Тематическое моделирование (семинар)

К. В. Воронцов
vokov@forecsys.ru

Этот курс доступен на странице вики-ресурса
http://www.MachineLearning.ru/wiki
«Машинное обучение (курс лекций, К.В.Воронцов)»

ШАД Яндекс • 6 октября 2020

Содержание

BigARTM: библиотека тематического моделирования

Ключевые возможности:

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

Сообщество:

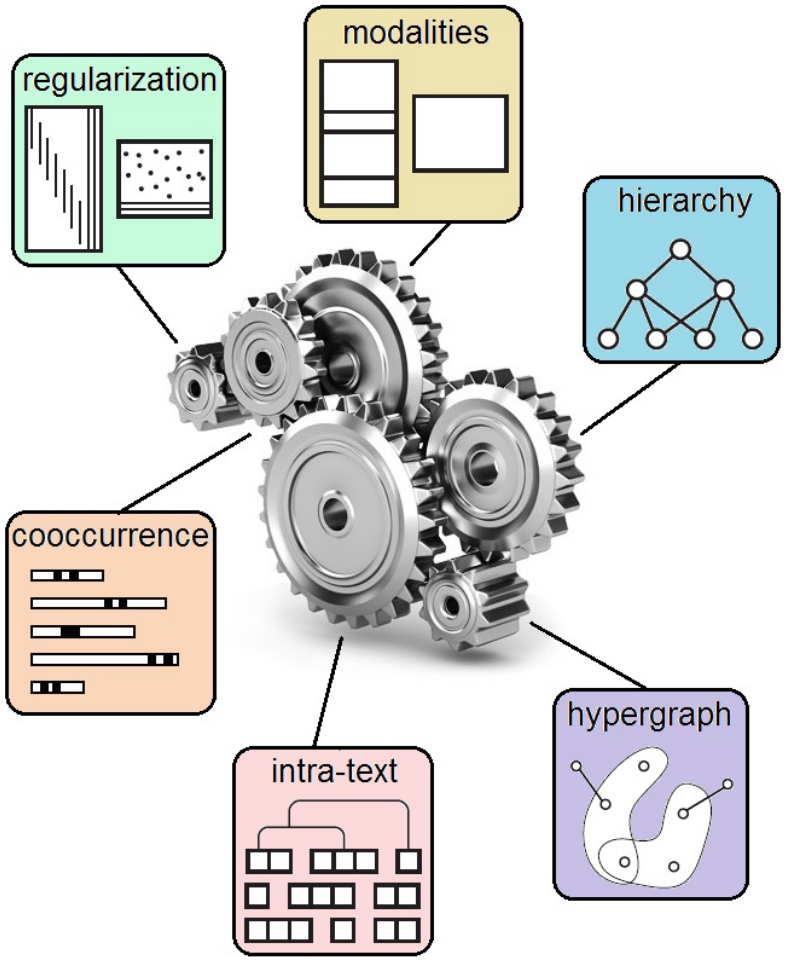
- Открытый код https://github.com/bigartm
  (discussion group, issue tracker, pull requests)
- Документация http://bigartm.org

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

Шесть ключевых механизмов BigARTM

1. регуляризация
2. модальности
3. иерархия тем
4. сочетаемость термов
5. внутритекстовые связи
6. гиперграфовые данные



BigARTM упрощает разработку тематических моделей

Для построения сложных моделей в BigARTM не нужны ни математические выкладки, ни программирование «с нуля».

Этапы моделирования	Bayesian TM	ARTM	
	Анализ требований	Анализ требований	
Формализация:	Вероятностная порождающая модель данных	Стандартные критерии	Свои критерии
Алгоритмизация:	Байесовский вывод для данной порождающей модели (VI, GS, EP)	Общий регуляризованный EM-алгоритм для любых моделей	
Реализация:	Исследовательский код (Matlab, Python, R)	Промышленный код BigARTM (C++, Python API)	
Оценивание:	Исследовательские метрики, исследовательский код	Стандартные метрики	Свои метрики
	Внедрение	Внедрение	

-- *нестандартизуемые этапы, уникальная разработка для каждой задачи*

-- *стандартизуемые этапы*

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.

Две коллекции новостей про технологии

Habrahabr.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 pymorphy2

Методика оценивания качества разведочного поиска

Поисковый запрос

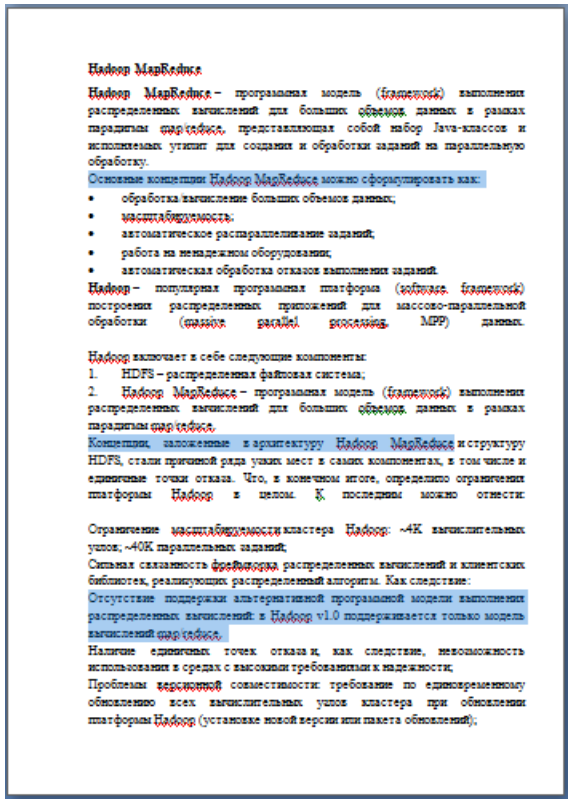
набор ключевых слов или фрагментов текста, около одной страницы A4

Поисковая выдача

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

Два задания асессорам

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



Hadoop MapReduce

Hadoop MapReduce – программная модель (framework) выполнения распределенных вычислений для больших объемов данных в рамках парадигмы map/reduce, представляющая собой набор Java-классов и исполняемых утилит для создания и обработки заданий на параллельную обработку.

