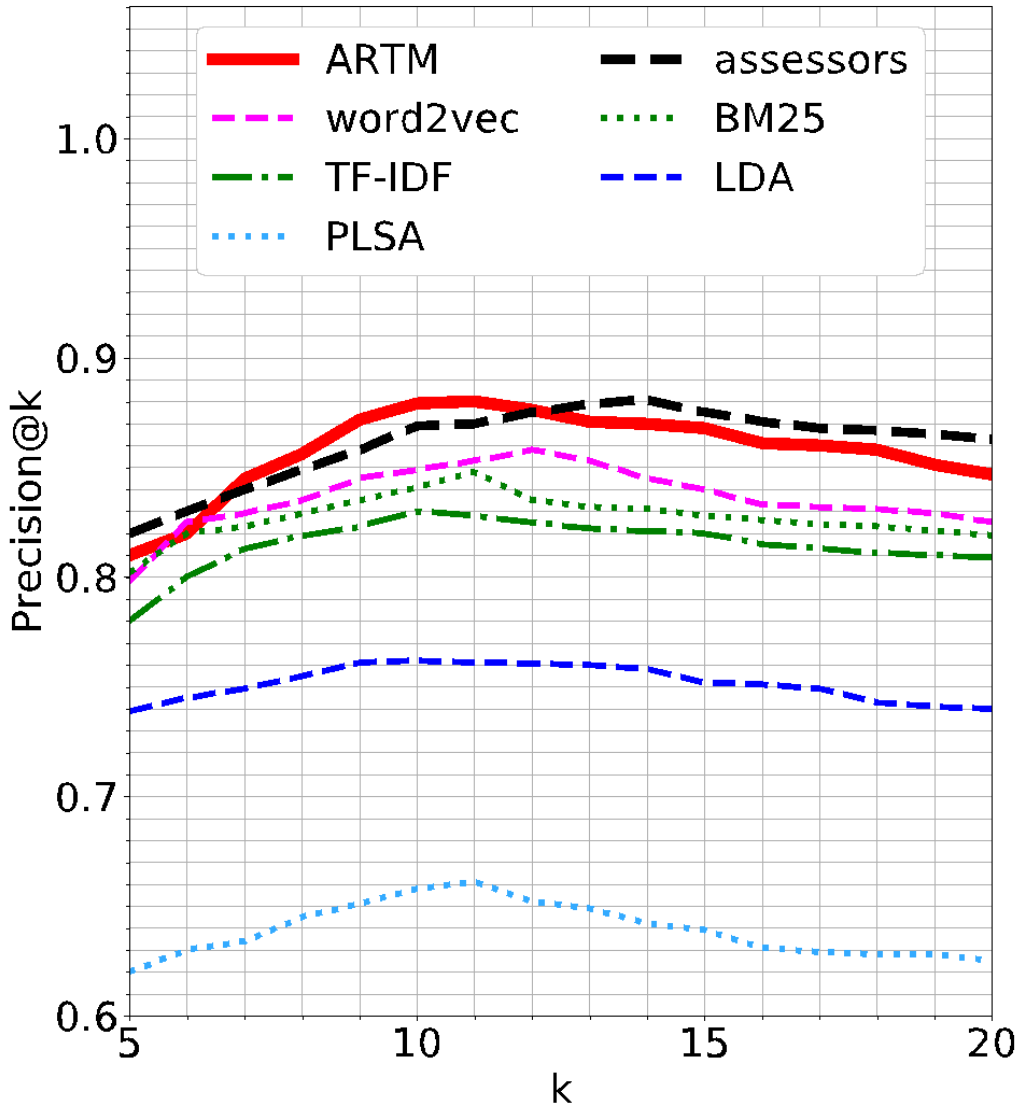
Relevant texts: exaples of services and applications which are based on IBM Watson cognitive platform, QA systems, comparison between IBM Watson and Wolfram Alpha

