О некоторых технологиях информационного поиска в текстовых массивах

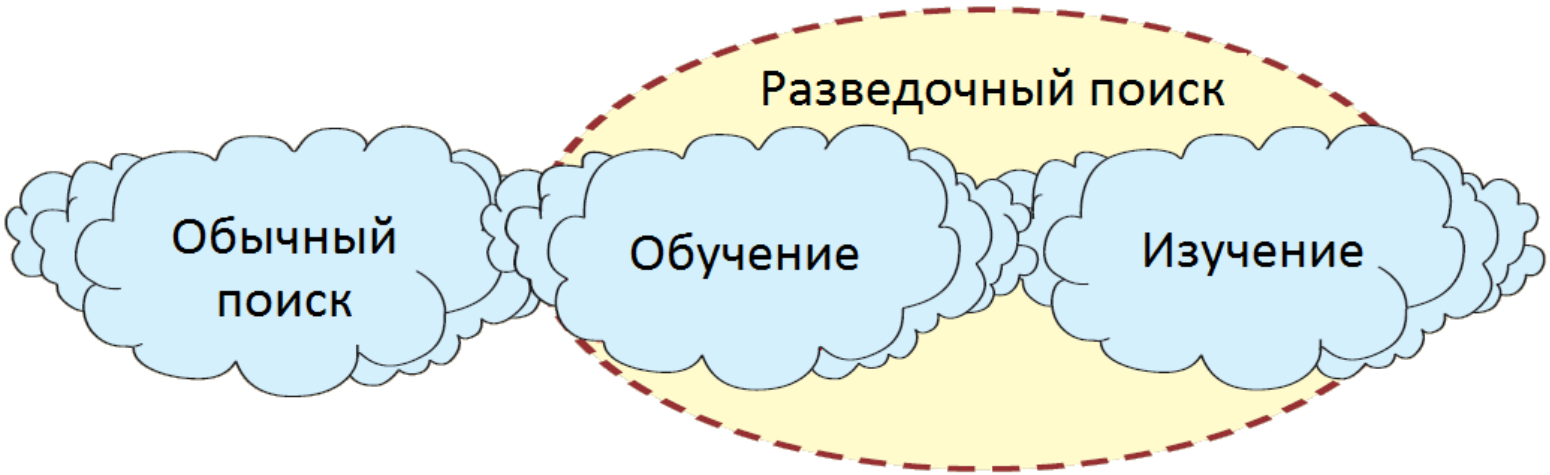
Воронцов Константин Вячеславович
зав. лаб. Машинного интеллекта и семантического анализа Института ИИ МГУ; проф., и.о. зав. каф. ММП ВМК МГУ; проф., зав. каф. МОЦГ МФТИ; г.н.с. ФИЦ ИУ РАН

Круглый стол ВНИИДАД «Практические задачи внедрения технологий искусственного интеллекта в деятельность архивов»
• 10 апреля 2023 •

Содержание

Концепция разведочного поиска (exploratory search)

- пользователь может не знать ключевых терминов
- запросом может быть текст произвольной длины
- информационная потребность — систематизация знаний



навигация в сети,	самообразование,	исследование,
поиск фактов,	тематический поиск	экспертиза,
упоминаний,	систематизация	реферирование,
конкретных ответов	знаний	мониторинг тем

Gary Marchionini. Exploratory Search: from finding to understanding. 2006.

Концепция проекта «Мастерская знаний»

«Огромное и все возрастающее богатство знаний разбросано сегодня по всему миру. Этих знаний, вероятно, было бы достаточно для решения всего громадного количества трудностей наших дней, но они рассеяны и неорганизованы. Нам необходима очистка мышления в *своеобразной мастерской*, где можно получать, сортировать, суммировать, усваивать, разъяснять и сравнивать знания и идеи»
— *Герберт Уэллс, 1940*

"An immense and ever-increasing wealth of knowledge is scattered about the world today; knowledge that would probably suffice to solve all the mighty difficulties of our age, but it is dispersed and unorganized. We need a sort of mental clearing house for the mind: a depot where knowledge and ideas are received, sorted, summarized, digested, clarified and compared"
— *Herbert Wells, 1940*

От поиска информации к «Мастерской знаний»

Недостатки обычного поиска:

- как искать новые знания?
- что делать с найденным?

Мастерская знаний — инструментарий для автоматизации последующих этапов работы с профессиональными знаниями:

- ищу – чтобы накапливать
- накапливаю – чтобы анализировать
- анализирую – чтобы понимать
- понимаю – чтобы применять и передавать

Эти задачи связаны с *автоматической обработкой текстов* (только применение знаний остаётся за пределами системы)

Концепция сервисов «Мастерской знаний»

Подборка — долгосрочный поисковый интерес пользователя

Поисково-рекомендательные функции:

- поиск тематически близких документов по подборке
- мониторинг новых документов для подборки
- контекстные рекомендации по документу из подборки

Аналитические функции:

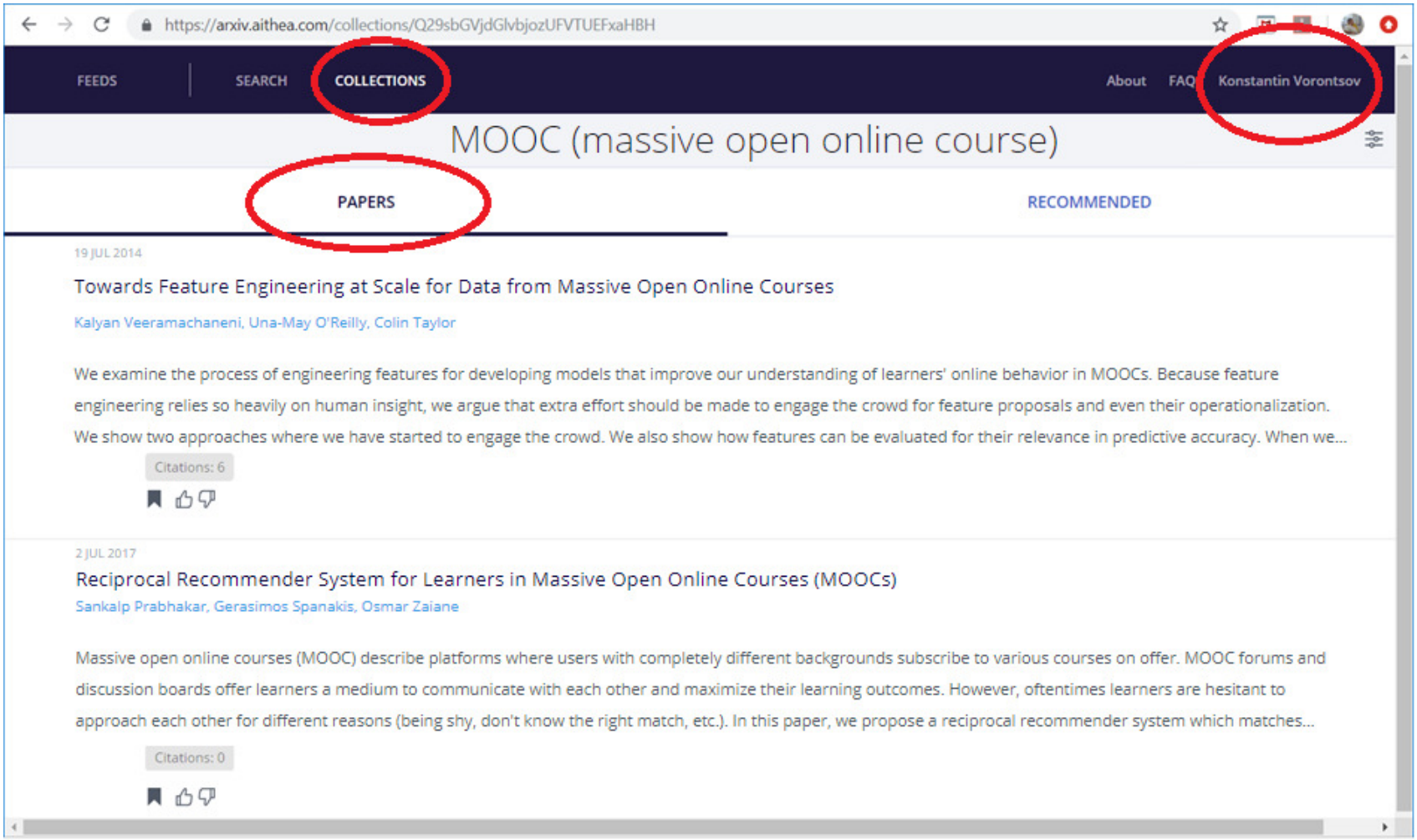
- автоматизация реферирования подборки
- кластеризация трендов, аспектов, отношений в подборке
- рекомендация порядка чтения внутри подборки
- выделение «важных мест» в документе из подборки

Коммуникативные функции:

- совместное составление и использование подборок
- интерактивная визуализация и инфографика по подборке

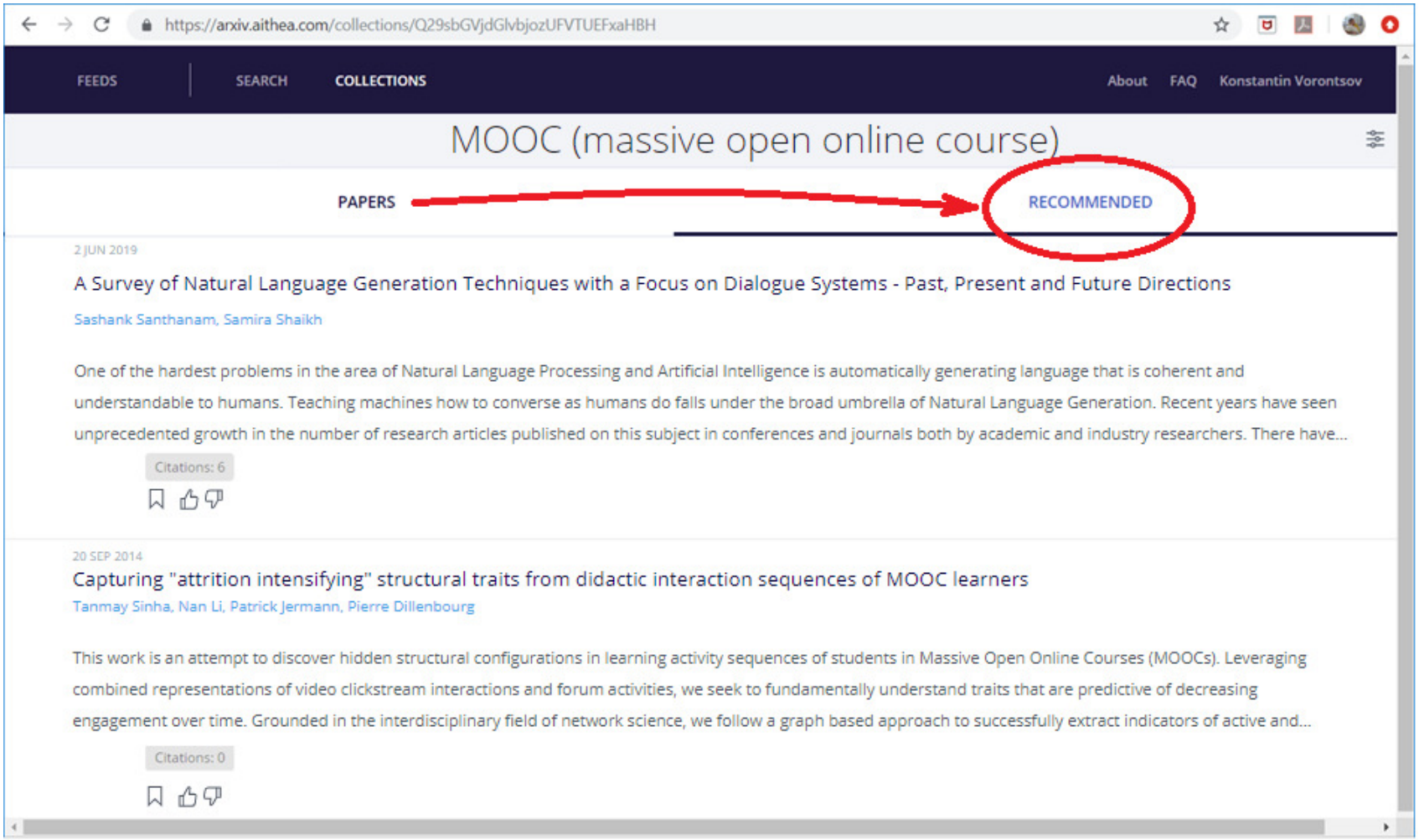
Прототип поисково-рекомендательной системы

Тематическая подборка пользователя:



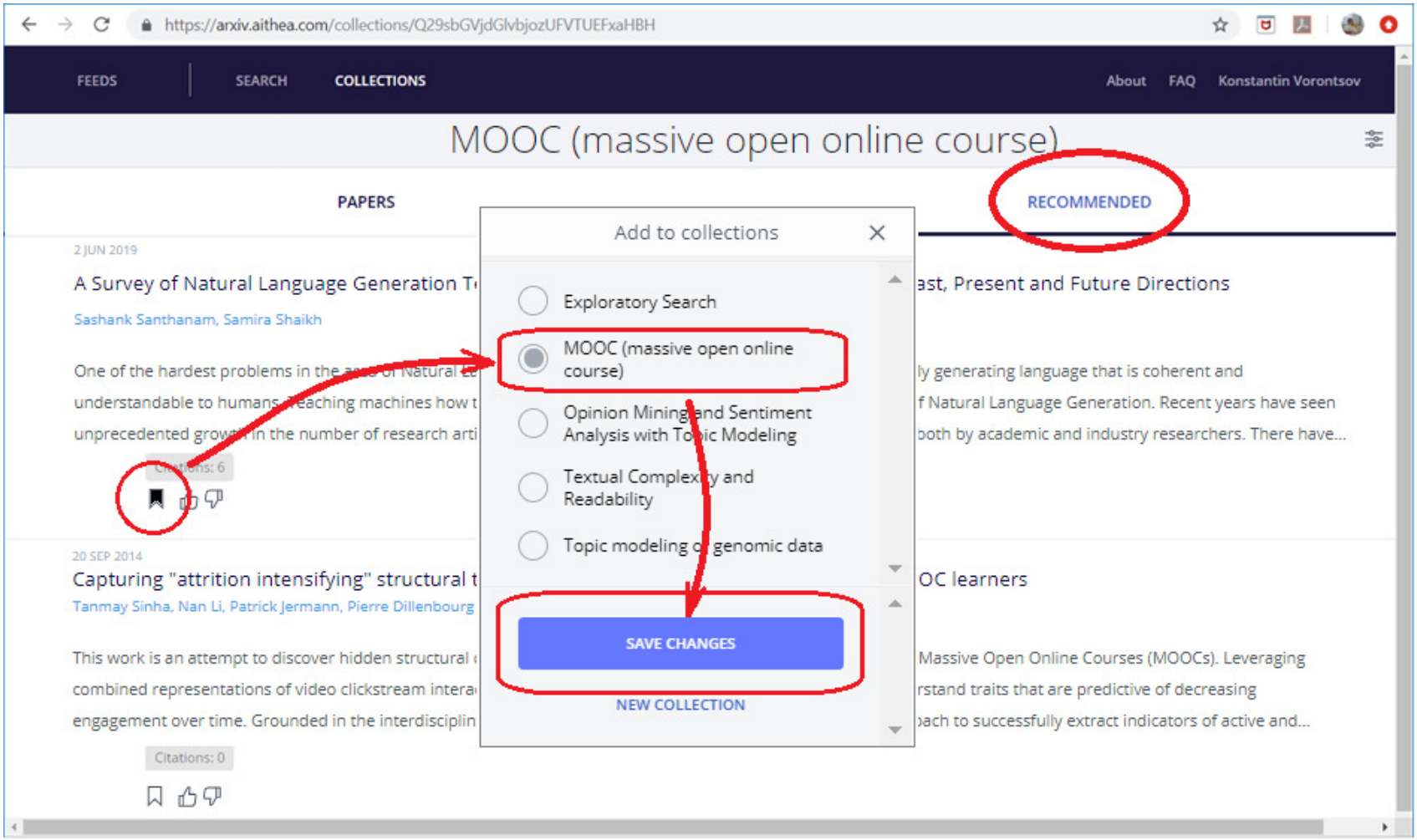
Прототип поисково-рекомендательной системы

Список статей, рекомендуемых для добавления в подборку:



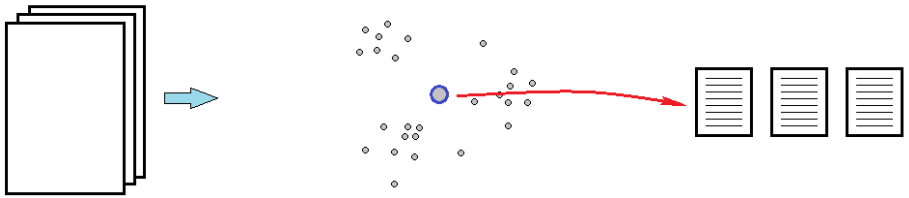
Прототип поисково-рекомендательной системы

Добавление статьи из списка рекомендаций в подборку:

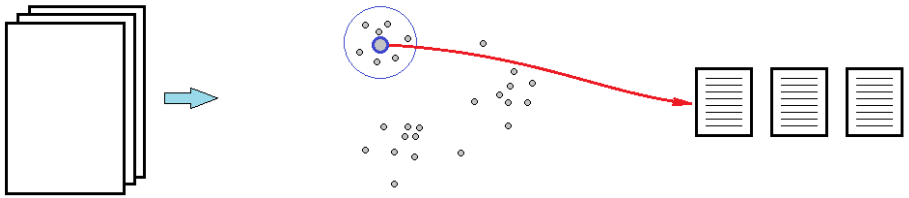


Стратегии поиска документов по тематическим векторам

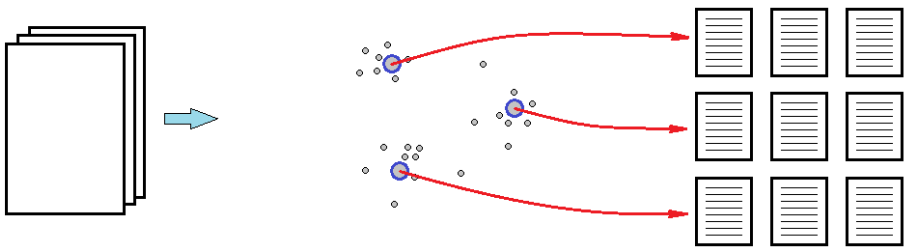
Поиск по среднему вектору подборки (неудачная стратегия):



Поиск по части подборки, близкой к выбранному документу:

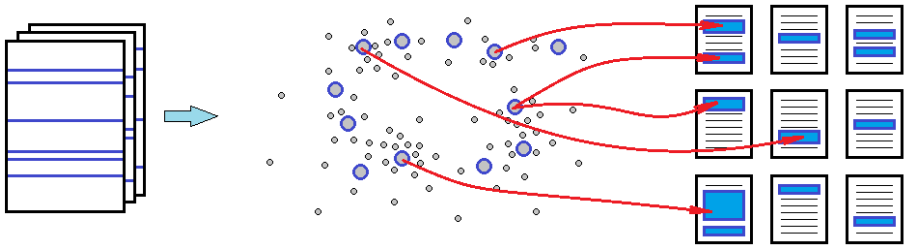


Поиск по тематике кластеров, на которые делится подборка:

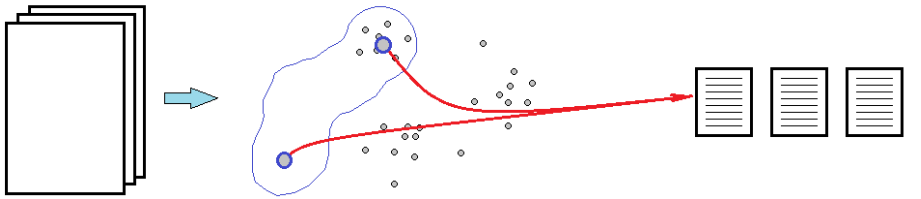


Стратегии поиска документов по тематическим векторам

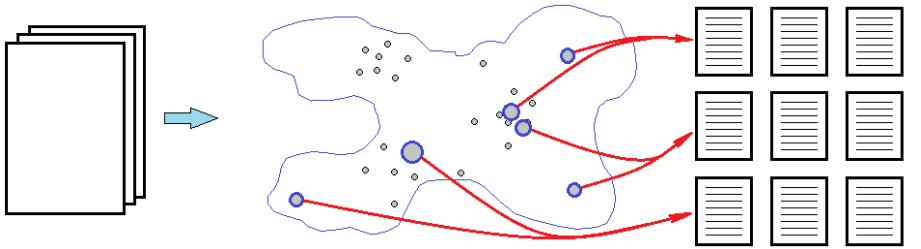
Поиск по тематике сегментов документов подборки:



Поиск по тематике, смежной для части подборки:

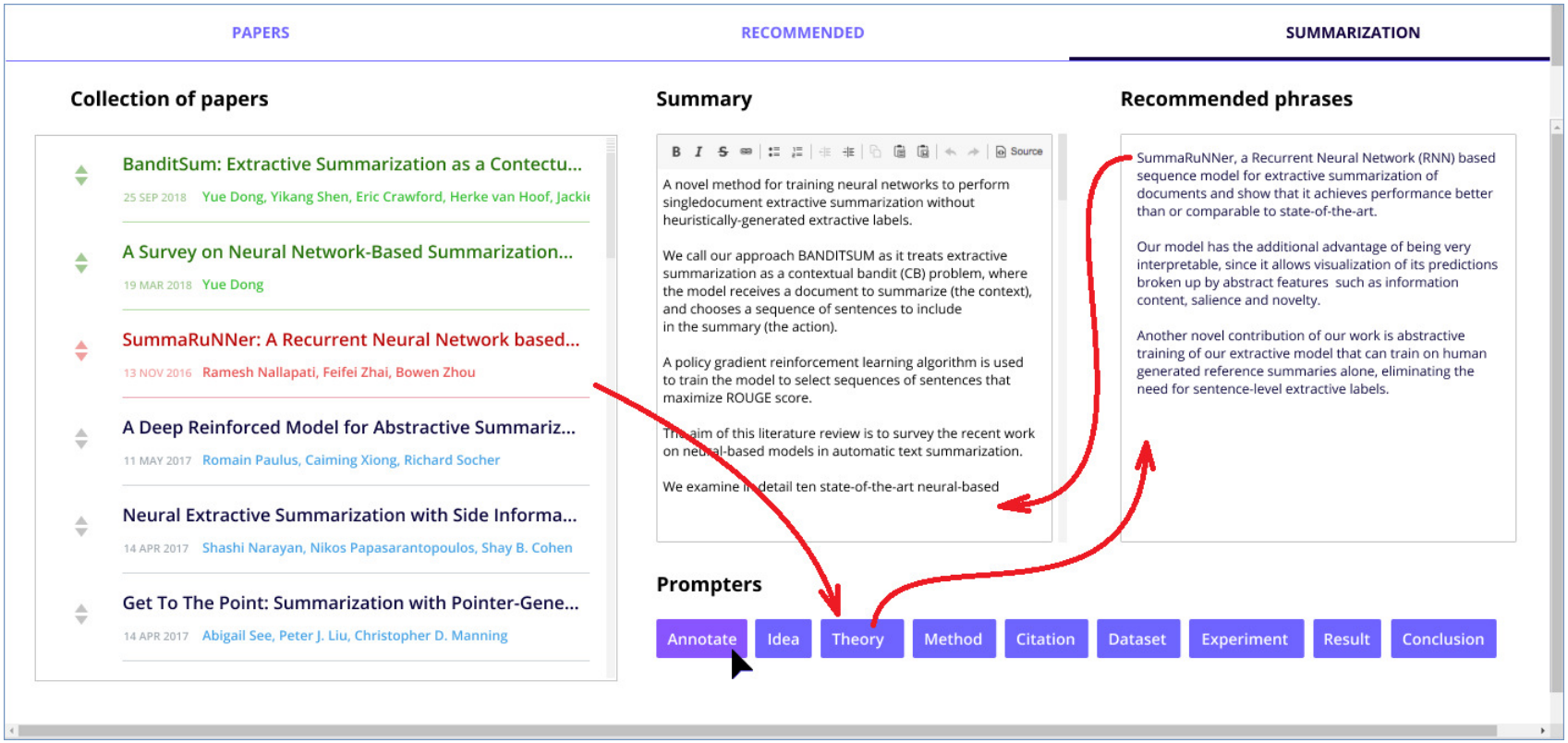


Поиск по тематике, смежной для всей подборки:



Полуавтоматическое реферирование тематических подборок

Рекомендации фраз для реферата с помощью суфлёров:



А.Власов. Методы полуавтоматической суммаризации подборок научных статей. 2020. ФУПМ МФТИ.

С.Крыжановская. Технология полуавтоматической суммаризации тематических подборок научных статей. 2022. ВМК МГУ.

Концепция MAHS (Machine Aided Human Summarization)

1. **Система** рекомендует *сценарий реферата* — список статей подборки, ранжированный в порядке упоминания
2. **Пользователь** может скорректировать сценарий в соответствии со своими целями и творческим замыслом
3. В цикле по ранжированному списку статей подборки:
   - **пользователь** запрашивает аспекты статьи у суфлёров: «как другие авторы ссылаются на эту статью», «цель», «идея», «подход», «достижение», «недостаток», «результат», «вывод» и т.д.
   - **суфлёр** выдаёт ранжированный список найденных фраз
   - **пользователь** добавляет фразу из поисковой выдачи и корректирует её в соответствии с целями и замыслом

А.Власов. Методы полуавтоматической суммаризации подборок научных статей. 2020. ФУПМ МФТИ.

С.Крыжановская. Технология полуавтоматической суммаризации тематических подборок научных статей. 2022. ВМК МГУ.