Основные концепции Hadoop MapReduce можно сформулировать как:

- обработка/вычисление больших объемов данных;
- масштабируемость;
- автоматическое распараллеливание заданий;
- работа на ненадежном оборудовании;
- автоматическая обработка отказов выполнения заданий.

Hadoop – популярная программная платформа (software framework) построения распределенных приложений для массово-параллельной обработки (massive parallel processing, MPP) данных.

Hadoop включает в себе следующие компоненты:

1. HDFS – распределенная файловая система;
2. Hadoop MapReduce – программная модель (framework) выполнения распределенных вычислений для больших объемов данных в рамках парадигмы map/reduce.

Концепции, заложенные в архитектуру Hadoop MapReduce и структуру HDFS, стали причиной ряда узких мест в самих компонентах, в том числе и единичные точки отказа. Что, в конечном итоге, определило ограничения платформы Hadoop в целом. К последним можно отнести:

Ограничение масштабируемости кластера Hadoop: ~4K вычислительных узлов; ~40K параллельных заданий;

Сильная связанность фреймворка распределенных вычислений и клиентских библиотек, реализующих распределенный алгоритм. Как следствие:

Отсутствие поддержки альтернативной программной модели выполнения распределенных вычислений: в Hadoop v1.0 поддерживается только модель вычислений map/reduce.

Наличие единичных точек отказа и, как следствие, невозможность использования в средах с высокими требованиями к надежности;

Проблемы версионной совместимости: требование по единовременному обновлению всех вычислительных узлов кластера при обновлении платформы Hadoop (установке новой версии или пакета обновлений);

Пример запроса для разведочного поиска

Векторный поиск тематически близких документов

$\theta_{tq} = p(t|q)$ — тематический вектор запроса q
$\theta_{td} = p(t|d)$ — тематические векторы документов $d \in D$

Косинусная мера близости документа d и запроса q:

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

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

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

Пример: фрагмент запроса «Система IBM Watson»

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.

Тематика запросов разведочного поиска

Примеры заголовков разведочных запросов к Хабру (объём каждого запроса — около одной страницы A4):

Алгоритмы раскраски графов	Система IBM Watson
Рекомендательная система Netflix	3D-принтеры
Методики быстрого набора текста	CERN-кластер
Космические проекты Илона Маска	AB-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

Оценивание качества поиска

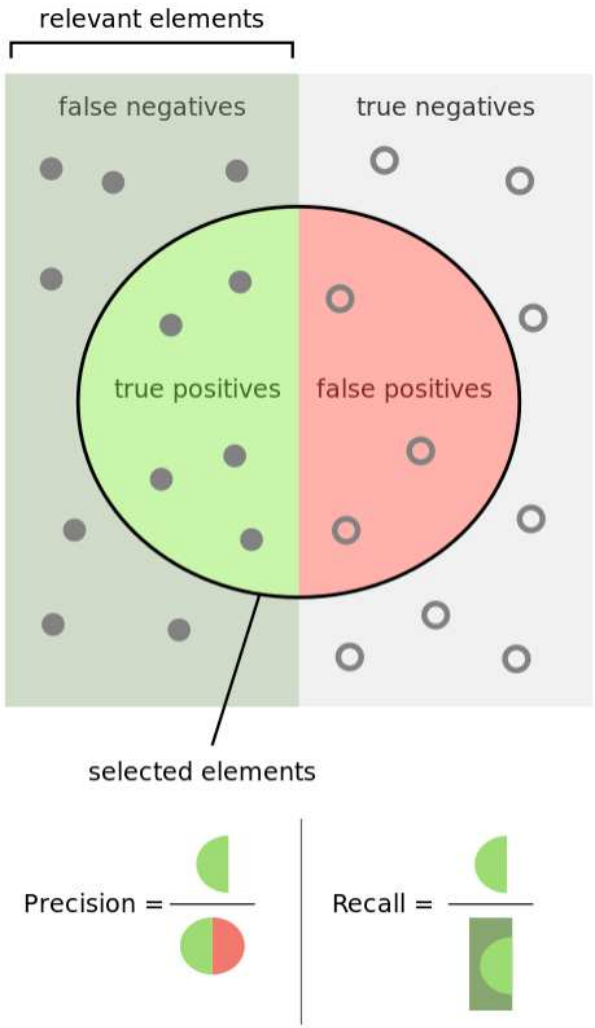
Precision — доля релевантных среди найденных
Recall — доля найденных среди релевантных

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

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

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

TP (true positive) — найденные релевантные
FP (false positive) — найденные нерелевантные
FN (false negative) — ненайденные релевантные



Какие модели поиска сравнивались

- **assessors:** результаты поиска, выполненного асессорами
- **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 $p(w|t)$

Стратегия регуляризации

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 $p(t|d)$:

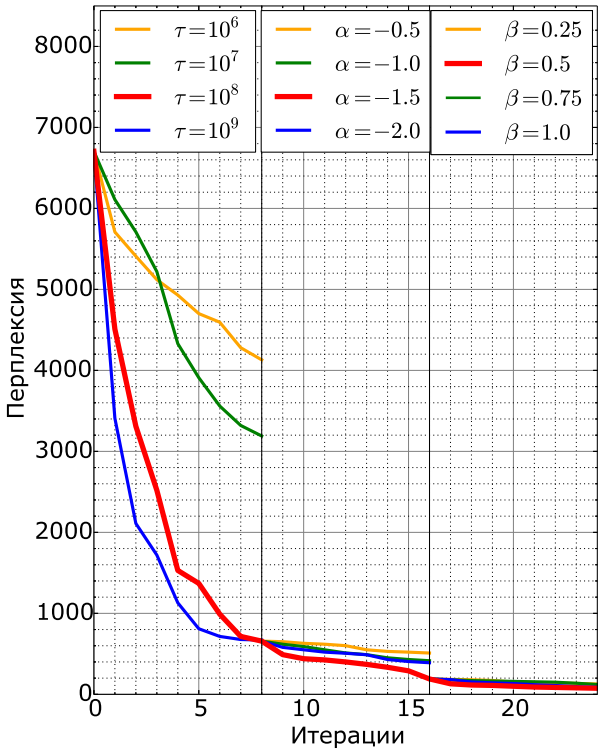
$$R(\Theta) = -\alpha \sum_{d,t} \ln \theta_{td}$$