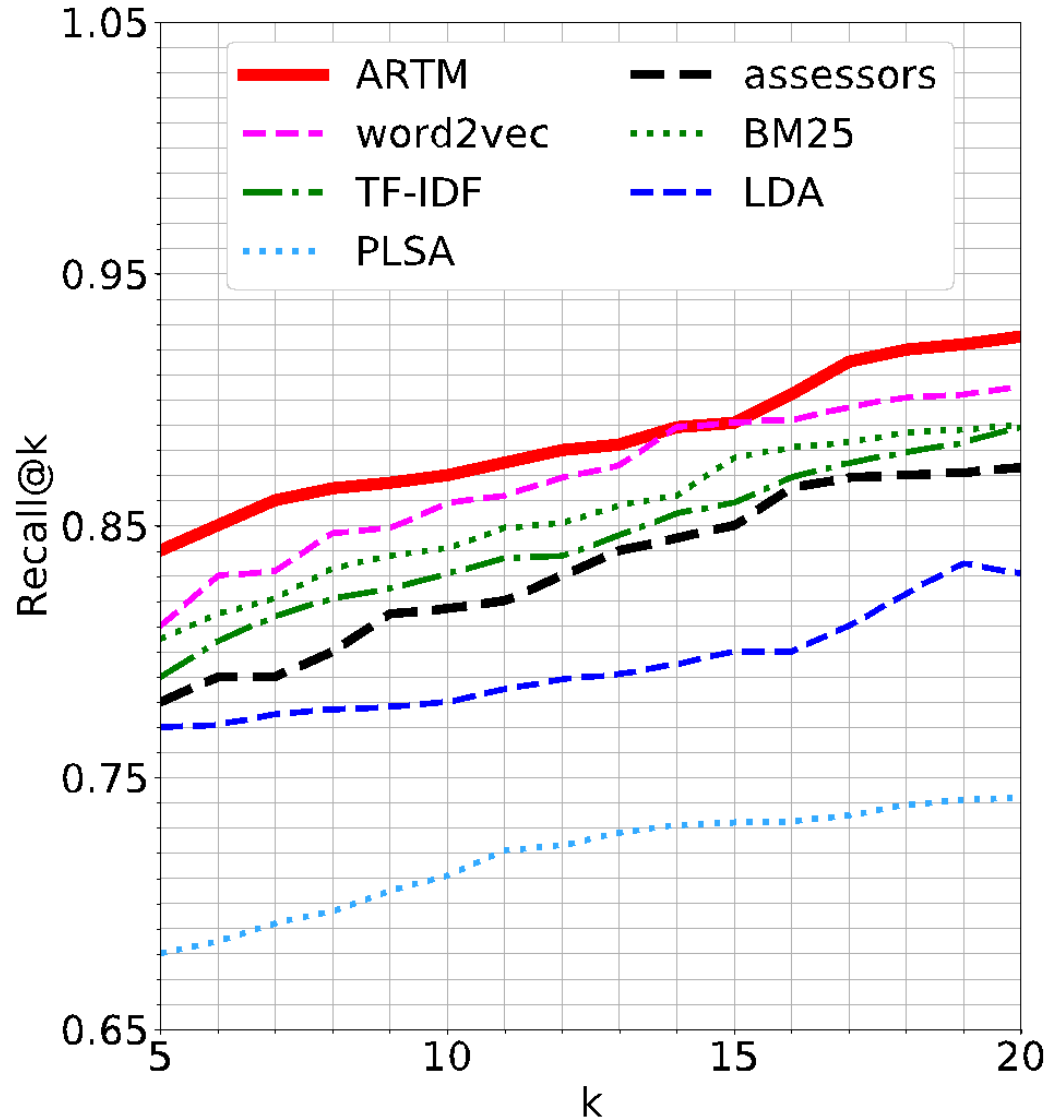
Irrelevant texts: common facts about artificial intelligence, other commercial solutions for solving business and analytic tasks.

Результаты

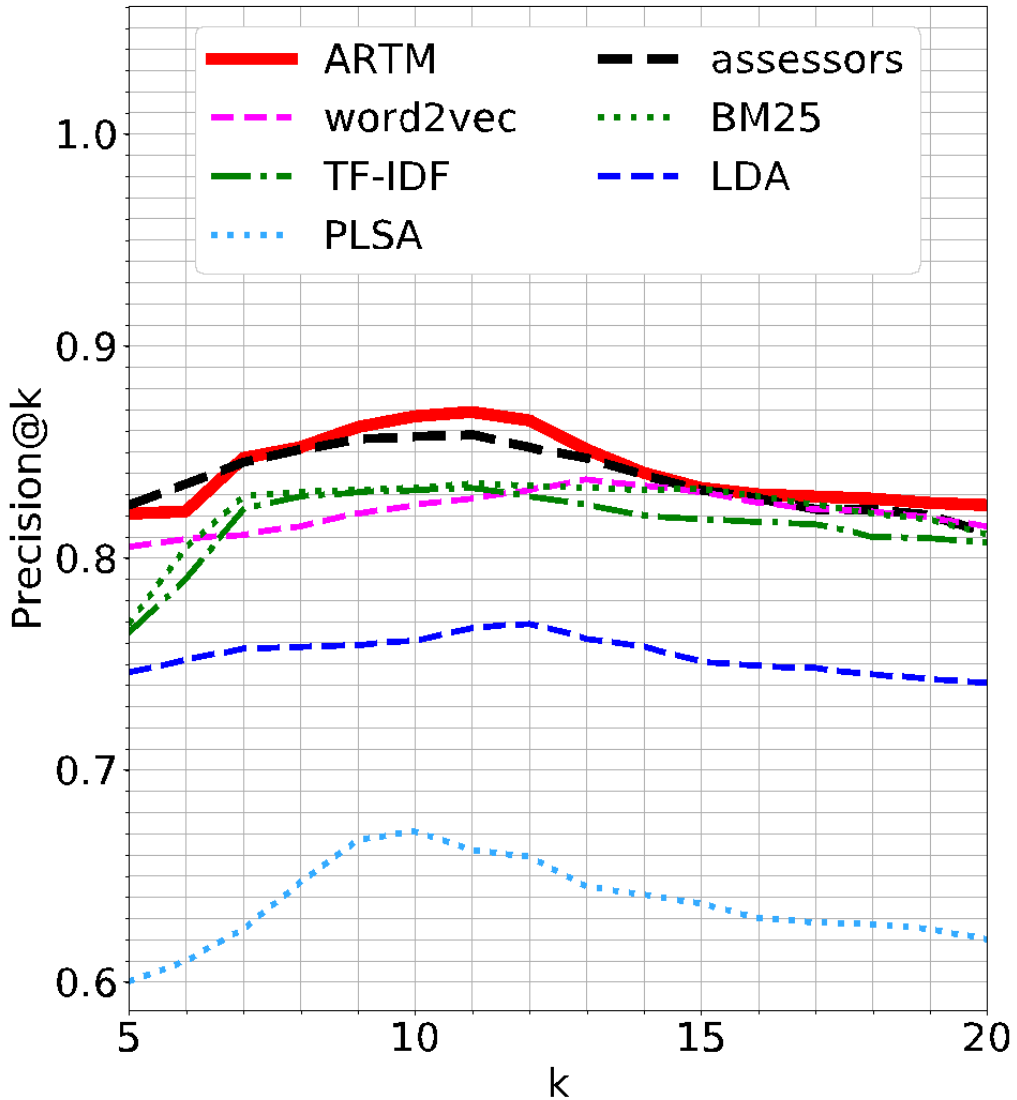
Разведочный поиск по текстовым коллекциям коллективных блогов Habrahabr и TechCrunch