Полуавтоматическое реферирование тематических подборок

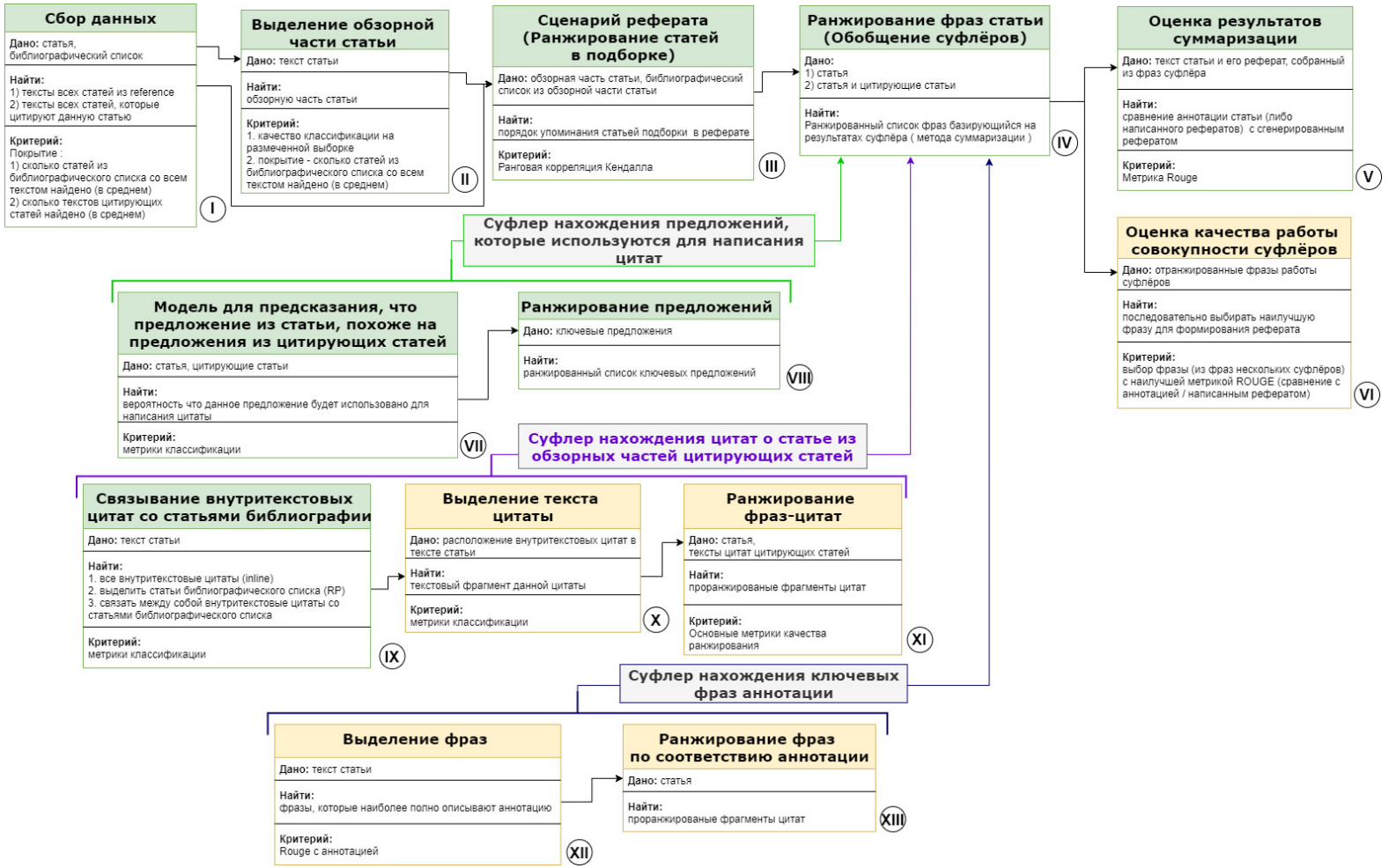
Задачи машинного обучения для MAHS:

1. Формирование обучающей выборки: paper $\rightarrow$ (refs, survey)
2. Ранжирование статей подборки для сценария реферата
3. Выбор релевантных фраз из текста статьи для суфлёра
4. Ранжирование выбранных фраз для каждого суфлёра
5. Выбор начала и конца контекста фразы, в частности, выбор релевантного контекста вокруг ссылки:

Few contextual citation graphs are publicly available. The ACL Anthology Network (AAN) (Radev et al., 2009) is one such contextual citation graph built from the ACL Anthology corpus (Bird et al., 2008), consisting of 24.6K papers manually augmented with citation information. CiteSeer (Giles et al., 1998) provides a large corpus consisting of 1.0M papers with full text and bibliography entries parsed from PDFs. Saier and Farber (2019) introduces a contextual citation graph of approximately 1.0M arXiv papers with full text LaTeX parses where citations are linked to papers in the Microsoft Academic Graph.

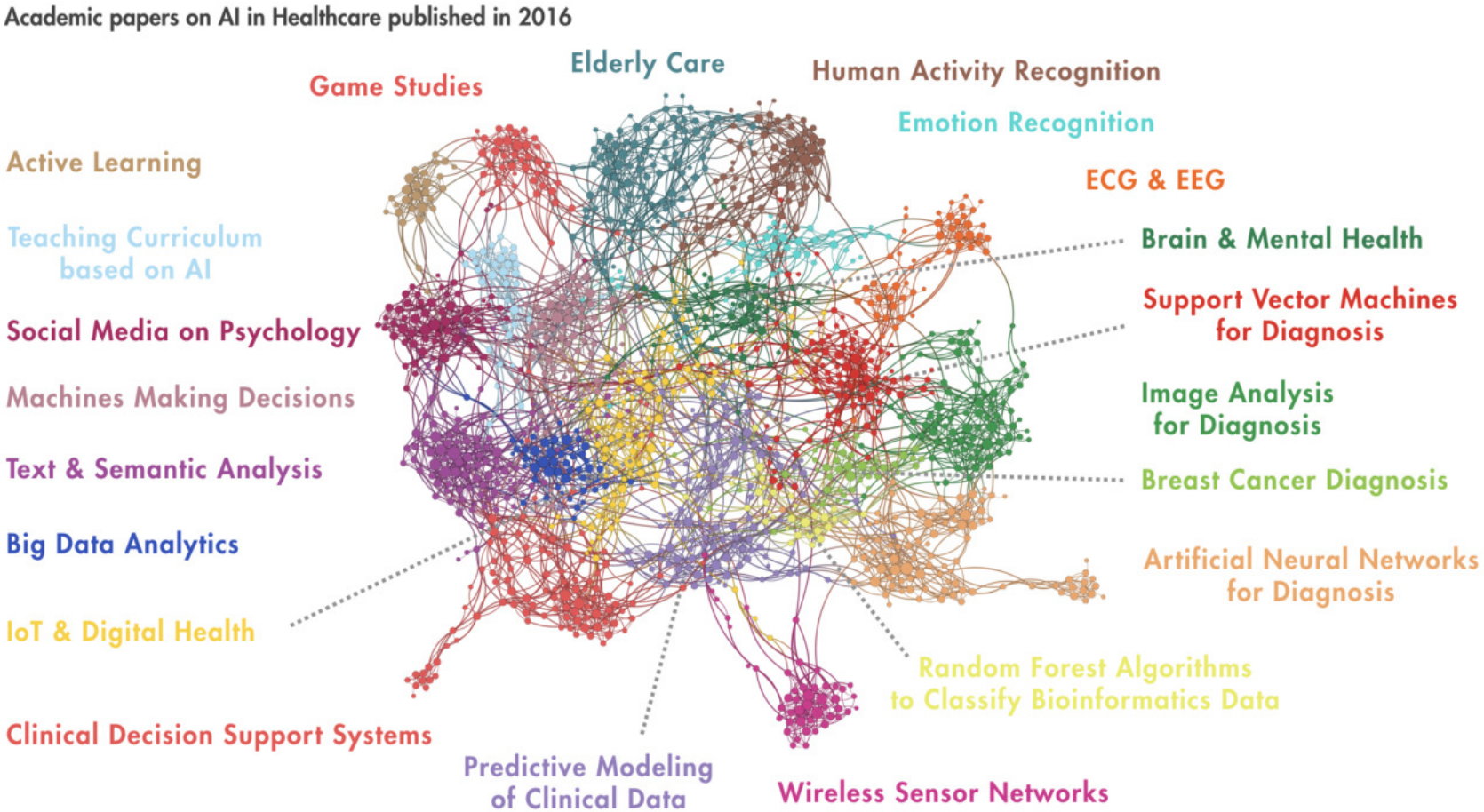
M. Yasunaga et al. ScisummNet: A large annotated corpus and content-impact models for scientific paper summarization with citation networks. 2019.

Полная систематизация задачи машинного обучения для MAHS



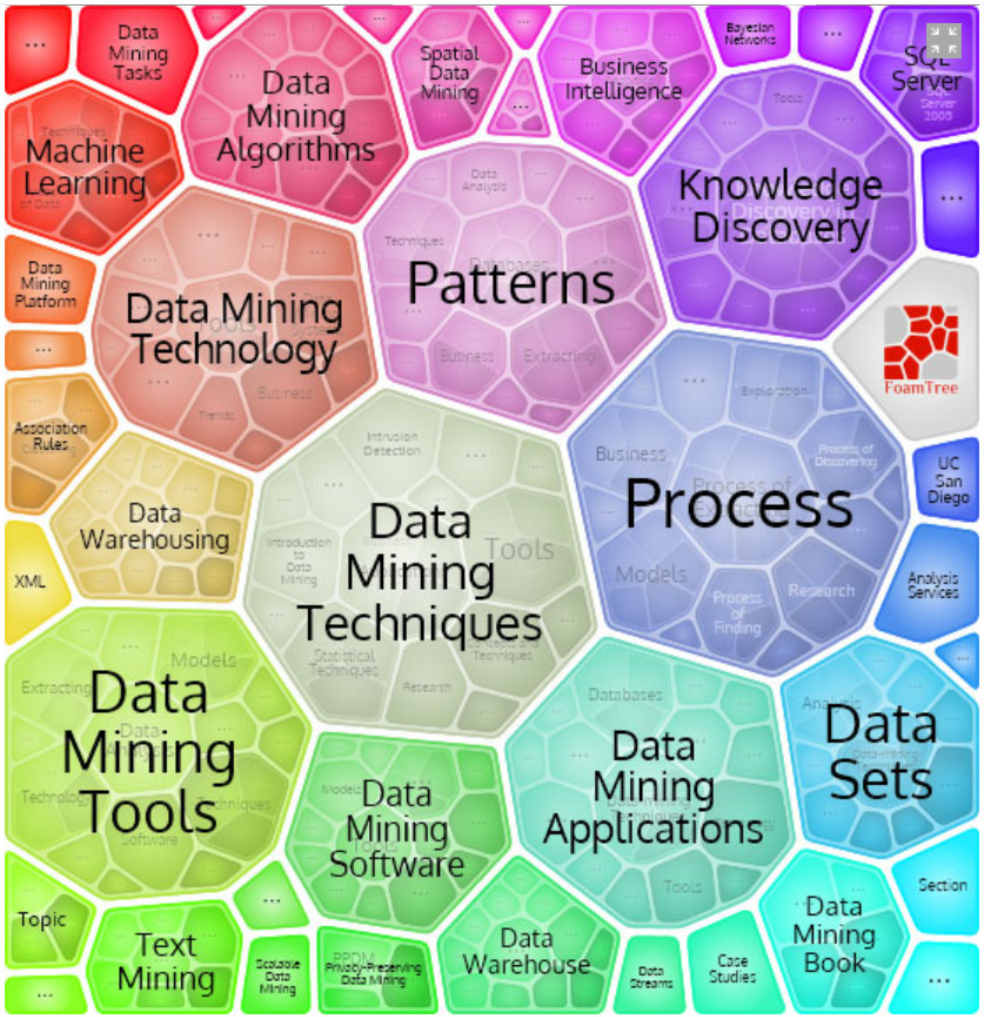
А.Власов. Методы полуавтоматической суммаризации подборок научных статей. 2020. ФУПМ МФТИ.