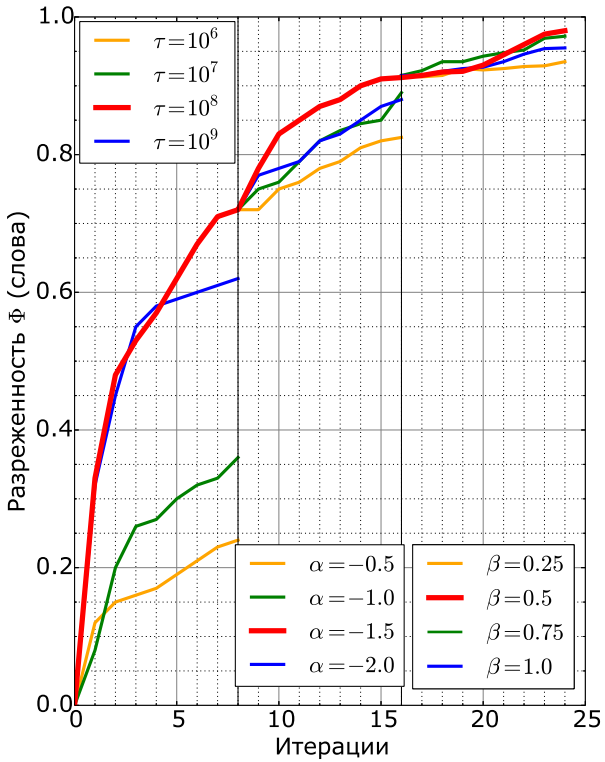
3. сглаживание распределений $p(w|t)$:

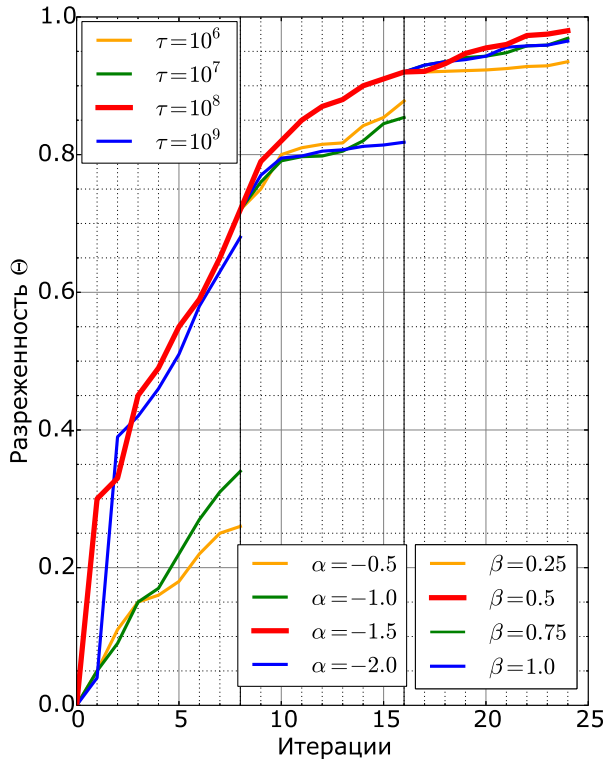
$$R(\Phi) = \beta \sum_{t,w} \ln \phi_{wt}$$