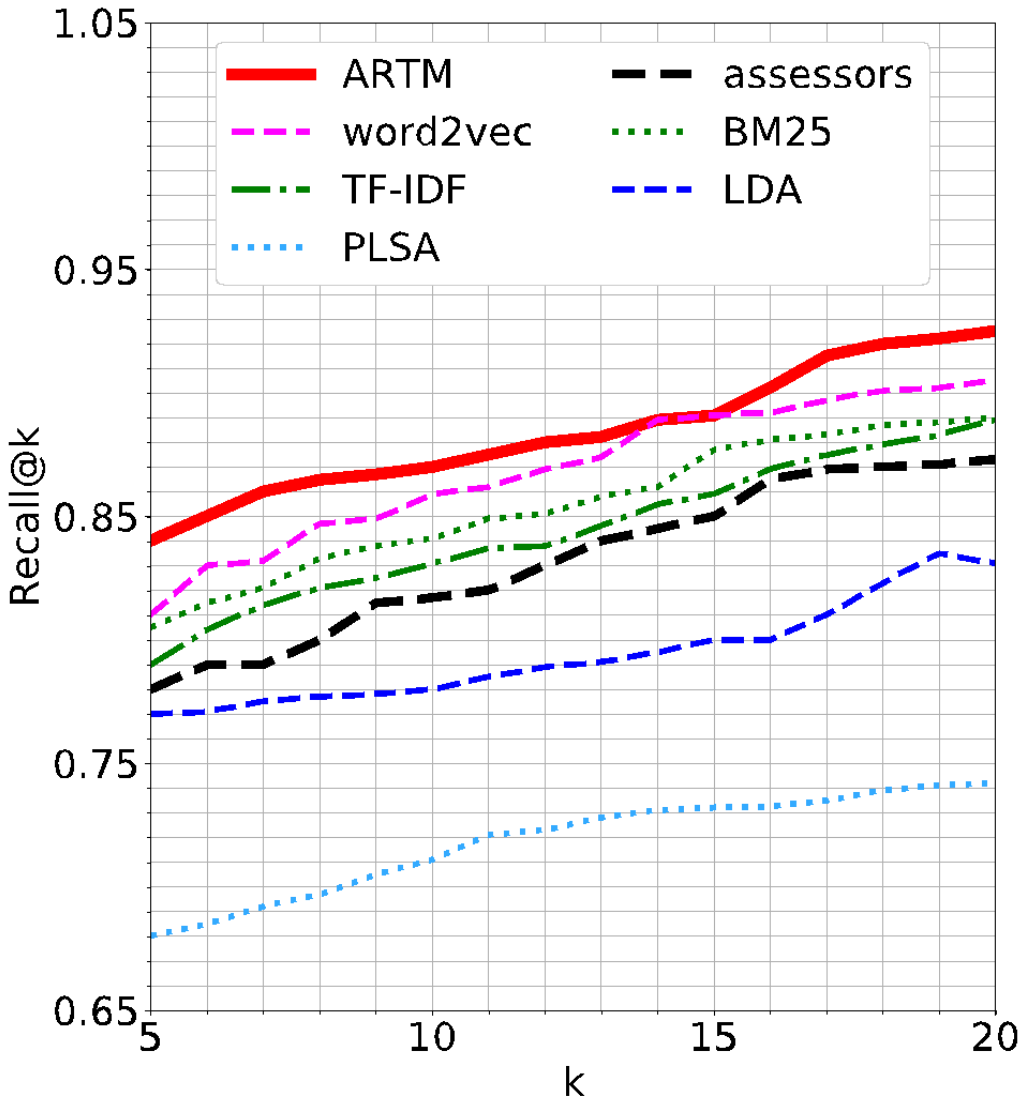
Хабр: тематический поиск vs. асессоры



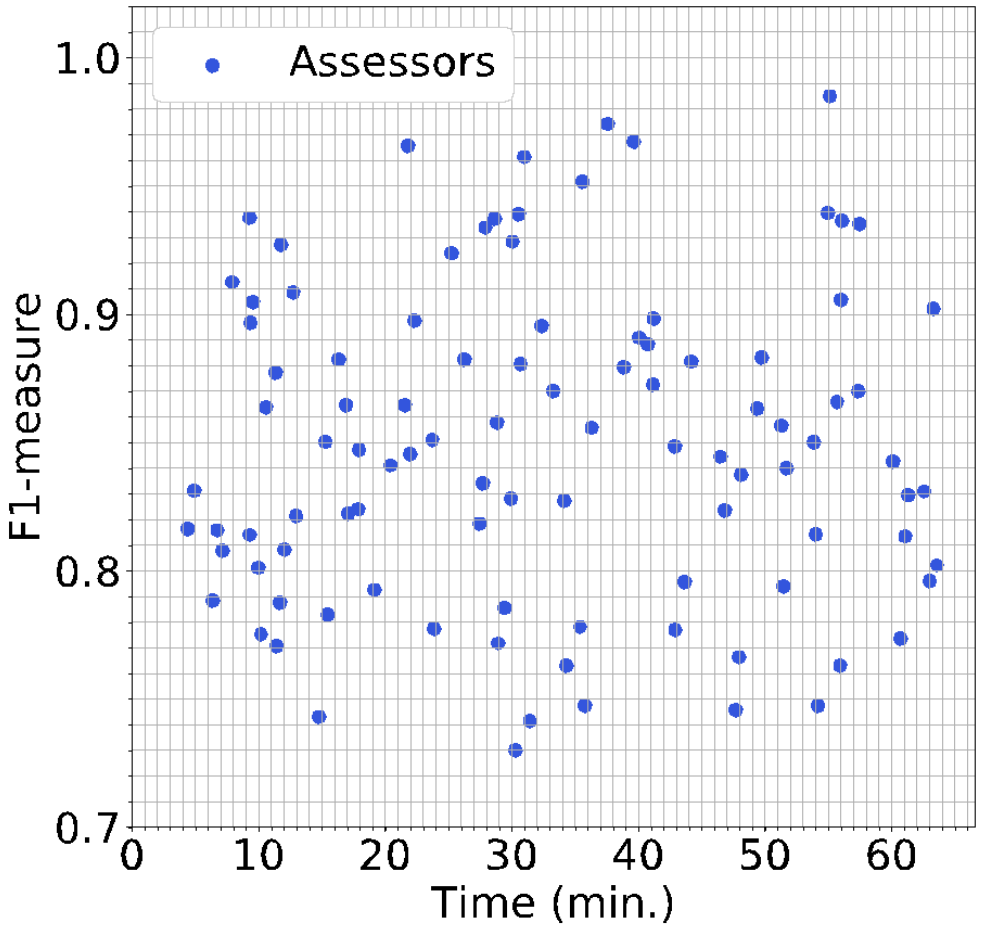


TechCrunch: тематический поиск vs. асессоры

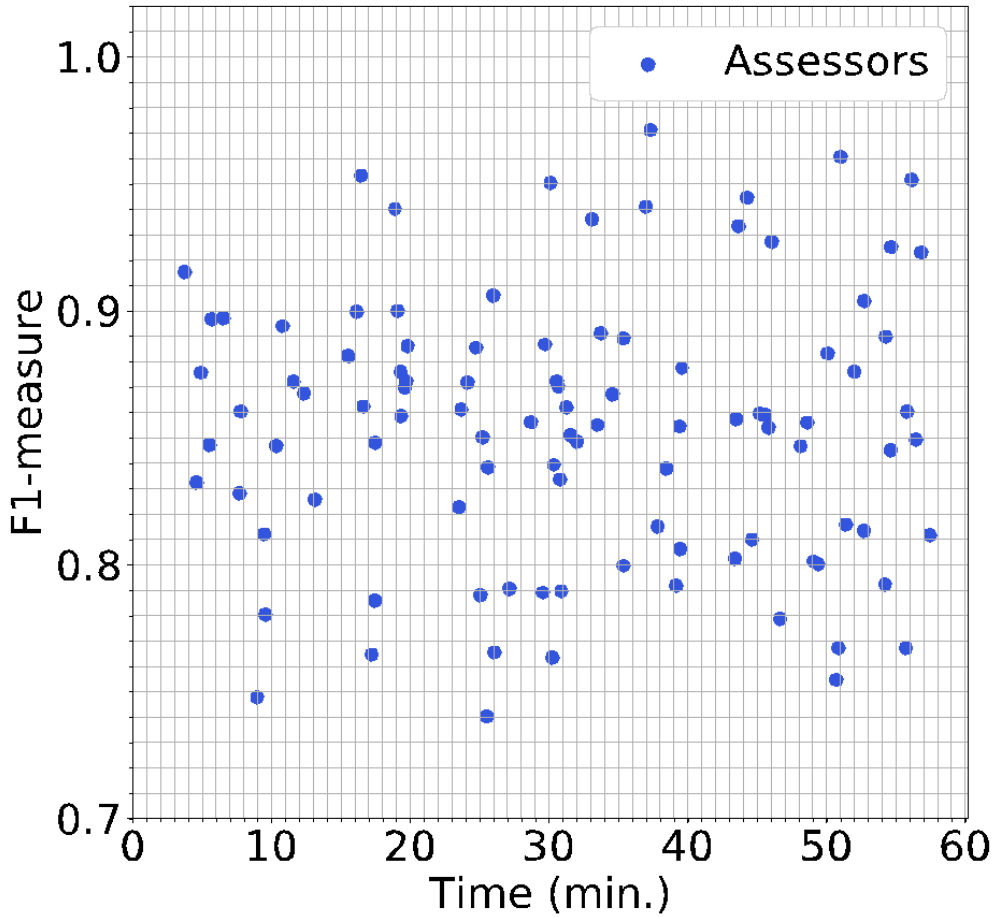




Тематический поиск: выигрыш по времени

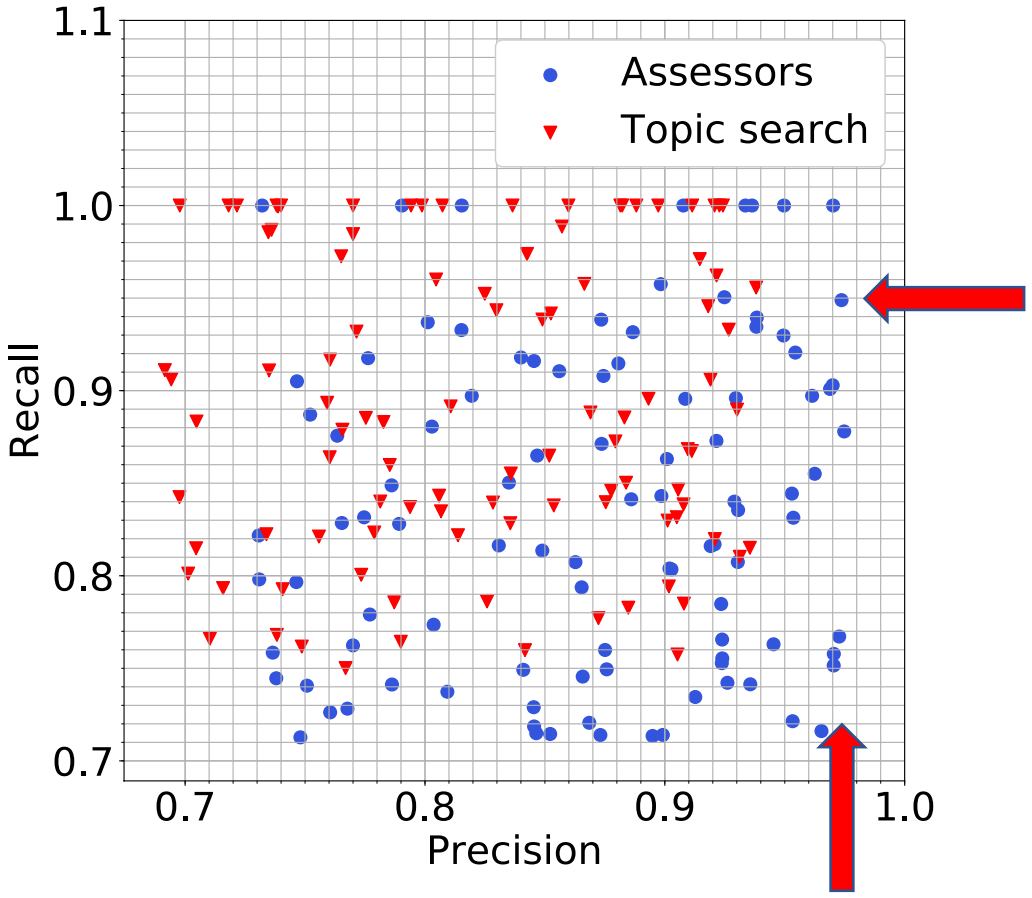