Пример тематической карты «ИИ в биомедицине»



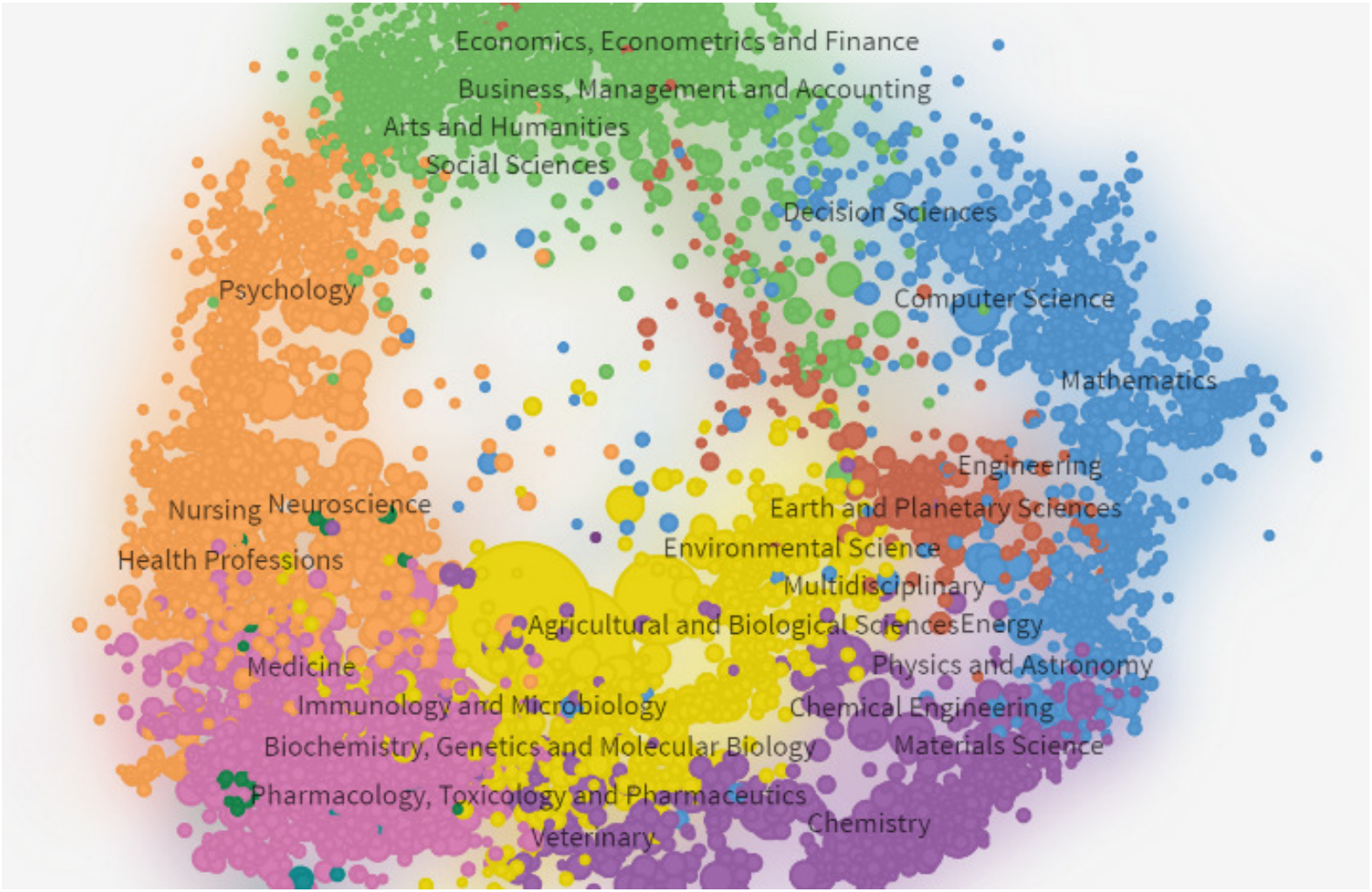
C.Folgar, J.McCuan. The 3 most-cited studies in healthcare and AI. Quid, 2017.

Пример иерархической карты области *Data Mining*



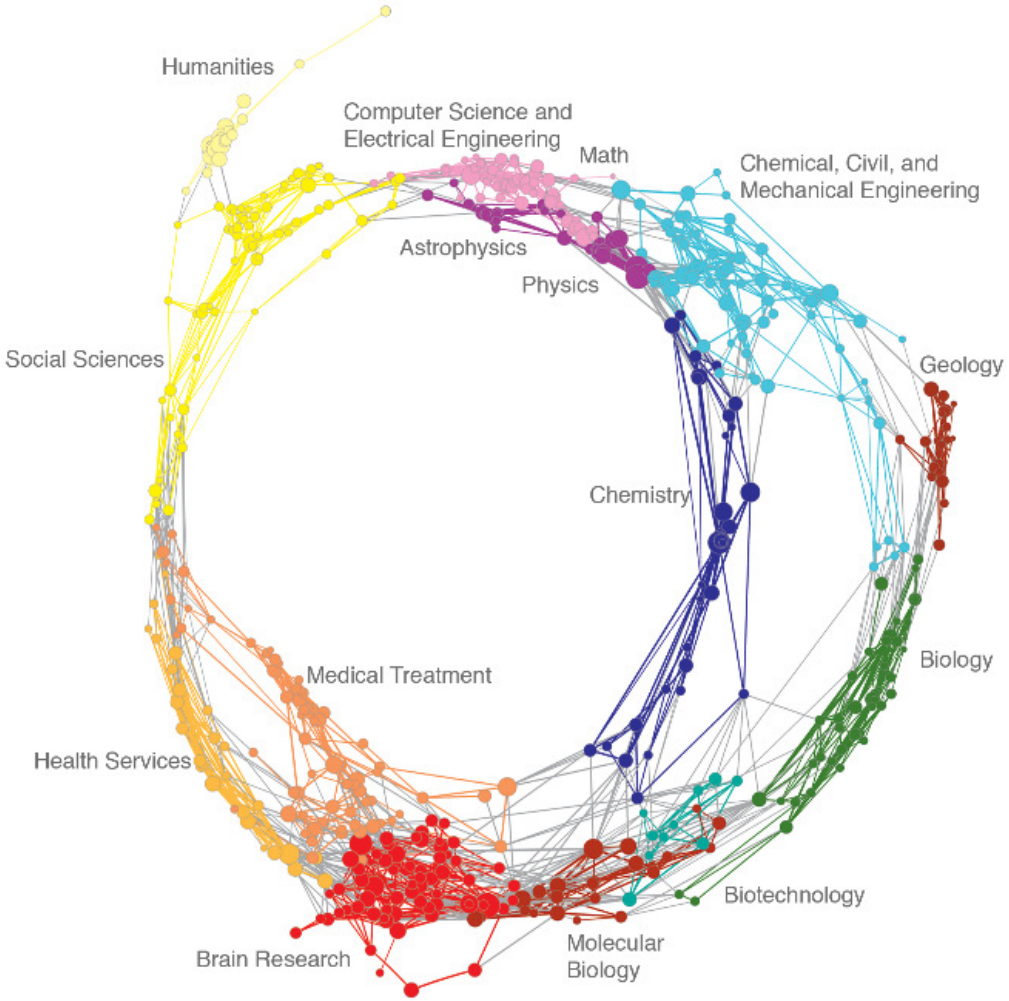
FoamTree: https://carrotsearch.com/foamtree

Пример карты науки



http://onlinelibrary.wiley.com/browse/subjects

Ещё один пример карты науки



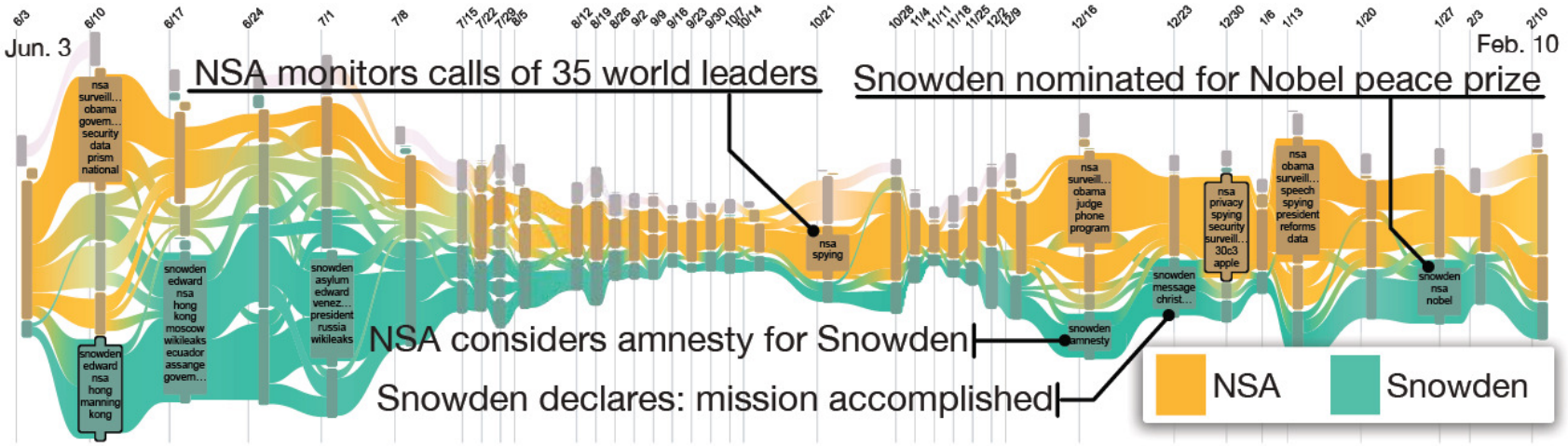
Важное наблюдение:
области знания самопроизвольно располагаются по кругу, значит,
их можно располагать и вдоль прямой линии.

Недостатки:

- оси не имеют интерпретации
- искажение сходства при двумерном проецировании

http://scimaps.org

Динамика тем: эволюция предметной области



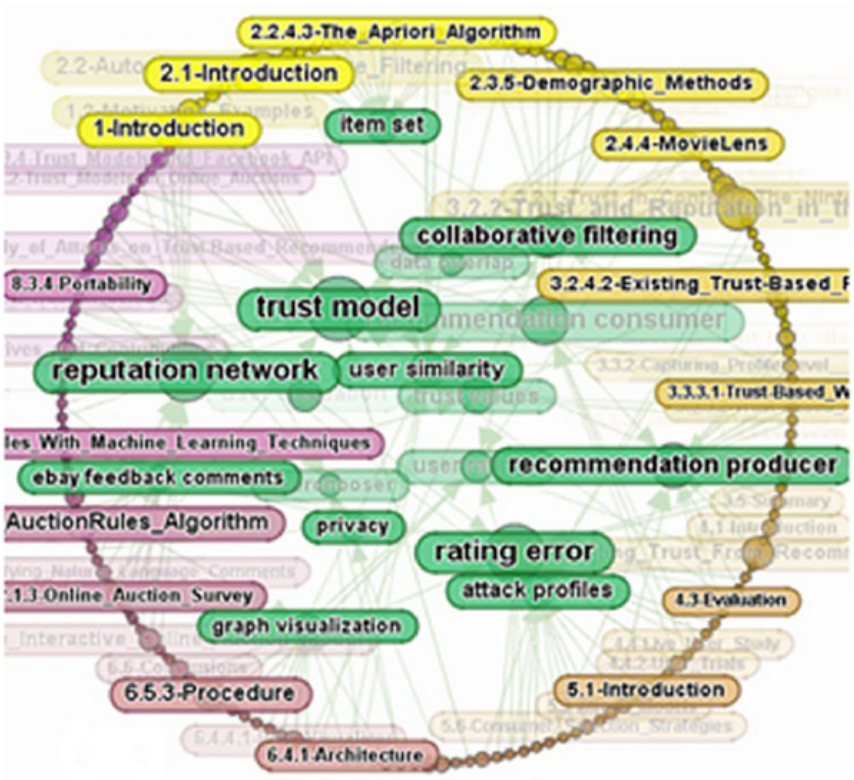
Эволюция выбранных тем иерархии. Данные Prism (2013/06/03–2014/02/09)

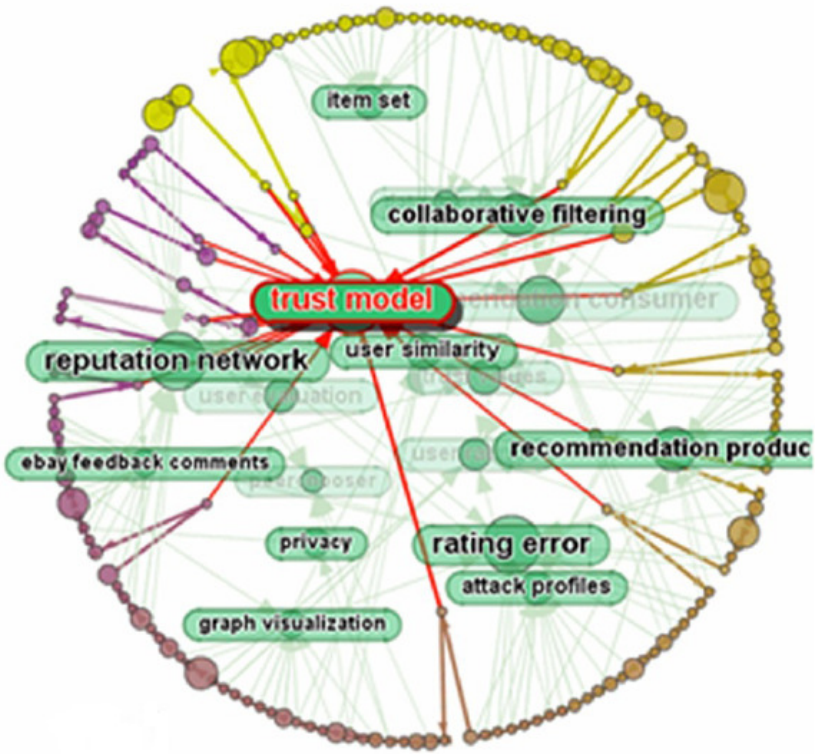
Стратегия визуализации в системах TextFlow и RoseRiver:

- эксперт задаёт сечение иерархии (дерева) тем,
- интерактивно выбирает подмножество тем и событий,
- получает сгенерированный отчёт с инфографикой.