Последовательный подбор коэффициентов регуляризации

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



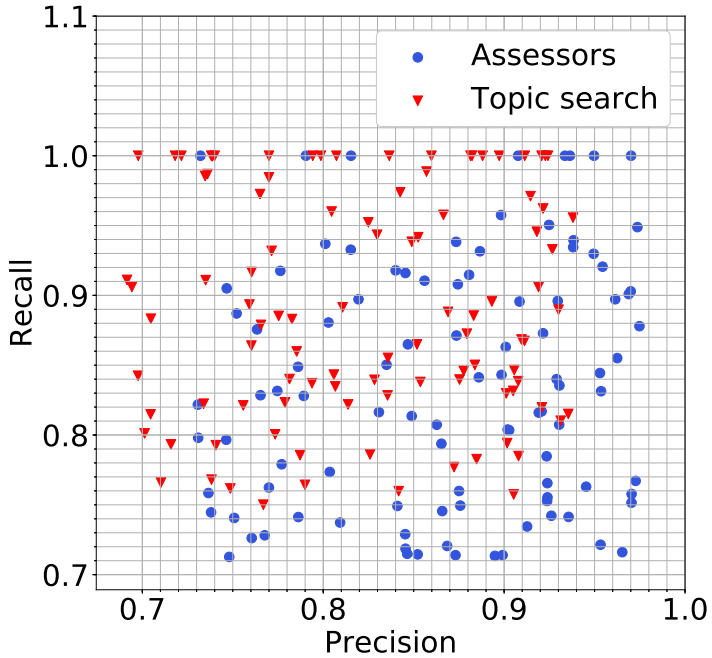




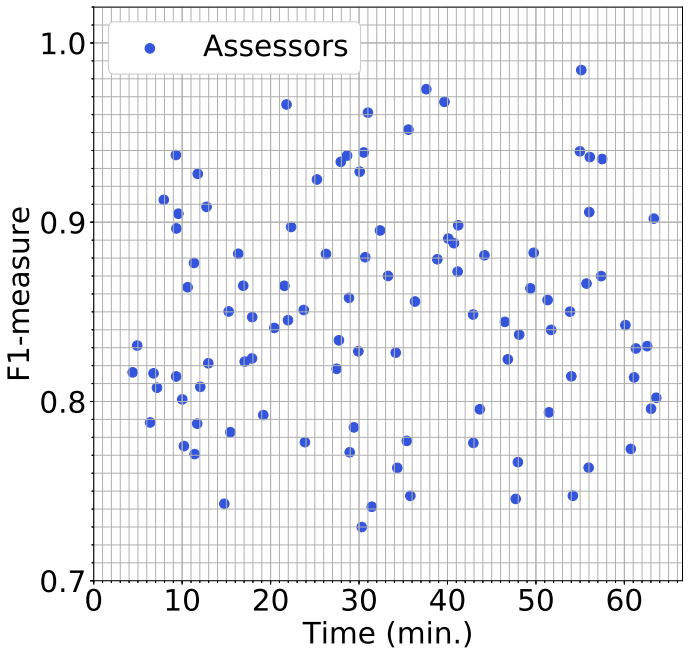
Результаты измерения точности и полноты по запросам

100 запросов, 3 асессора на запрос

точность и полнота поиска



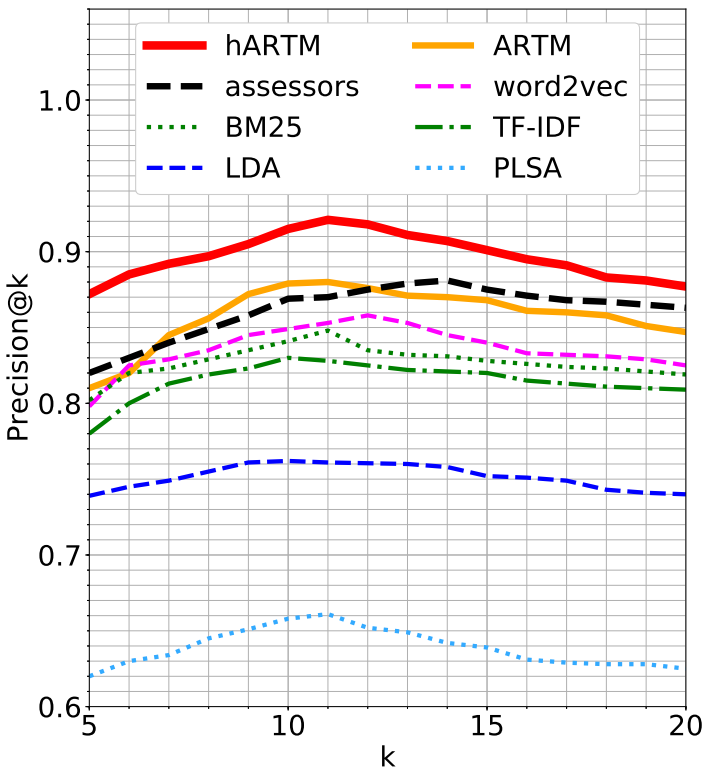
время и F_1-мера (асессоры)

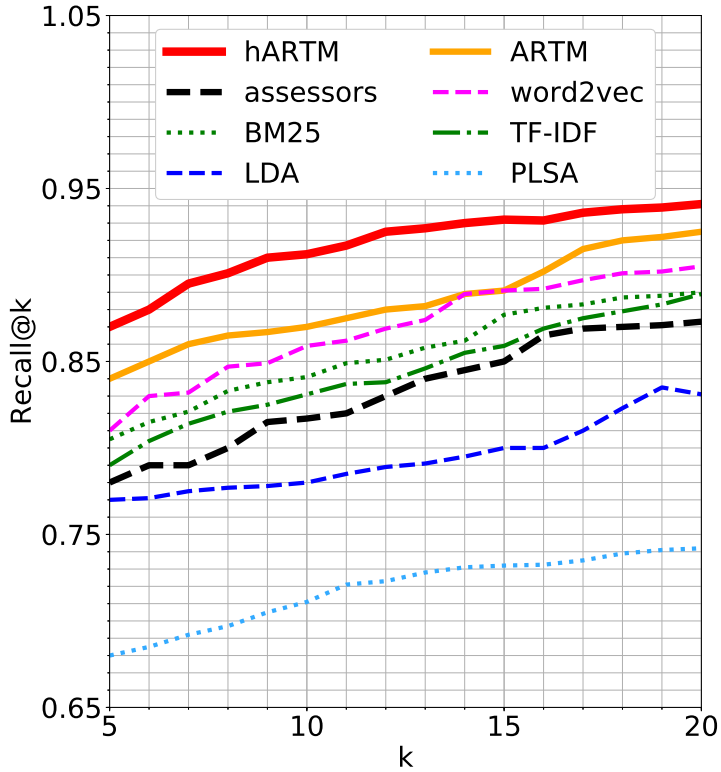


- среднее время обработки запроса асессором — 30 минут
- точность выше у асессоров, полнота — у поисковика