Хабрахабр

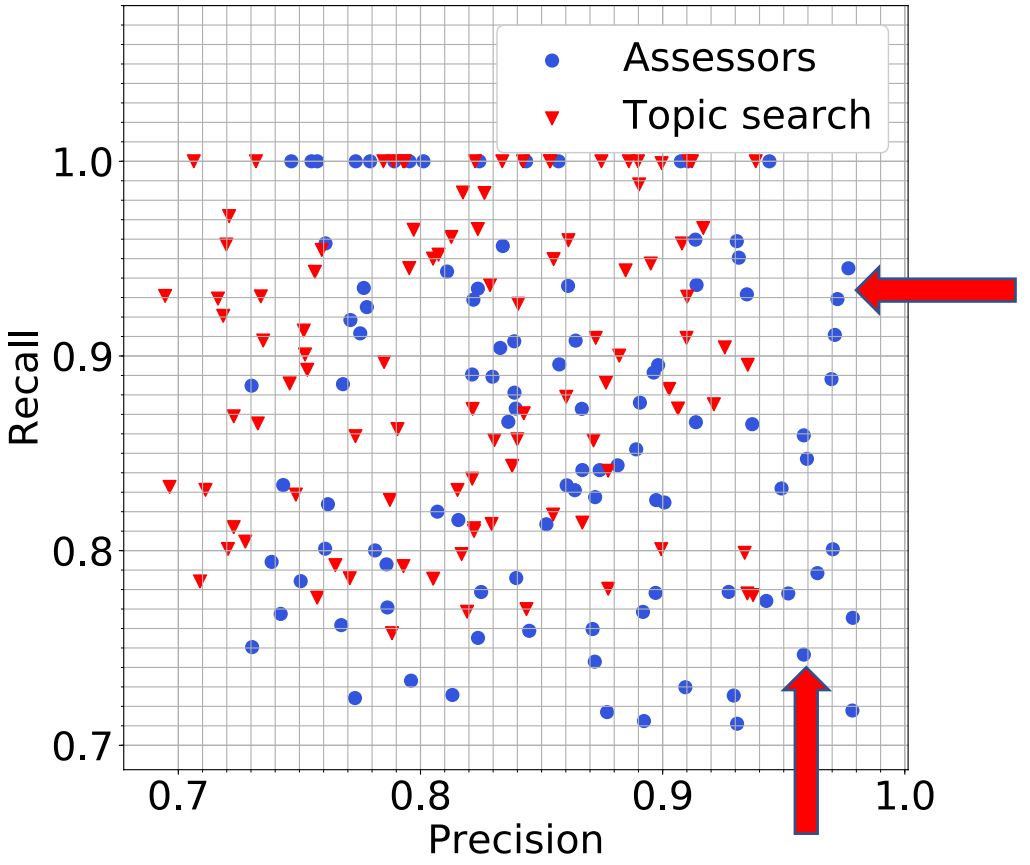


TechCrunch

Тематический поиск vs. асессоры: примеры



Хабрахабр

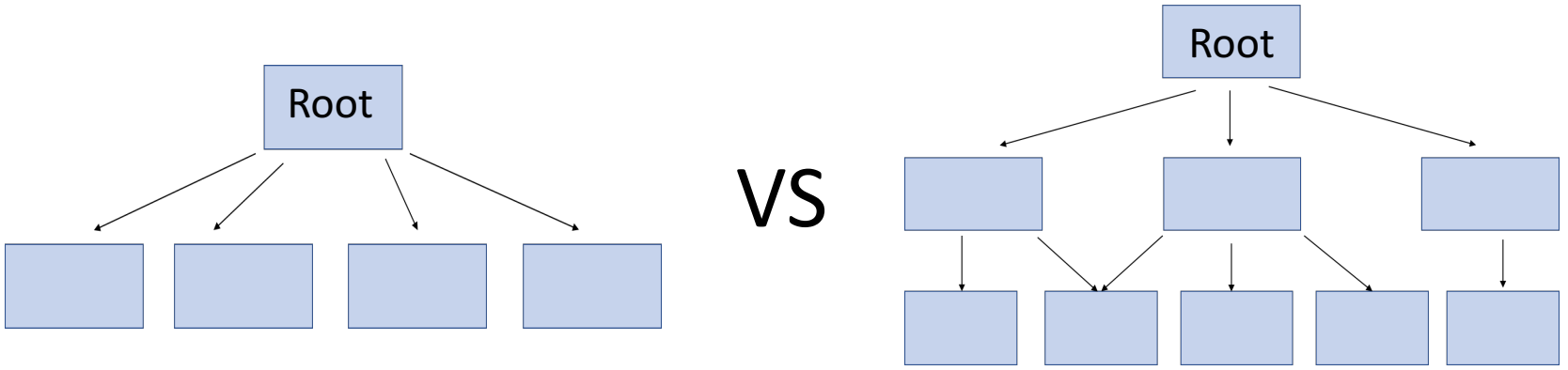


TechCrunch

Иерархические тематические модели

Как hARTM помогает искать близкие тексты?

Тематизация запроса