Weiwei Cui, Shixia Liu, Zhuofeng Wu, Hao Wei. How hierarchical topics evolve in large text corpora. 2014.

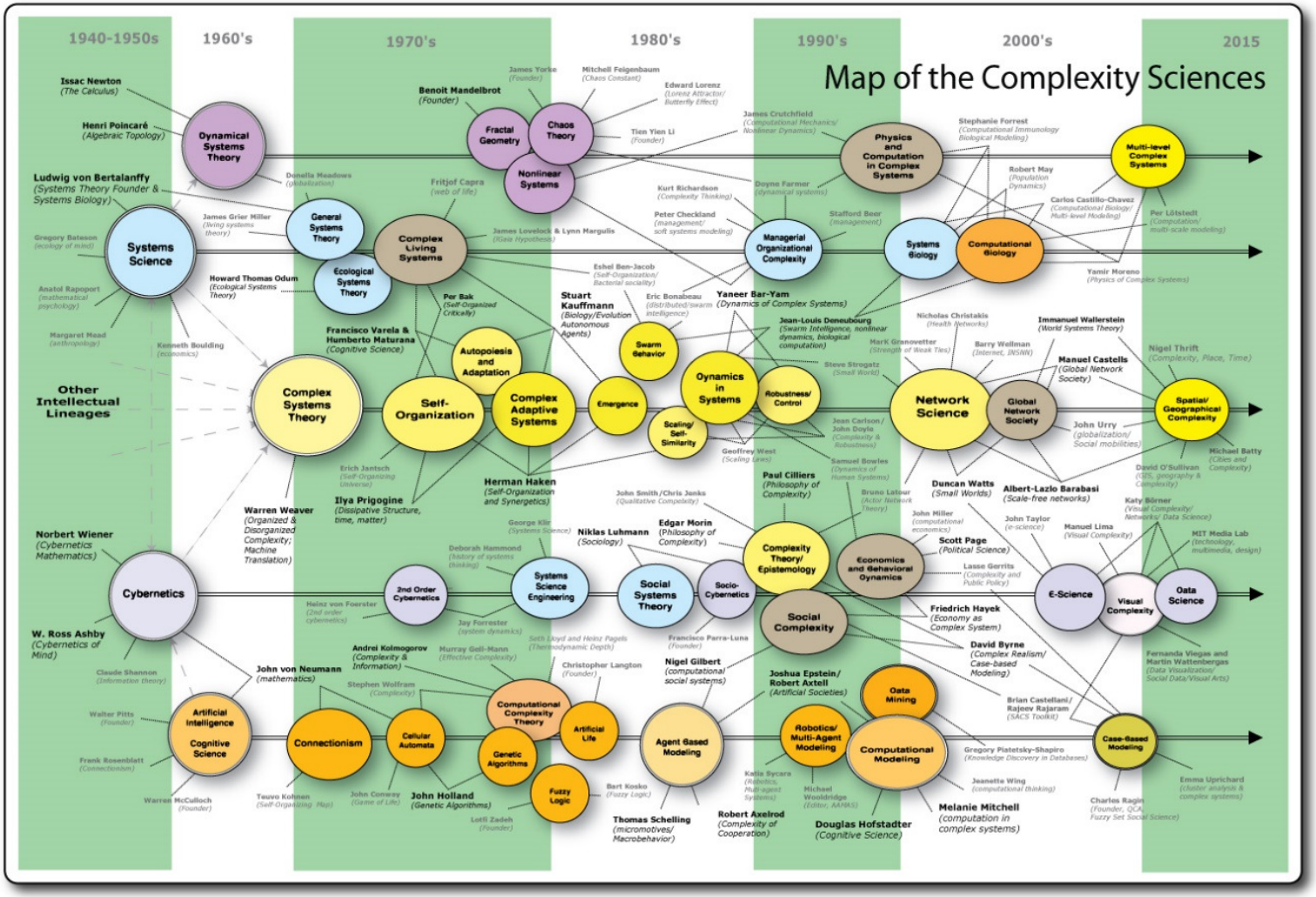
Динамика тем внутри документа: тематическая сегментация





Gretarsson B., O'Donovan J., Bostandjiev S., Hollerer T., Asuncion A., Newman D., Smyth P. TopicNets: visual analysis of large text corpora with topic modeling. ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology. 2012.

Пример карты предметной области (построено вручную)



http://www.theoryculturesociety.org/brian-castellani-on-the-complexity-sciences

Источники вдохновения: http://textvis.lnu.se

Интерактивный обзор 440 средств визуализации текстов

Shixia Liu, Weiwei Cui, Yingcai Wu, Mengchen Liu. A survey on information visualization: recent advances and challenges. 2014.

Айсина Р. М. Обзор средств визуализации тематических моделей коллекций текстовых документов // JMLDA, 2015.

Тематическое моделирование: «о чём все эти тексты?»

Дано:

- коллекция текстовых документов

Найти:

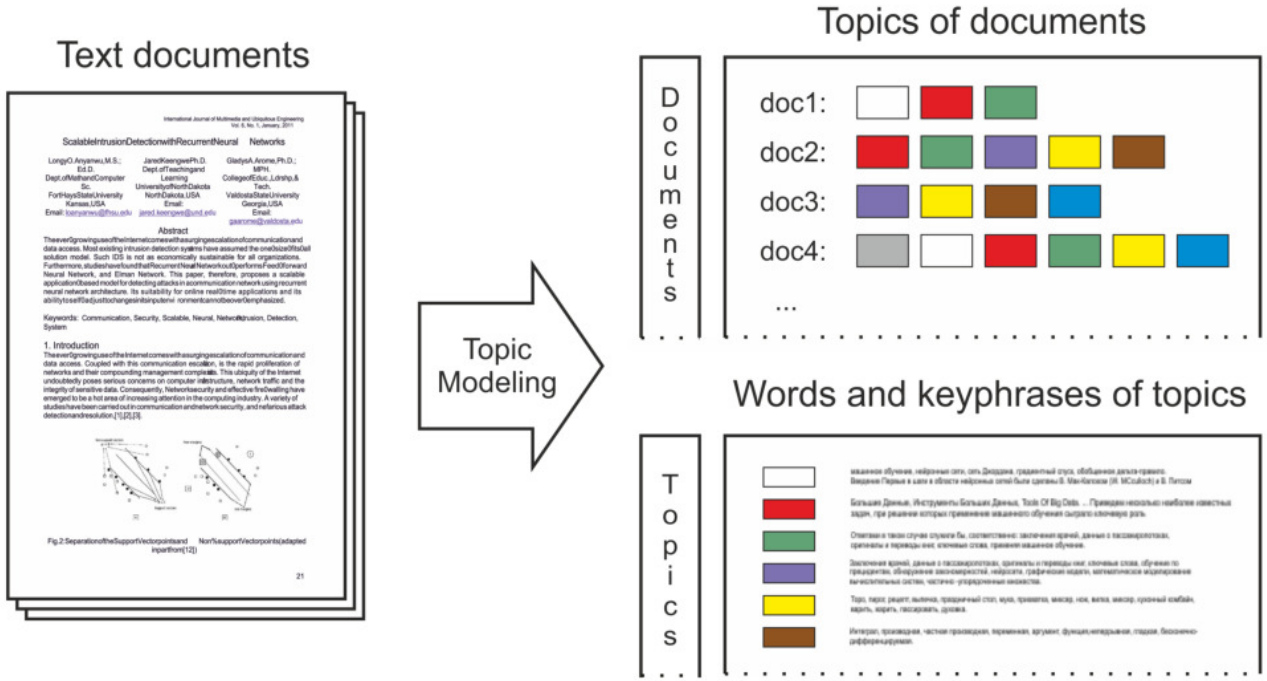
- T — множество тем, составляющих эту коллекцию
- $p(w|t) = \phi_{wt}$ — вероятности слов w в каждой теме t
- $p(t|d) = \theta_{td}$ — вероятности тем t в каждом документе d
- $p(w|d) = \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td}$ — вероятностная тематическая модель

Критерий: правдоподобие предсказания слов w в документах d с дополнительными критериями-регуляризаторами $R_i(\Phi, \Theta)$:

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td} + \sum_i \tau_i R_i(\Phi, \Theta) \to \max_{\Phi, \Theta}$$

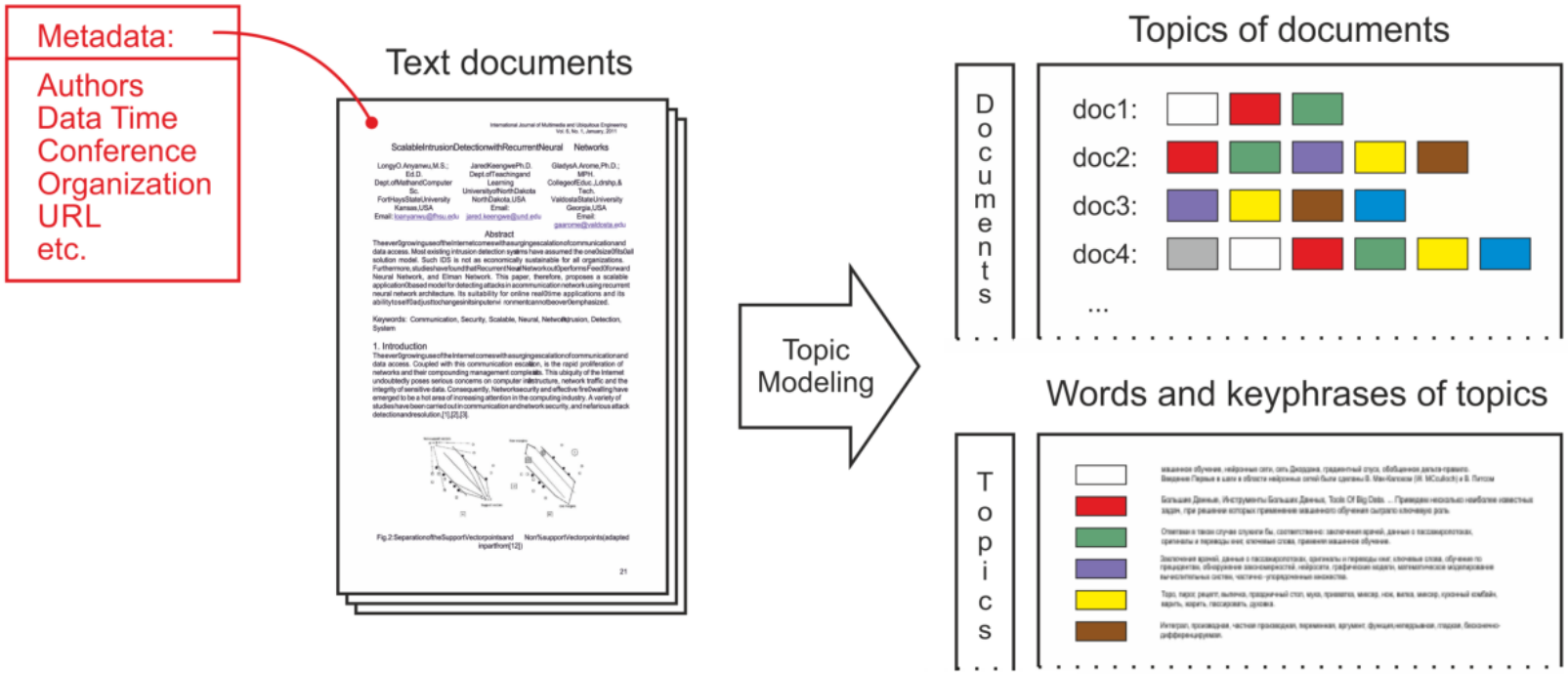
Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$,