Сравнение с асессорами по качеству поиска

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

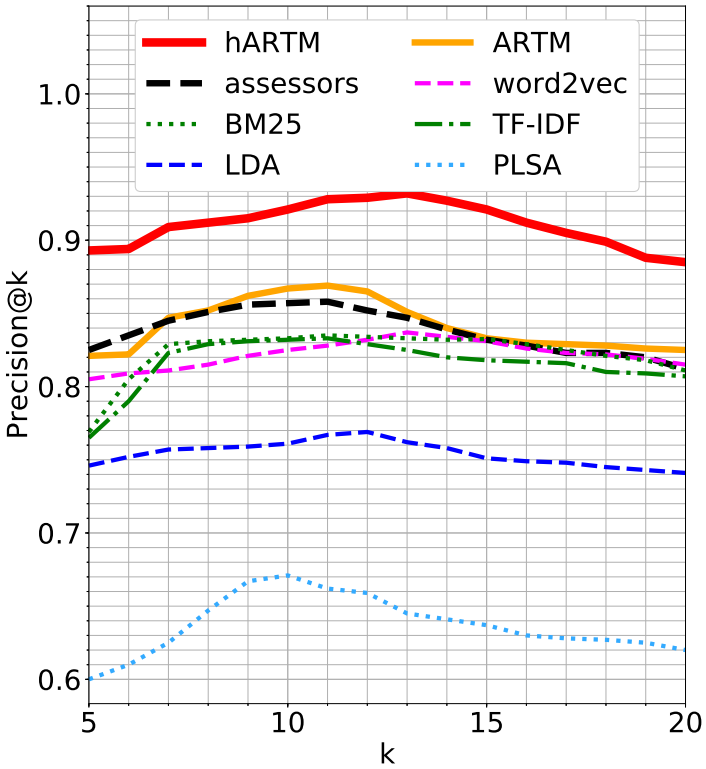


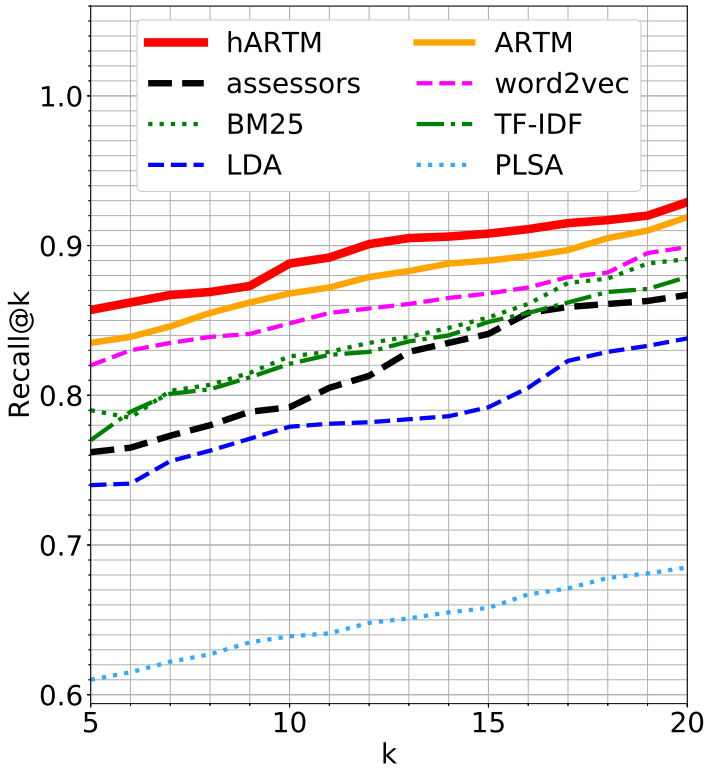


A.Ianina, K.Vorontsov. Regularized multimodal hierarchical topic model for document-by-document exploratory search. 2019.

Сравнение с асессорами по качеству поиска

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





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

Влияние числа тем на качество поиска

Все регуляризаторы и модальности, плоская модель

	Habrahabr						TechCrunch					
	acecc	100	150	**200**	250	400	acecc	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

Влияние числа тем на качество поиска

Habrahabr. Все регуляризаторы и модальности, два уровня

$\|T_1\|$	**20**		**25**					**30**	
$\|T_2\|$	150	200	**250**		**275**		**300**	400	450
Pr@5	0.621	0.742	0.839	0.850	0.865	**0.869**	**0.869**	0.803	0.769	0.701	0.670
Pr@10	0.645	0.749	0.850	0.861	0.879	**0.911**	0.895	0.809	0.796	0.719	0.689
Pr@15	0.635	0.751	0.848	0.869	0.873	**0.893**	0.887	0.807	0.781	0.721	0.701
Pr@20	0.630	0.745	0.841	0.855	0.864	0.874	**0.875**	0.800	0.775	0.709	0.675
R@5	0.628	0.773	0.843	0.865	0.881	**0.881**	0.868	0.849	0.839	0.715	0.691
R@10	0.652	0.782	0.855	0.871	0.902	**0.918**	0.877	0.871	0.845	0.745	0.699
R@15	0.671	0.801	0.870	0.889	0.929	**0.939**	0.901	0.883	0.861	0.781	0.722
R@20	0.680	0.819	0.886	0.892	**0.955**	**0.955**	0.907	0.901	0.872	0.801	0.729

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

Влияние числа тем на качество поиска

Habrahabr. 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

Влияние числа тем на качество поиска

TechCrunch. Все регуляризаторы и модальности, два уровня

$\|T_1\|$	**80**		**100**					**120**	
$\|T_2\|$	300	350	**500**	**550**		**600**		700	750
Pr@5	0.651	0.701	0.749	0.789	0.883	**0.889**	**0.889**	0.785	0.721	0.701	0.675
Pr@10	0.675	0.709	0.771	0.821	0.891	**0.918**	0.902	0.803	0.738	0.718	0.691
Pr@15	0.687	0.712	0.773	0.827	0.899	**0.919**	0.905	0.817	0.741	0.721	0.701
Pr@20	0.683	0.707	0.759	0.815	0.885	0.888	**0.895**	0.805	0.732	0.716	0.679
R@5	0.749	0.791	0.801	0.854	0.868	**0.875**	0.861	0.849	0.829	0.731	0.701
R@10	0.765	0.809	0.823	0.873	0.890	**0.904**	0.875	0.867	0.835	0.745	0.708
R@15	0.771	0.820	0.841	0.882	0.909	**0.921**	0.895	0.890	0.848	0.769	0.717
R@20	0.778	0.825	0.851	0.887	0.928	**0.942**	0.929	0.901	0.869	0.785	0.728