Иерархические модели:

- Более гибкие
- Дочерняя тема может иметь более одного родителя (дочерняя тема «Социальные сети» наследуется от «Общение» и «IT»).
- Каскадная система поиска позволяет отсеивать откровенно нерелевантные документы на первом проходе, когда размер инвертированного индекса очень маленький
- В итоговом тематическом векторе гораздо меньше мусорных тем

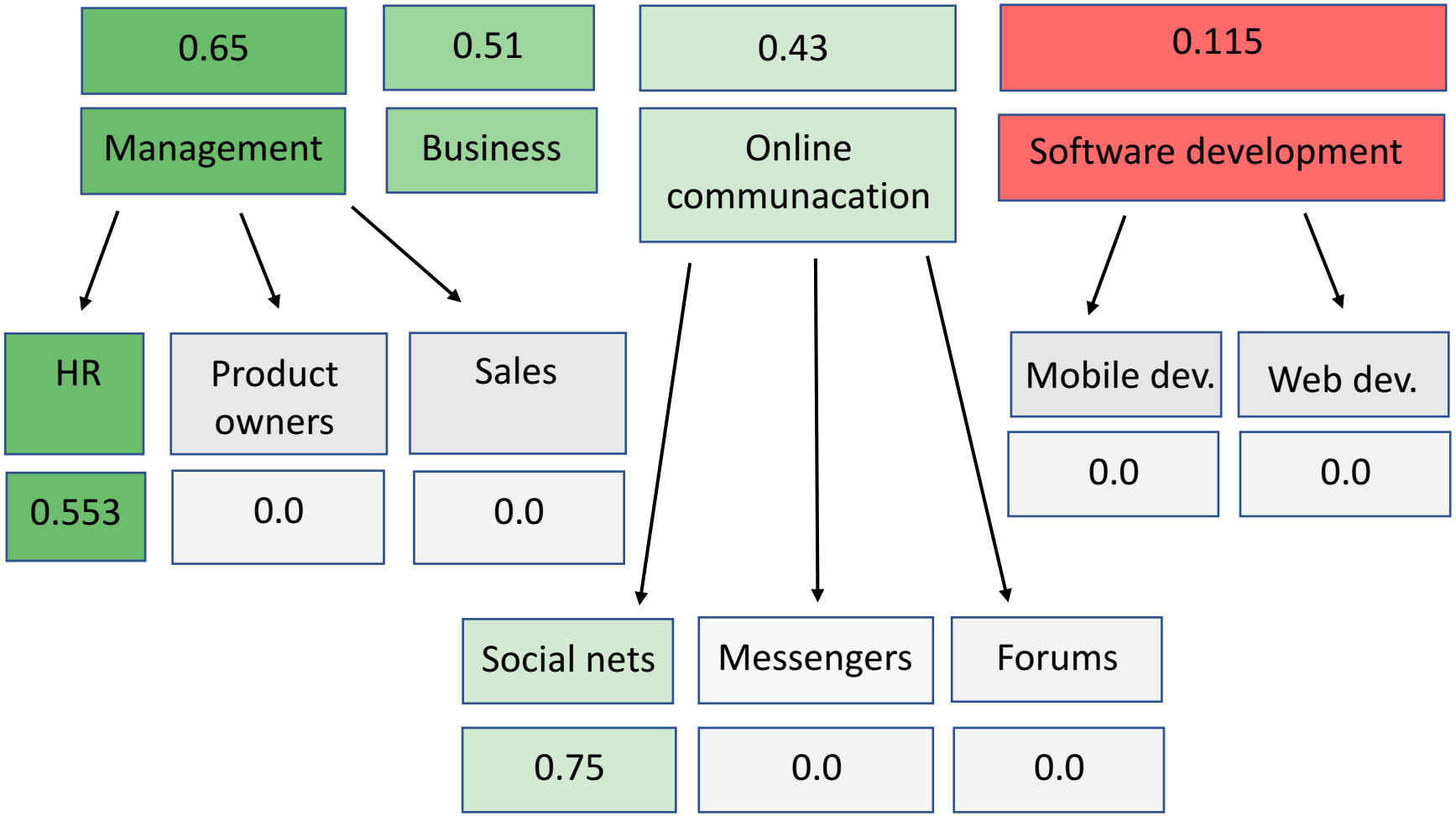
Пример тематизации запроса

LinkedIn is a professional networking site that allows its members to create business connections, search for jobs, and find potential clients.