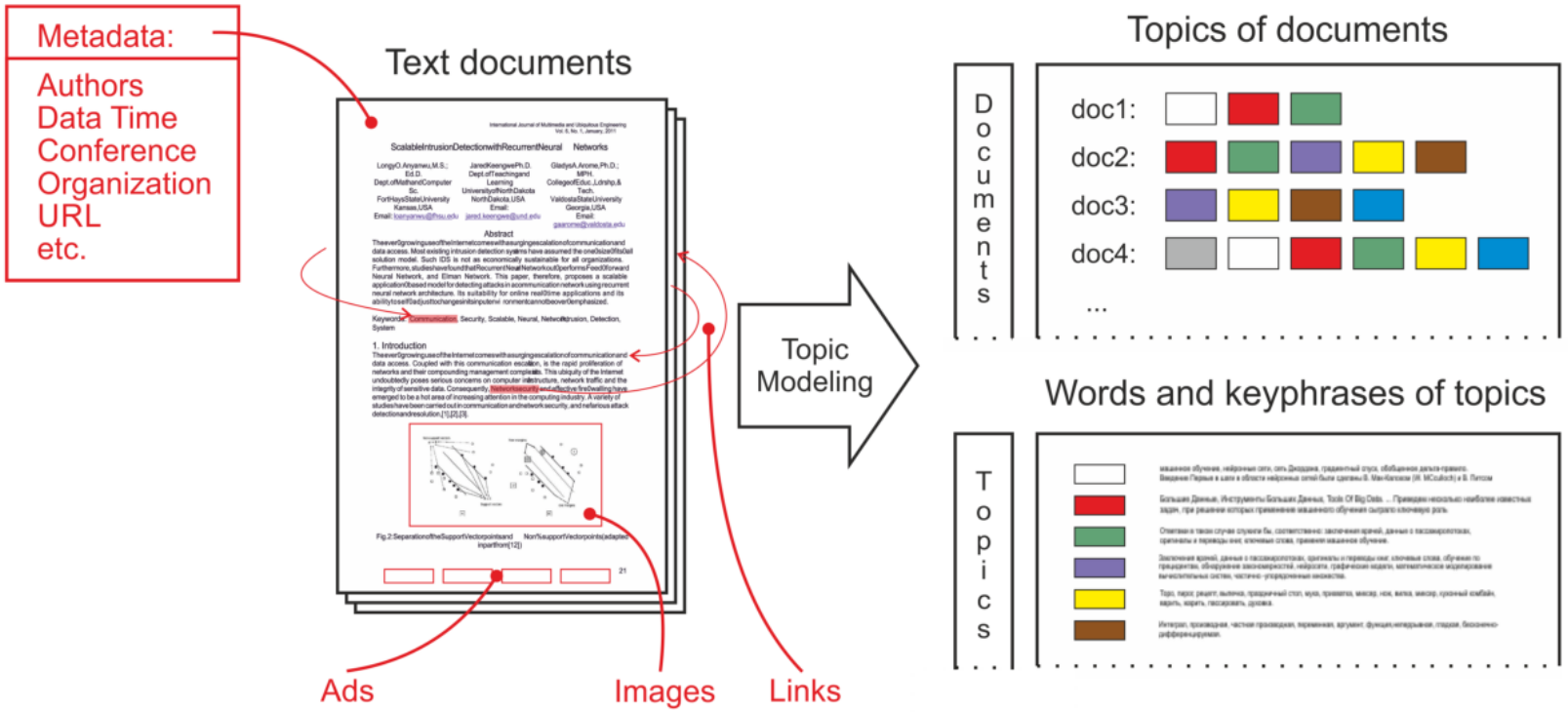
Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$, $p(\text{автор}|t)$, $p(\text{время}|t)$, $p(\text{источник}|t)$,



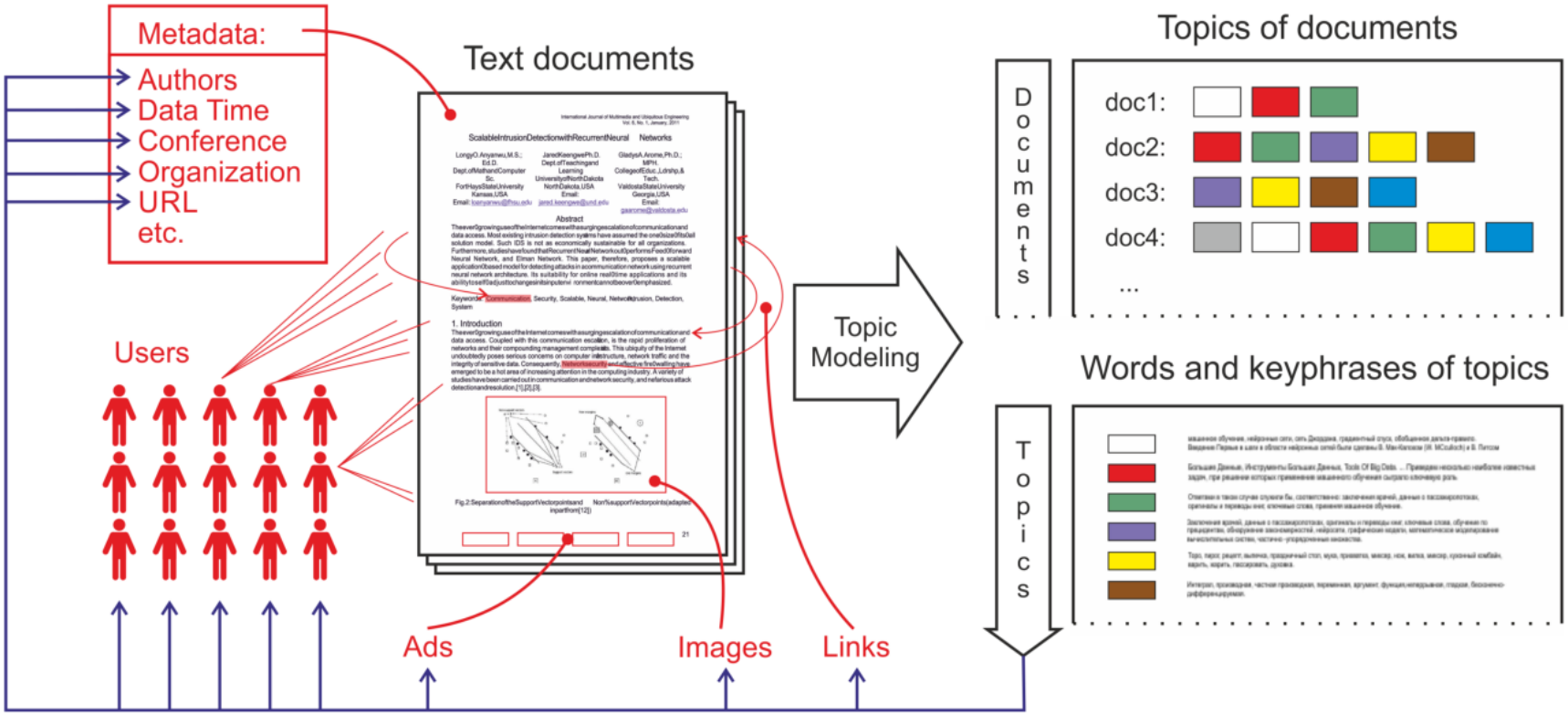
Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$, $p(\text{автор}|t)$, $p(\text{время}|t)$, $p(\text{источник}|t)$,
$p(\text{объект}|t)$, $p(\text{название}|t)$, $p(\text{ссылка}|t)$,



Мультимодальная тематическая модель

Тема t может содержать термы различных *модальностей*:
$p(\text{слово}|t)$, $p(n\text{-грамма}|t)$, $p(\text{автор}|t)$, $p(\text{время}|t)$, $p(\text{источник}|t)$,
$p(\text{объект}|t)$, $p(\text{название}|t)$, $p(\text{ссылка}|t)$, $p(\text{пользователь}|t)$



Пример 1. Мультиязычная тематическая модель Википедии

216 175 русско-английских пар статей. Языки — модальности.
Первые 10 слов и их частоты $p(w|t)$ в %:

Тема №68				Тема №79			
research	4.56	институт	6.03	goals	4.48	матч	6.02
technology	3.14	университет	3.35	league	3.99	игрок	5.56
engineering	2.63	программа	3.17	club	3.76	сборная	4.51
institute	2.37	учебный	2.75	season	3.49	фк	3.25
science	1.97	технический	2.70	scored	2.72	против	3.20
program	1.60	технология	2.30	cup	2.57	клуб	3.14
education	1.44	научный	1.76	goal	2.48	футболист	2.67
campus	1.43	исследование	1.67	apps	1.74	гол	2.65
management	1.38	наука	1.64	debut	1.69	забивать	2.53
programs	1.36	образование	1.47	match	1.67	команда	2.14

Асессор оценил 396 тем из 400 как хорошо интерпретируемые.

K.Vorontsov, O.Frei, M.Apishev, P.Romov, M.Suvorova. BigARTM: Open Source Library for Regularized Multimodal Topic Modeling of Large Collections. AIST-2015.

Пример 1. Мультиязычная тематическая модель Википедии

216 175 русско-английских пар статей. Языки — модальности.
Первые 10 слов и их частоты $p(w|t)$ в %:

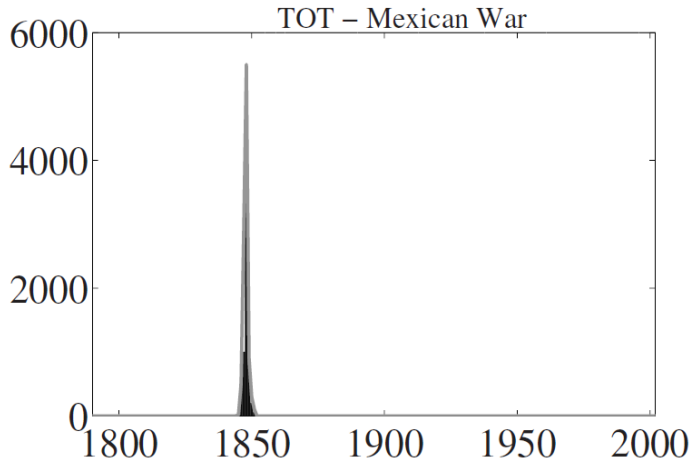
Тема №88				Тема №251			
opera	7.36	опера	7.82	windows	8.00	windows	6.05
conductor	1.69	оперный	3.13	microsoft	4.03	microsoft	3.76
orchestra	1.14	дирижер	2.82	server	2.93	версия	1.86
wagner	0.97	певец	1.65	software	1.38	приложение	1.86
soprano	0.78	певица	1.51	user	1.03	сервер	1.63
performance	0.78	театр	1.14	security	0.92	server	1.54
mozart	0.74	партия	1.05	mitchell	0.82	программный	1.08
sang	0.70	сопрано	0.97	oracle	0.82	пользователь	1.04
singing	0.69	вагнер	0.90	enterprise	0.78	обеспечение	1.02
operas	0.68	оркестр	0.82	users	0.78	система	0.96

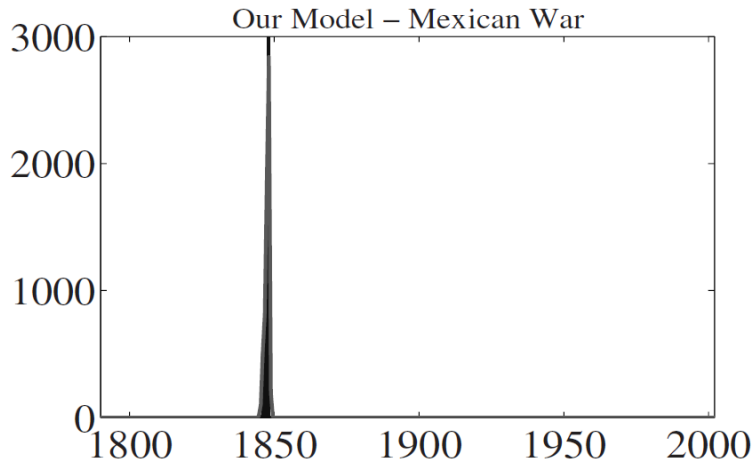
Асессор оценил 396 тем из 400 как хорошо интерпретируемые.

K.Vorontsov, O.Frei, M.Apishev, P.Romov, M.Suvorova. BigARTM: Open Source Library for Regularized Multimodal Topic Modeling of Large Collections. AIST-2015.

Пример 2. Совмещение темпоральной и *n*-граммной модели

По коллекции выступлений президентов США





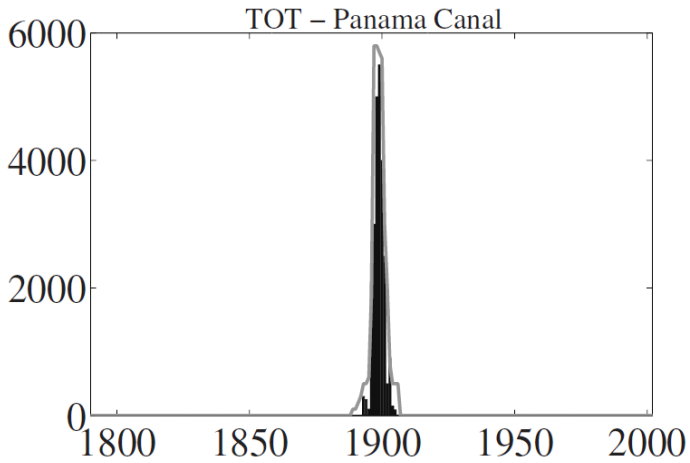
1. mexico	8. territory
2. texas	9. army
3. war	10. peace
4. mexican	11. act
5. united	12. policy
6. country	13. foreign
7. government	14. citizens

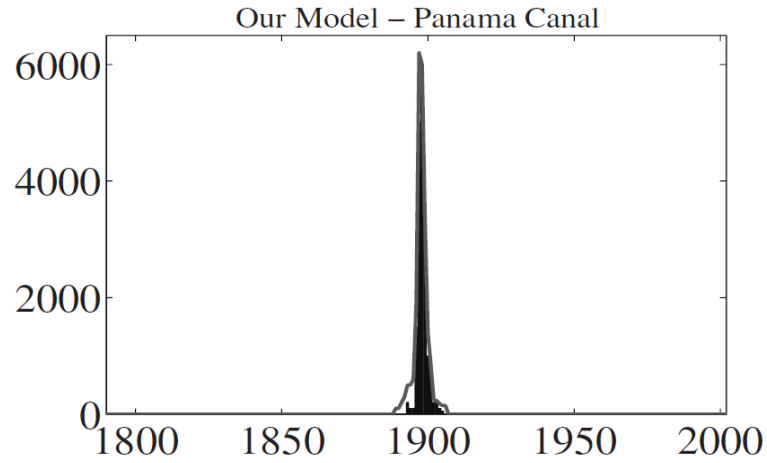
1. east bank	8. military
2. american coins	9. general herrera
3. mexican flag	10. foreign coin
4. separate independent	11. military usurper
5. american commonwealth	12. mexican treasury
6. mexican population	13. invaded texas
7. texan troops	14. veteran troops

Shoaib Jameel, Wai Lam. An *N*-Gram Topic Model for Time-Stamped Documents. ECIR 2013.