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

Влияние числа тем на качество поиска

TechCrunch. Все регуляризаторы и модальности, три уровня

$\|T_1\|$	**80**		**100**					**120**	
$\|T_2\|$	300	350	**500**		**550**		**600**	700	750
$\|T_3\|$	1500	1700	2500	2600	2600	**2800**	3000	3000	3200	4500	4700
Pr@5	0.655	0.707	0.751	0.792	0.887	**0.893**	0.890	0.789	0.722	0.703	0.678
Pr@10	0.678	0.712	0.773	0.823	0.895	**0.922**	0.905	0.805	0.741	0.722	0.692
Pr@15	0.692	0.715	0.775	0.831	0.902	**0.921**	0.907	0.821	0.743	0.725	0.703
Pr@20	0.687	0.709	0.761	0.819	0.889	0.885	**0.898**	0.809	0.736	0.719	0.683
R@5	0.751	0.795	0.802	0.856	0.871	**0.877**	0.863	0.852	0.831	0.738	0.705
R@10	0.767	0.812	0.825	0.875	0.892	**0.908**	0.879	0.871	0.842	0.751	0.711
R@15	0.772	0.824	0.841	0.887	0.912	**0.927**	0.901	0.893	0.854	0.772	0.721
R@20	0.783	0.830	0.854	0.892	0.931	**0.949**	0.935	0.905	0.871	0.790	0.732

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

Влияние модальностей на качество поиска

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

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

	Habrahabr						TechCrunch					
	acecc	W	Com	WB	WBTH	**All**	acecc	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 асессоров
- авторы и комментаторы наименее важны

Влияние регуляризаторов на качество поиска

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

Влияние функции близости на качество поиска

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

Функции близости: Euclidean, Cosine, Manhattan, Hellinger, KL-div

	Habrahabr					TechCrunch				
	Eu	**cos**	Ma	He	KL	Eu	**cos**	Ma	He	KL
Pr@5	0.652	**0.872**	0.772	0.725	0.741	0.647	**0.893**	0.752	0.742	0.735
Pr@10	0.693	**0.915**	0.798	0.749	0.772	0.658	**0.922**	0.794	0.758	0.751
Pr@15	0.695	**0.895**	0.803	0.737	0.751	0.672	**0.921**	0.801	0.745	0.742
Pr@20	0.671	**0.877**	0.789	0.731	0.738	0.652	**0.885**	0.793	0.739	0.738
R@5	0.693	**0.889**	0.721	0.742	0.833	0.688	**0.877**	0.708	0.733	0.858
R@10	0.715	**0.922**	0.732	0.775	0.868	0.692	**0.908**	0.715	0.753	0.872
R@15	0.732	**0.942**	0.739	0.791	0.892	0.724	**0.927**	0.719	0.785	0.895
R@20	0.741	**0.961**	0.721	0.812	0.902	0.732	**0.949**	0.711	0.808	0.901

- косинусная функция близости уверенно лидирует

Выводы по результатам экспериментов

- Асессорские данные относятся не к темам, а к коллекции; поэтому с их помощью можно оценивать новые модели
- Небольших асессорских данных хватает для оценивания тематических моделей, т. к. они обучаются *без учителя*
- Регуляризаторы, улучшающие интерпретируемость модели, повышают также и качество поиска
- Иерархия улучшает качество поиска (в основном точность) благодаря постепенному сужению области поиска
- Подбор траектории регуляризации и оптимизация коэффициентов регуляризации влияет на качество поиска
- При тщательной оптимизации тематический поиск превосходит как асессоров, так и конкурирующие модели

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

Поиск этно-релевантных тем в социальных сетях

Основные задачи проекта:

- Разведочный поиск этничных тем в социальных медиа (сколько различных тем, и что это за темы)
- Мониторинг этих тем во времени и по регионам
- Сентимент-анализ и оценивание конфликности

Вспомогательные задачи:

- Фильтрация (обогащение) потока данных
- Обеспечение полноты поиска этничных тем
- Выявление тематических сообществ
- Выделение событийных и региональных тем
- Решение проблемы коротких сообщений

Примеры этнонимов

османский	русич
восточноевропейский	сингапурец
эвенк	перуанский
швейцарская	словенский
аланский	вепсский
саамский	ниггер
латыш	адыги
литовец	сомалиец
цыганка	абхаз
ханты-мансийский	темнокожий
карачаевский	нигериец
кубинка	лягушатник
гагаузский	камбоджиец

Примеры этничных тем

(русские): русский, князь, россия, татарин, великий, царить, царь, иван, император, империя, грозить, государь, век, московская, екатерина, москва,
(русские): акция, организация, митинг, движение, активный, мероприятие, совет, русский, участник, москва, оппозиция, россия, пикет, протест, проведение, националист, поддержка, общественный, проводить, участие,
(славяне, византийцы): славянский, святослав, жрец, древние, письменность, рюрик, летопись, византия, мефодий, хазарский, русский, азбука,
(сирийцы): сирийский, асад, боевик, район, террорист, уничтожать, группировка, дамаск, оружие, алесио, оппозиция, операция, селение, сша, нусра, турция,
(турки): турция, турецкий, курдский, эрдоган, стамбул, страна, кавказ, горин, полиция, премьер-министр, регион, курдистан, ататюрк, партия,
(иранцы): иран, иранский, сша, россия, ядерный, президент, тегеран, сирия, оон, израиль, переговоры, обама, санкция, исламский,
(палестинцы): террорист, израиль, терять, палестинский, палестинец, террористический, палестина, взрыв, территория, страна, государство, безопасность, арабский, организация, иерусалим, военный, полиция, газ,
(ливанцы): ливанский, боевик, район, ливан, армия, террорист, али, военный, хизбалла, раненый, уничтожать, сирия, подразделение, квартал, армейский,
(ливийцы): ливан, демократия, страна, ливийский, каддафи, государство, алжир, война, правительство, сша, арабский, али, муаммар, сирия,