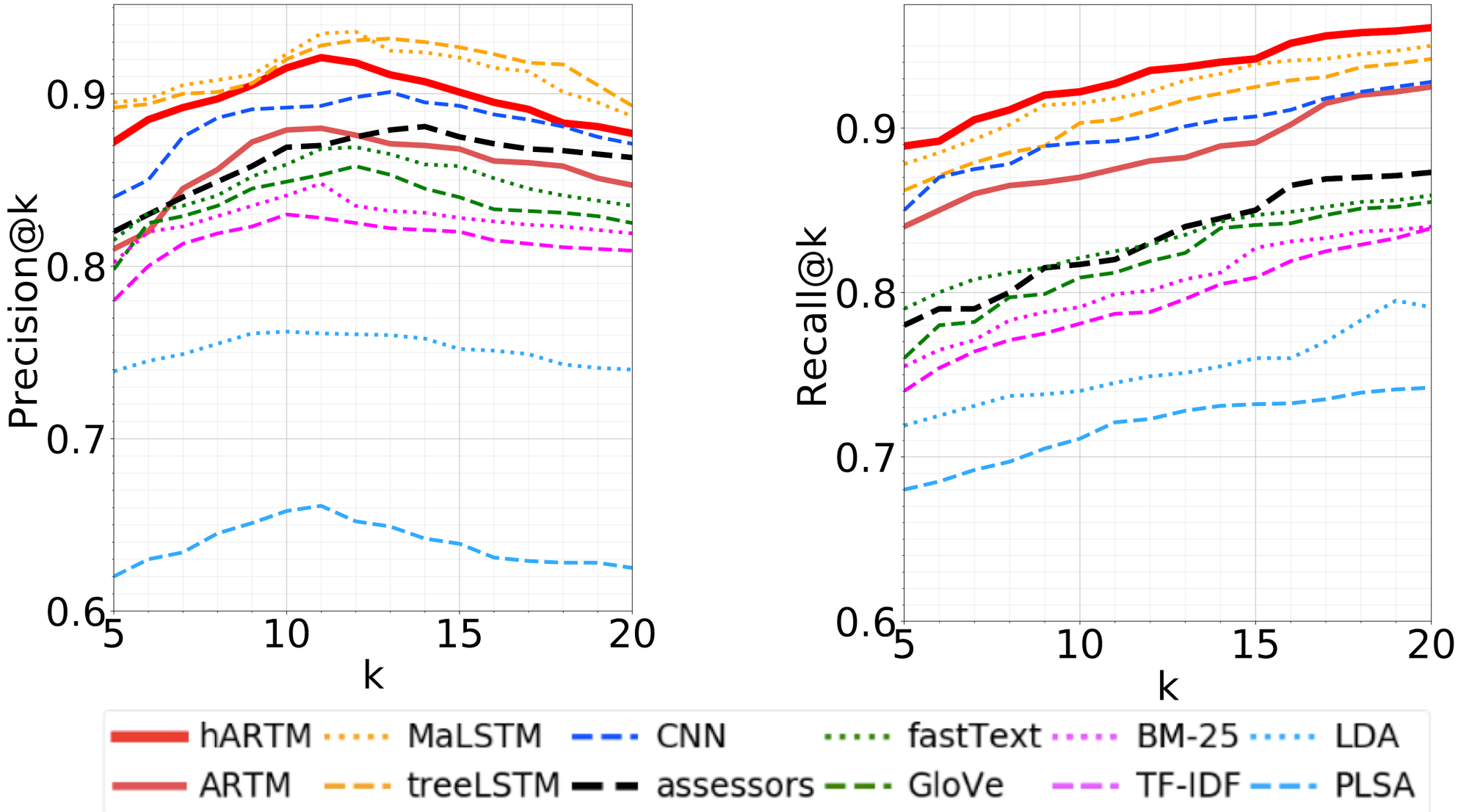
The site also enables its users to build and engage with their professional networks; access shared knowledge and insights; and find business opportunities. It offers LinkedIn mobile applications across various platforms and languages such as iOS, Android, Blackberry, Nokia Asha, and Windows Mobile; a public website that allows developers to integrate its content and services into their applications; and a set of embeddable widgets to allow web developers to include content from the company's network into their websites and applications.