Пример 2. Совмещение темпоральной и *n*-граммной модели

По коллекции выступлений президентов США





1. government	8. spanish
2. cuba	9. island
3. islands	10. act
4. international	11. commission
5. powers	12. officers
6. gold	13. spain
7. action	14. rico

1. panama canal	8. united states senate
2. isthmian canal	9. french canal company
3. isthmus panama	10. caribbean sea
4. republic panama	11. panama canal bonds
5. united states government	12. panama
6. united states	13. american control
7. state panama	14. canal

Shoaib Jameel, Wai Lam. An *N*-Gram Topic Model for Time-Stamped Documents. ECIR 2013.

BigARTM: библиотека тематического моделирования

Ключевые возможности:

- Большие данные: коллекция не хранится в памяти
- Онлайновый параллельный мультимодальный ARTM
- Встроенная библиотека регуляризаторов и метрик качества

Сообщество:

- Открытый код https://github.com/bigartm
  (discussion group, issue tracker, pull requests)
- Документация http://bigartm.org

Лицензия и среда разработки:

- Свободная коммерческая лицензия (BSD 3-Clause)
- Кросс-платформенность: Windows, Linux, MacOS (32/64 bit)
- Интерфейсы API: command-line, C++, and Python

Качество и скорость: BigARTM vs Gensim и Vowpal Wabbit

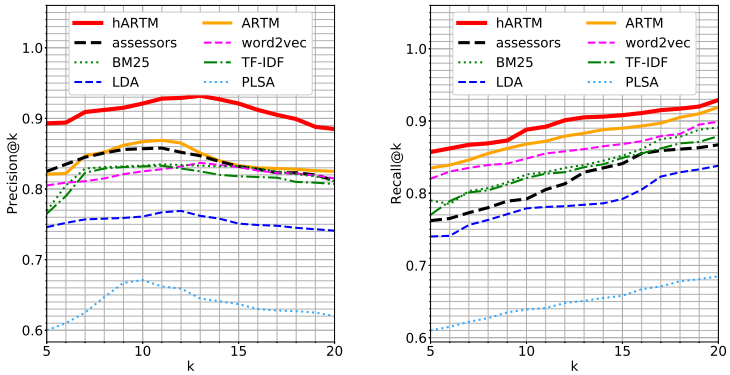
3.7M статей Википедии, 100K слов: время min (перплексия)

проц.	$\|T\|$	Gensim	Vowpal Wabbit	BigARTM	BigARTM асинхрон
1	50	142m (4945)	50m (5413)	42m (5117)	25m (5131)
1	100	287m (3969)	91m (4592)	52m (4093)	32m (4133)
1	200	637m (3241)	154m (3960)	83m (3347)	53m (3362)
2	50	89m (5056)		22m (5092)	13m (5160)
2	100	143m (4012)		29m (4107)	19m (4144)
2	200	325m (3297)		47m (3347)	28m (3380)
4	50	88m (5311)		12m (5216)	7m (5353)
4	100	104m (4338)		16m (4233)	10m (4357)
4	200	315m (3583)		26m (3520)	16m (3634)
8	50	88m (6344)		8m (5648)	5m (6220)
8	100	107m (5380)		10m (4660)	6m (5119)
8	200	288m (4263)		15m (3929)	10m (4309)

D.Kochedykov, M.Apishev, L.Golitsyn, K.Vorontsov.
Fast and Modular Regularized Topic Modelling. FRUCT ISMW, 2017.

Разведочный поиск в технологических блогах

Цель: поиск документов
по длинным текстовым запросам
— Habr.ru (175K документов),
— TechCrunch.com (760K док.).



Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\Phi\,\Theta\right) + R\left(\text{hierarchy}\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{multimodal}\right) + R\left(\text{n-gram}\right) \to \max$$

Результаты:

- Точность и полнота 93%, превосходит асессоров и другие методы (tf-idf, BM25, word2vec, PLSA, LDA, ARTM).
- Увеличилась оптимальная размерность векторов:
  200 → 1400 (Habr.ru), 475 → 2800 (TechCrunch.com).

A.Ianina, K.Vorontsov. Regularized multimodal hierarchical topic model for document-by-document exploratory search. FRUCT–ISMW, 2019.

Поиск и классификация этно-релевантных тем в соцсетях

Цель: выявление как можно большего числа тем о национальностях и межнациональных отношениях (затравка — словарь 300 этнонимов).

(японцы): японский, япония, корея, китайский, жилища, авария, фукусиму, цунами, сообщать, океан, станция, хатако, район, правительство, атомный,
(норвежцы): дитя, ребенок, родиться, детский, семья, воспитанный, право, возраст, отец, воспитание, норвежский, родительский, родить, мальчик, взрослый, опека, сын,
(венесуэльцы): куба, кастро, венесуэла, чавес, президент, уго, мадуро, боления, фидель, глава, латинский, венесуэльский, лидер, боливарианской, президентский, альенде, гевару,
(китайцы): китайский, россия, производство, китай, продукция, страна, предприятие, компания, технология, военный, регион, производить, производственный, промышленность, российский, экономический, кнр,
(азербайджанцы): русский, азербайджан, азербайджанец, россия, азербайджанский, таксист, диаспора, ананз, народ, москва, страна, армянин, слово, рынок,
(грузины): грузинский, спецназ, военный, август, баташева, российский, спецназовец, миротворец, операция, румын, бригада, миротворческий, абхазия, группа, войска, русский, цхинвале,
(осетины): конституция, осетия, аминат, русский, осетинский, южный, северный, россия, война, республика, вопрос, алахай, российский, население, конфликт,
(цыгане): наркотик, цыган, цыганка, хороший, место, страна, деньга, время, работать, жизнь, жить, рука, дом, цыганский, наркоманка,

Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\Phi\,\Theta\right) + R\left(\text{seed words}\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{multimodal}\right)$$
$$+ R\left(\text{temporal}\right) + R\left(\text{geospatial}\right) + R\left(\text{sentiment}\right) \to \max$$

Результаты: число релевантных тем: 45 (LDA) $\to$ 83 (ARTM).

M.Apishev, S.Koltcov, O.Koltsova, S.Nikolenko, K.Vorontsov. Additive regularization for topic modeling in sociological studies of user-generated text content. MICAI, 2016.

Mining ethnic content online with additively regularized topic models. 2016.

Аналогичные исследования по выделению узкой тематики

Задачи «поиска и классификации иголок в стоге сена»

- поиск и кластеризация новостей [1]
- поиск в социальных медиа информации, связанной с болезнями, симптомами и методами лечения [2]
- поиск чатов, связанных с преступностью и экстремизмом [3, 4]
- поиск выступлений о правах человека в ООН [5]

---

1. *J.Jagarlamudi, H.Daumé III, R.Udupa.* Incorporating lexical priors into topic models. 2012.

2. *M.Paul, M.Dredze.* Discovering health topics in social media using topic models. 2014.

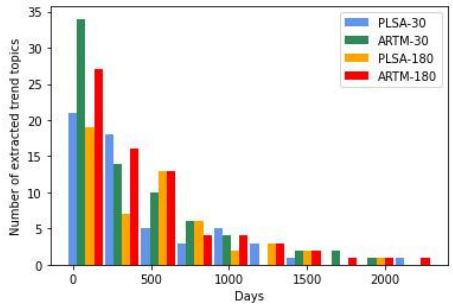
3. *M.A.Basher, A.Rahman, B.C.M.Fung.* Analyzing topics and authors in chat logs for crime investigation. 2014.

4. *A.Sharma, M.Pawar.* Survey paper on topic modeling techniques to gain useful forecasting information on violant extremist activities over cyber space. 2015.

5. *Kohei Watanabe, Yuan Zhou.* Theory-driven analysis of large corpora: semisupervised topic classification of the UN speeches. 2022.

Выявление трендов в коллекции научных публикаций

Цель: раннее обнаружение трендовых тем с начальным экспоненциальным ростом в области AI/ML 2009–2021 гг.



Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\Phi\,\Theta\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{dynamic}\right) + R\left(\text{multimodal}\right) + R\left(\text{n-gram}\right) \to \max$$

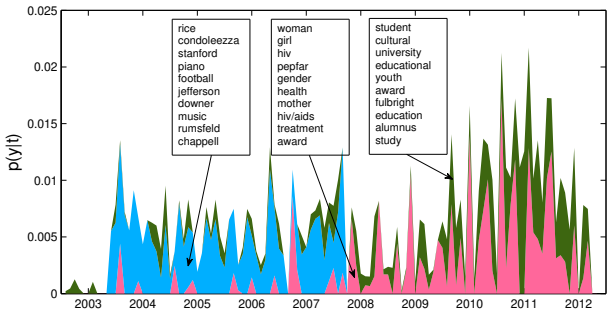
Результаты:

- выделение 90 из 91 тренда в области машинного обучения
- 63% тем выделяется за год, 79% за два года

Н.Герасименко, А.Чернявский, М.Никифорова, М.Никитин, К.Воронцов.
Инкрементальное обучение тематических моделей для поиска трендовых тем в научных публикациях. Доклады РАН, 2022.

Выявление динамики тем в новостных потоках

Цель: выделение тем в коллекции пресс-релизов МИДов 4х стран, с привязкой ко времени.



Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\Phi\,\Theta\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{temporal}\right) + R\left(\text{multimodal}\right)$$
$$+ R\left(\text{n-gram}\right) + R\left(\text{multilanguage}\right) \to \max$$

Результаты:

- разделение тем на событийные и перманентные
- когерентность тем: 5.5 $\to$ 6.5

Н.Дойков. Адаптивная регуляризация вероятностных тематических моделей. ВКР бакалавра, ВМК МГУ, 2015.

Выделение поляризованных мнений в политических новостях

Цель: найти признаки, по которым событийная тема разделяется на кластеры-мнения

Modalities	*Pr*	*Rec*	*F1*
TF-IDF	0.51	0.95	0.67
SPO	0.59	0.7	0.64
FR	0.86	0.49	0.65
Sent	0.69	0.57	0.66
SPO+FR	0.86	0.68	0.76
SPO+Sent	0.83	0.78	0.81
FR+Sent	0.9	0.52	0.67
All	**0.77**	**0.97**	**0.86**

Регуляризаторы:

$$\mathscr{L}\left(\text{PLSA}\right) + R\left(\text{interpretable}\right) + R\left(\text{multimodal}\right) + R\left(\text{n-gram}\right) + R\left(\text{syntax}\right) \to \max$$

Результаты:

- выделение мнений внутри тем: F1-мера = 0.86%
- совместное использование трёх модальностей:
  - факты как триплеты «субъект–предикат–объект»
  - семантические роли слов по Филлмору
  - тональности именованных сущностей

D.Feldman, T.Sadekova, K.Vorontsov. Combining facts, semantic roles and sentiment lexicon in a generative model for opinion mining. Dialogue 2020.

ТМ в исторических исследованиях: газетные архивы

[1] Корпус *Pennsylvania Gazette* 1728–1800, 25M слов:
— выделение последовательности событийных тем;
— изучение синхронности событий;
— комбинирование автоматического анализа и ручного.

[2] *Газеты Техаса* от гражданской войны до наших дней:
— выделение всех тем, связанных с хлопком;
— построение серии моделей в скользящих окнах;
— важность качественной предобработки текстов.

[3] Газеты и периодика Финляндии (1854–1917):
— выделение тем о церкви, религии, образовании;
— тренды модернизации и секуляризации финского общества.

---

1. *D.Newman, S.Block.* Probabilistic topic decomposition of an eighteenth-century American newspaper. 2006.

2. *Tze-I Yang, A.J.Torget, R.Mihalcea.* Topic modeling on historical newspapers. 2011.

3. *J.Marjanen et al.* Topic modelling discourse dynamics in historical newspapers. 2021.

TM в исторических исследованиях: летописи и дневники

[1] Двуязычный корпус книг на английском и немецком:
— все темы, связанные с эпистемологией

[2] Корпус текстов на китайском языке (1644–1912):
— все темы, связанные с бандитизмом, преступлениями;
— необходим контекст для установления типа преступления;
— важность правильной токенизации для китайского языка.

[3] Дневник Martha Ballard (1735–1812), охватывает 27 лет:
— выделение событийных и перманентных тем;
— выделение персональных и исторических тем;
— специфичный английский XVIII века.

---

1. *M.Erlin.* Topic modeling, epistemology, and the English and German novel. 2017.
2. *Ian Matthew Miller.* Rebellion, crime and violence in Qing China, 2013.
3. *Cameron Blevins.*
http://www.cameronblevins.org/posts/topic-modeling-martha-ballards-diary.