Примеры этничных тем

(евреи): израиль, израильский, страна, война, нетаньяху, тель-авив, время, сша, сирия, египет, случай, самолет, еврейский, военный, ближний,
(американцы): американский, американка, война, россия, военный, страна, вашингтон, америка, армия, конгресс, сирия, союзный, российский, обама, войска, русский, оружие, операция,
(немцы): армия, война, войска, советский, военный, дивизия, немец, фронт, немецкий, генерал, борт, операция, оборона, русский, бог, победа,
(немцы): германий, немец, германский, ссср, немецкий, война, старое, советский, россия, береза, русский, правительство, территория, полный, документ, вопрос, сорт, договор, отношение, франция,
(евреи, немцы): еврей, еврейский, холодный, германий, антисемитизм, гетра, немец, синагога, сша, израиль, малиновского, комиссия, нацбол, документ, война, еврейка, миллион, украина,
(украинцы, немцы): украинский, упс, оун, немец, немецкий, ковальков, хохол, волынский, бандера, организация, россиянин, советский, русский, польский, армия, шухевича, ровенский,
(таджики, узбеки): мигрант, страна, россия, миграция, азия, нелегальный, миграционный, таджикистан, гастарбайтер, гражданка, трудовой, рабочий, фмс, коренево, среднее, узбекистан, таджик, проблема, русский, население,
(канадцы): команда, игра, игрок, канадский, сезон, хоккей, сборная, играть, болельщик, победа, кубок, счет, забирать, хоккейный, выигрывать, хоккеист, чемпионат, шайба,

Примеры этничных тем

(японцы): японский, япония, корея, китайский, жилища, авария, фукусиму, цунами, сообщать, океан, станция, хатико, 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, боливия, 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, анапа, 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,

Результаты: модель ARTM находит намного больше этно-тем

Число этно-релевантных тем, найденных моделью:

модель	этно-тем	фон.тем	++	+−	−+	всего
PLSA	300		9	11	18	38
PLSA	400		12	15	17	44
ARTM-1	200	100	18	33	20	71
ARTM-1	250	150	21	27	20	68
ARTM-2	200	100	28	23	23	74
ARTM-2	250	150	38	42	30	104

Регуляризаторы ARTM-1:

этно темы: разреживание, декоррелирование, сглаживание этнонимов

фоновые темы: сглаживание, разреживание этнонимов

Регуляризаторы ARTM-2:

ARTM-1 + модальность этнонимов

Apishev M., Koltcov S., Koltsova O., Nikolenko S., Vorontsov K. Additive Regularization for Topic Modeling in Sociological Studies of User-Generated Texts. 2016.

Анализ транзакций розничных клиентов банка

Дано (Sberbank Data Science Contest):
D — множество клиентов (15 000)
W — категории = MCC-коды (Merchant Category Code) (328)
n_{dw} — сумма транзакций клиента d по категории w

Найти: темы — типы потребительского поведения клиентов
$\phi_{wt} = p(w|t)$ — структура потребления для темы t
$\theta_{td} = p(t|d)$ — типы потребления клиента d

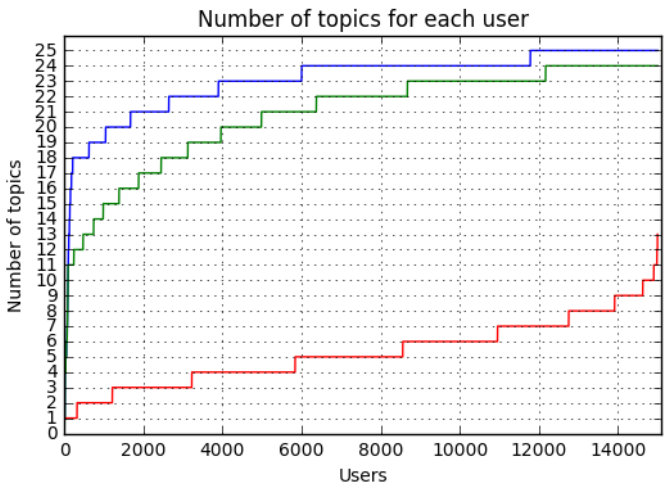
Регуляризаторы:

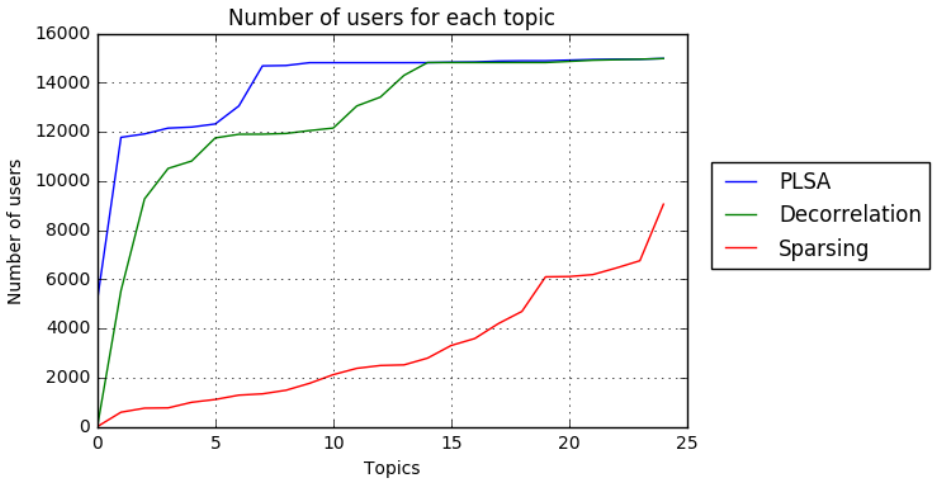
- повышение различности тем
- разреживание $p(t|d)$
- учёт модальностей времени, типа транзакции, терминала

Egorov E., Nikitin F., Goncharov A., Alekseev V., Vorontsov K. Topic Modelling for Extracting Behavioral Patterns from Transactions Data // IC-AIAI 2019.

Построение модели ARTM, 25 тем

- 30 итераций PLSA — без регуляризаторов
- 10 итераций — декоррелирование тем
- 10 итераций — разреживание $p(t|d)$





Декоррелирование Φ и разреживание Θ определяют минимальное число типов экономического поведения каждого клиента, достаточное для описания его расходов.