HR	Business	Social nets	Mobile dev.	Web dev.
0.582	0.356	0.321	0.245	0.227

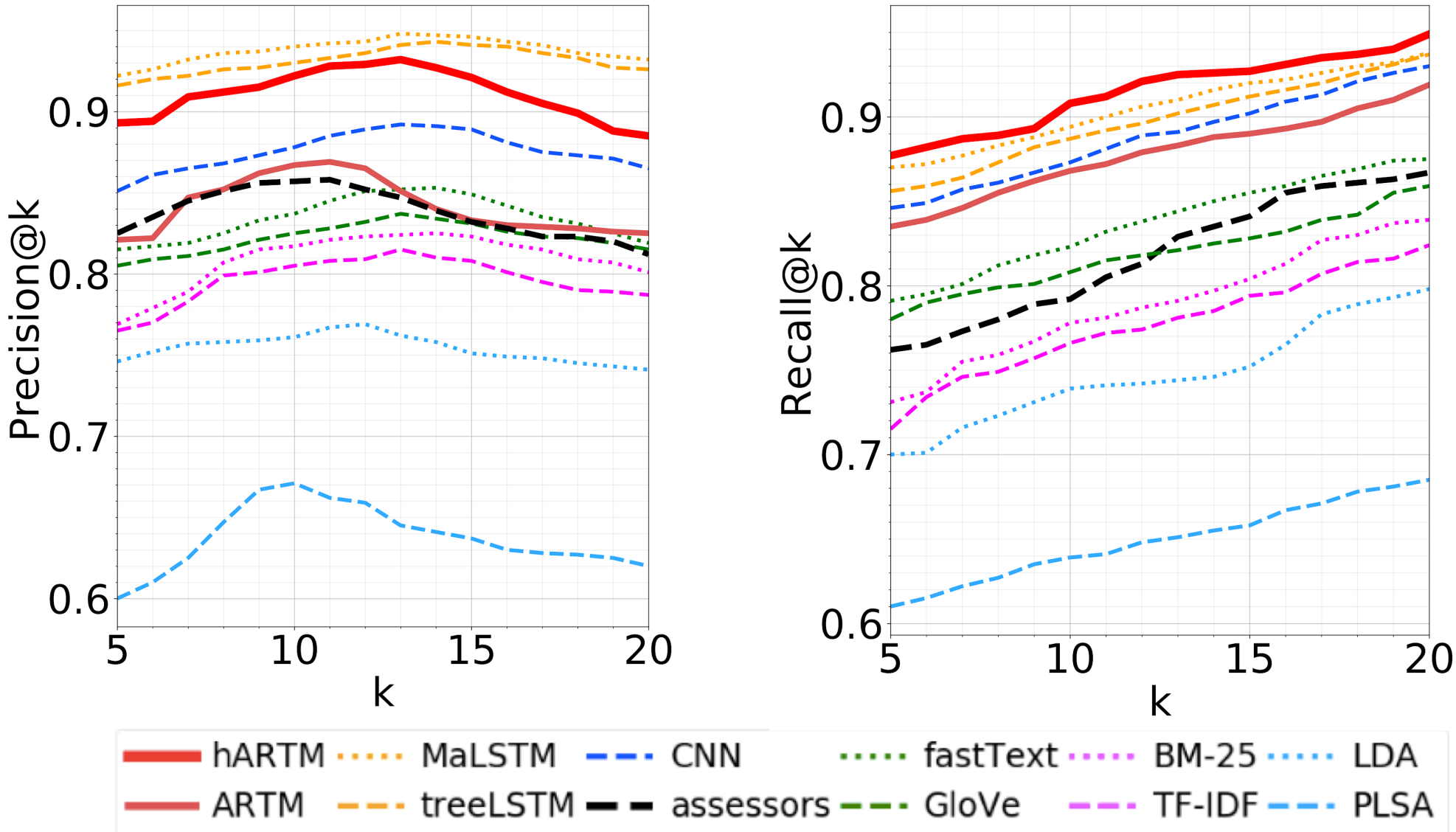
Пример тематизации запроса



Хабр: тематический поиск vs. baselines



TechCrunch: тематический поиск vs. baselines



Результаты

- Предложена технология и разработан тематический поисковик для разведочного информационного поиска
- Предложена технология оценки качества разведочного поиска (в терминах precision/recall) на основе асессорских оценок
- Автоматический тематический поиск превосходит по качеству асессорский поиск, а также дает значительный выигрыш по времени работы
- Тематический поиск дает выигрыш перед TF-IDF бейзлайном на ~15% (precision) и ~10% (recall)
- Разработанная каскадная система поиска эмулирует природу разведочного поиска, позволяя избавиться от итеративного уточнения и переформулировки запросов, что приводит к росту precision поиска более, чем на 7%

Ссылки

Статьи:

1) Ianina A., Vorontsov K. (2019, November). “Regularized Multimodal Hierarchical Topic Model for Document-by-Document Exploratory Search”. In Proceedings of the 25th IEEE FRUCT Conference: Seminar on Intelligence, Social Media and Web (ISMW)

2) Ianina, A., & Vorontsov, K. (2018, October) Multimodal topic modeling for exploratory search in collective blog. In *Intelligent Data Processing: Theory and Applications: Book of abstracts of the 12th International Conference.*

3) Ianina A., Golitsyn L., Vorontsov K. (2017, September) Multi-objective topic modeling for exploratory search in tech news // Filchenkov A., Pivovarova L., Žižka J. (eds) Artificial Intelligence and Natural Language. AINL 2017, St. Petersburg, Russia, September 20-23, 2017. — Communications in Computer and Information Science, vol 789. Springer, Cham, 2017. — pp 181–193.

4) Ianina, A., & Vorontsov, K. (2016, October) Multimodal topic modeling for exploratory search in collective blog. In *Intelligent Data Processing: Theory and Applications: Book of abstracts of the 11th International Conference* (pp.186-187).

5) Янина, А. О., & Воронцов, К. В. (2016, September). Мультимодальные тематические модели для разведочного поиска в коллективном блоге. *Машинное обучение и анализ данных*, *2*(2), 173-186.

6) Vorontsov, K., Frei, O., Apishev, M., Romov, P., Suvorova, M., & Yanina, A. (2015, October). Non-Bayesian additive regularization for multimodal topic modeling of large collections. In *Proceedings of the 2015 Workshop on Topic Models: Post-Processing and Applications* (pp. 29-37), International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM), ACM.

7) Vorontsov, K., Frei, O., Apishev, M., Romov, P., & Dudarenko, M. (2015, April). Bigartm: Open source library for regularized multimodal topic modeling of large collections. In *International Conference on Analysis of Images, Social Networks and Texts* (pp. 370-381). Springer, Cham.

Вопросы?

Регуляризованные мультимодальные иерархические тематические модели для разведочного поиска документов по документам

Янина Анастасия (yanina@phystech.edu)

Воронцов Константин Вячеславович (vokov@forecsys.ru)

МФТИ

BigARTM