ТМ в исторических исследованиях: журнальная периодика

Статьи коллекции JSTOR доступны в виде «мешков слов».

[1] Научные журналы XX века:
— различия тематики на английском и немецком языках;
— особенно исследовались различия, связанные со 2MB;
— для объединения тем использовались интервики Википедии.

[2] Более 100 лет литературно-художественной периодики:
— как менялись темы;
— как менялись значения слов внутри каждой темы;
— как менялась тема насилия (violence, power, fear, blood, death, murder, act, guilt).

---

1. *D.Mimno.* Computational historiography: Data mining in a century of classics journals. 2012.

2. *A.Goldstone, T.Underwood.* The quiet transformations of literary studies: What thirteen thousand scholars could tell us. 2014.

ТМ в политологии: анализ публичных выступлений

[1] Выступления (210K) в Европарламенте, 1999–2014:
— выявление событийных тем и эволюции перманентных тем;
— как члены и комитеты ЕП влияют на формирование тем

[2] Модель контрастных мнений (Contrastive Opinion Modeling)
— выступления в Сенате США (www.votesmart.org);
— СМИ: New York Times, Xinhua News, The Hindu, 2009–2010

[3] Выступления в Совбезе США по Афганистану, 2001–2017:
— динамика отношения разных стран к проблеме Афганистана

---

[1] *D.Greene, J.P.Cross.* Unveiling the political agenda of the European Parliament plenary: a topical analysis. 2015.

[2] *Fang, Y., et al.* Mining contrastive opinions on political texts using cross-perspective topic model. 2012.

[3] *M.Schönfeld.* Discursive landscapes and unsupervised topic modeling in IR: a validation of text-as-data approaches through a new corpus of UN Security Council speeches on Afghanistan. 2018.

ТМ в политологии: анализ СМИ и социальных медиа

[1] Тематика изменения климата в СМИ Пакистана, 2010–2021 — выявление, группирование и динамика тем

[2] Выявление поляризации новостей (AYLIEN COVID-19) — 1,5M новостей, 440 источников СМИ, 11.2019–07.2020

[3] Выявление политических взглядов пользователей Twitter

[4] Что пишет NYT о ядерных технологиях с 1945 по н/в

---

[1] *W.Ejaz et al.* Politics triumphs: A topic modeling approach for analyzing news media coverage of climate change in Pakistan. 2023

[2] *Zihao He.* Detecting polarized topics using partisanship-aware contextualized topic embeddings. 2021

[3] *R.Cohen, D.Ruths.* Classifying Political Orientation on Twitter: It's Not Easy! 2013.

[4] *C.Jacobi.* Quantitative analysis of large amounts of journalistic texts using topic modelling. 2015.

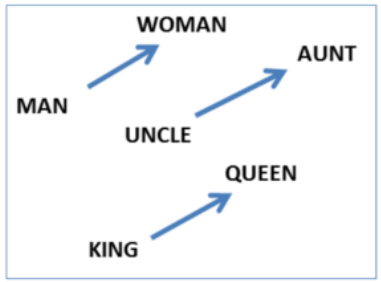
H.Jelodar et al. Latent Dirichlet allocation (LDA) and topic modeling: models, applications, a survey. 2019.

Эволюция подходов машинного обучения в анализе текстов

Декомпозиция задач по уровням пирамиды NLP

- морфологический анализ, лемматизация, опечатки
- синтаксический анализ, выделение терминов, NER
- семантический анализ, выделение фактов, тем

Модели векторных представлений (эмбедингов) слов на основе матричных разложений



- модели дистрибутивной семантики:
  word2vec [Mikolov, 2013], FastText [Bojanowski, 2016]
- тематические модели LDA [Blei, 2003], ARTM [2014]

Нейросетевые модели локальных контекстов

- рекуррентные нейронные сети
- модели внимания и трансформеры:
  BERT [2018], GPT-3 [2020], GPT-4 [2023]

$$\text{softmax}\left(\frac{Q \times K^T}{\sqrt{d}}\right) V$$

Пример 1. Конкурс ПРО//ЧТЕНИЕ

Задача: поиск смысловых ошибок в сочинениях ЕГЭ по русскому, литературе, истории, обществознанию, английскому

Период: декабрь 2019 — декабрь 2022

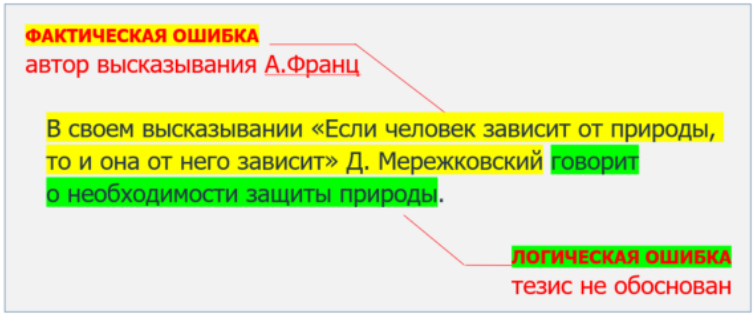
Призовой фонд:
— 100M руб. русский язык
— 100M руб. английский язык

Up Great technology contest

READ // ABLE
comprehension technology

Типов ошибок: 152
(р:70 л:16 о:23 и:20 а:23)
Подтипов ошибок: 236
(р:112 л:19 о:29 и:26 а:50)

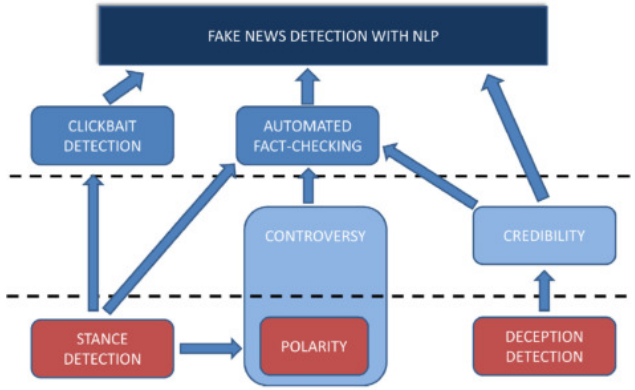
Алгоритм должен выделять ошибок и давать их объяснения.



Технический регламент конкурса ПРО//ЧТЕНИЕ: http://ai.upgreat.one. 2019–2022

Пример 2. Область исследований «Fake News Detection»

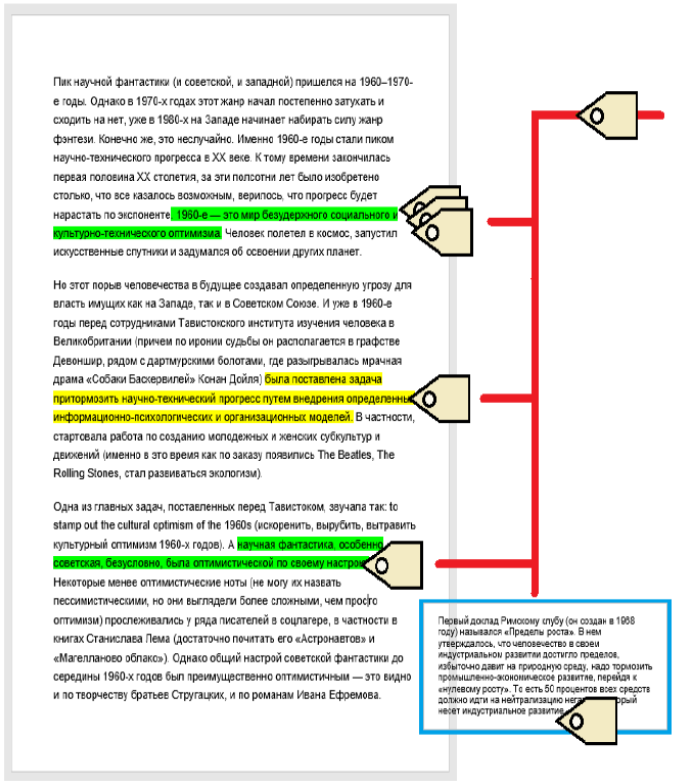
1. **Deception Detection**
   выявление обмана в тексте
2. **Automated Fact-Checking**
   автоматическая проверка фактов
3. **Stance Detection**
   выявление позиции за или против
4. **Controversy Detection**
   выявление и кластеризация разногласий
5. **Polarization Detection**
   выявление полярных позиций
6. **Clickbait Detection**
   противоречия заголовка и текста
7. **Credibility Scores**
   оценка достоверности источников



E.Saquete et al.
Fighting post-truth using natural language processing: a review and open challenges // Expert Systems With Applications, Elsevier, 2020.

Унификация профессиональной разметки

Обобщение классических задач компьютерной лингвистики (NER, SemAn, SemRL, SyntPars), задач выявления манипуляций, поляризации, смысловых ошибок в академических эссе и др.



Разметка состоит из элементов

Элемент разметки может содержать любое число фрагментов, затекстов и тегов

Теги (классы) выбираются из словаря тегов

Фрагмент задаётся началом и концом, может иметь один или несколько тегов:

BEGIN была поставлена задача притормозить научно-технический прогресс путем внедрения определен информационно-психологических и организационных моделей. END TAG

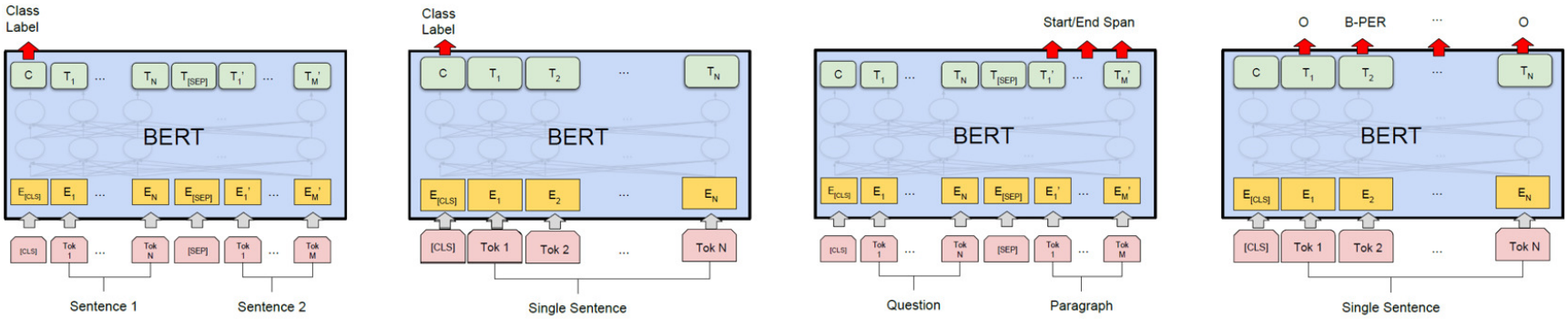
Затекст может выбираться из словаря фраз или свободно генерироваться по контексту, может иметь один или несколько тегов

Технический регламент конкурса ПРО//ЧТЕНИЕ (http://ai.upgreat.one)

Унификация моделей разметки

Большие пред-обученные модели языка (трансформеры)

- обучены по терабайтам текстов, «они видели в языке всё»
- способны выделять и классифицировать фрагменты текста
- способны генерировать связный текст
- *мультиязычны*: обучаются на десятках языков
- *мультизадачны*: для каждой новой задачи NLP/NLU достаточно пред-обученной модели + дообучения на относительно небольшой размеченной выборке



(a) Sentence Pair Classification Tasks: MNLI, QQP, QNLI, STS-B, MRPC, RTE, SWAG

(b) Single Sentence Classification Tasks: SST-2, CoLA

(c) Question Answering Tasks: SQuAD v1.1

(d) Single Sentence Tagging Tasks: CoNLL-2003 NER

Унификация оценивания моделей разметки

- В основе методики — сравнение пар разметок текста: «алгоритм – эксперт», «эксперт-1 – эксперт-2», путём оптимального сопоставления их элементов
- Вводится мера согласованности пары разметок (A,B),
- если она измеряется несколькими критериями, то берётся их средневзвешенная согласованность Con(A,B)
- СТАР (Средняя Точность Алгоритмической Разметки) — средняя по размеченной выборке согласованность Con(A,E) разметки модели A и разметки эксперта E
- СТЭР (Средняя Точность Экспертной Разметки) — средняя по размеченной выборке согласованность Con(E1,E2) разметок двух экспертов, E1 и E2
- ОТАР = СТАР / СТЭР, если больше 100%, то алгоритм не хуже экспертов

Технический регламент конкурса ПРО//ЧТЕНИЕ (http://ai.upgreat.one)

Резюме

- *Разведочный поиск* (Exploratory Search)
  — поиск по смыслу, а не по ключевым словам, реализуется через модели векторизации текста
- *Тематический поиск* — тоже векторный поиск, векторы интерпретируются как распределения вероятностей тем, каждая тема умеет рассказать о себе
- *Лингвистический поиск* — поиск в текстах фрагментов, имеющих определённый смысл, задаваемый выборкой текстов, размеченных экспертами

- Профессиональная экспертная разметка текстов
  — магистральный путь формализации гуманитарных знаний для автоматизации аналитических задач