Пользуюсь картой только чтобы снять наличные

ϕ_{wt},%	MCC-код (категория расходов)
72	Финансовые институты — снятие наличности вручную
27	Финансовые институты — снятие наличности автоматически
0.23	Денежные переводы MasterCard MoneySend
0.1	Денежные переводы
0.012	Финансовые институты — снятие наличности вручную
0.0055	Легковой и грузовой транспорт: продажа, сервис, ремонт, лизинг
0.0027	Магазины игрушек

Наличные + авто, спорт, компьютеры

ϕ_{wt},%	MCC-код (категория расходов)
55	Финансовые институты — снятие наличности автоматически
44	Денежные переводы
0.111	Станции техобслуживания
0.105	Автозапчасти и аксессуары
0.094	Компьютерная сеть/информационные услуги
0.043	Спортивная одежда, одежда для верховой езды и езды на мотоцикле
0.024	Финансовые институты — снятие наличности вручную
0.020	СТО общего назначения
0.018	Горючее топливо — уголь, нефть, разжиженный бензин, дрова
0.015	Магазины мужской и женской одежды
0.015	Финансовые институты — снятие наличности вручную
0.013	Магазины спорттоваров
0.012	Садовые принадлежности (в том числе для ухода за газонами) в розницу
0.011	Паркинги и гаражи
0.011	Бакалейные магазины, супермаркеты
0.010	Различные магазины одежды и аксессуаров

Цивилизованный потребитель: разные магазины, связь, авто

ϕ_{wt},%	MCC-код (категория расходов)
27	Станции техобслуживания
20	Различные продовольственные магазины, рынки, полуфабрикаты
15	Звонки с использованием телефонов, считывающих магнитную ленту
12	Финансовые институты — снятие наличности автоматически
4.7	Горючее топливо — уголь, нефть, разжиженный бензин, дрова
4.1	Универсальные магазины
3.4	Автозапчасти и аксессуары
1.4	Аптеки
1.2	Магазины с продажей спиртных напитков на вынос
1.1	Бакалейные магазины, супермаркеты
0.57	Автошины
0.37	Прямой маркетинг — торговля через каталог
0.35	Товары для дома
0.33	Универмаги
0.32	Плавательные бассейны — распродажа
0.21	Места общественного питания, рестораны

Всего 24 категории с $\phi_{wt} > 0.1\%$; 61 категория с $\phi_{wt} > 0.01\%$

Продвинутые мамки

ϕ_{wt},%	MCC-код (категория расходов)
56	Бакалейные магазины, супермаркеты
8.6	Финансовые институты — снятие наличности автоматически
5.4	Аптеки
4.0	Звонки с использованием телефонов, считывающих магнитную ленту
2.2	Рестораны, закусочные
1.8	Обувные магазины
1.5	Различные продовольственные магазины — рынки, полуфабрикаты
1.4	Магазины спорттоваров
1.4	Детская одежда, включая одежду для самых маленьких
1.3	Магазины игрушек
1.3	Места общественного питания, рестораны
1.1	Магазины мужской и женской одежды
1.1	Магазины с продажей спиртных напитков на вынос
1.1	Магазины косметики
1.0	Садовые принадлежности в розницу
0.73	Одежда для всей семьи

Всего 41 категория с $\phi_{wt} > 0.1\%$; 95 категорий с $\phi_{wt} > 0.01\%$

Бизнес-леди: забыла про наличку — всё по карте

ϕ_{wt},%	MCC-код (категория расходов)
12	Магазины мужской и женской одежды
7.3	Оборудование, мебель и бытовые принадлежности
7.0	Места общественного питания, рестораны
5.6	Магазины по продаже часов, ювелирных изделий и изделий из серебра
5.3	Обувные магазины
4.7	Магазины косметики
4.6	Одежда для всей семьи
3.8	Универмаги
3.2	Готовая женская одежда
2.8	Практикующие врачи, медицинские услуги
1.8	Прямой маркетинг — торговля через каталог
1.5	Салоны красоты и парикмахерские
1.3	Детская одежда, включая одежду для самых маленьких
1.3	Аптеки
1.0	Изготовление и продажа меховых изделий
1.0	Центры здоровья

Всего 70 категорий с $\phi_{wt} > 0.1\%$; 134 категории с $\phi_{wt} > 0.01\%$

Бизнес-класс: авиа, отели, казино, рестораны, ценные бумаги

ϕ_{wt},%	MCC-код (категория расходов)
28	Авиалинии, авиакомпании
19	Финансовые институты — торговля и услуги
9.5	Отели, мотели, базы отдыха, сервисы бронирования
8.6	Транзакции по азартным играм (плюс)
5.2	Финансовые институты — торговля и услуги
3.2	Места общественного питания, рестораны
3.1	Не-финансовые институты: ин.валюта, переводы, дорожн.чеки, квази-кэш
2.2	Пассажирские железнодорожные перевозки
1.7	Бизнес-сервис
1.4	Жилье — отели, мотели, курорты
1.3	Галереи/учреждения видеоигр
1.3	Транзакции по азартным играм (минус)
0.6	Ценные бумаги: брокеры/дилеры
0.5	Туристические агентства и организаторы экскурсий
0.3	Лимузины и такси
0.3	Беспошлинные магазины Duty Free

Всего 50 категорий с $\phi_{wt} > 0.1\%$; 103 категории с $\phi_{wt} > 0.01\%$

Провинциальный малый бизнес

ϕ_{wt},%	MCC-код (категория расходов)
27	Финансовые институты — снятие наличности автоматически
8.5	Лесо- и строительный материал
8.4	Бытовое оборудование
6.6	Плавательные бассейны — распродажа
5.5	Продажа электронного оборудования
4.1	Бакалейные магазины, супермаркеты
3.3	Универсальные магазины
3.0	Садовые принадлежности в розницу
2.6	Телекоммуникационное оборудование, включая продажу телефонов
2.4	Легковой и грузовой транспорт: продажа, сервис, ремонт, лизинг
2.2	Товары для дома
2.1	Пассажирские железнодорожные перевозки
1.5	Оборудование, мебель и бытовые принадлежности
1.3	Скобяные товары в розницу
1.2	Магазины спорттоваров
1.1	Аптеки

Всего 54 категории с $\phi_{wt} > 0.1\%$; 104 категории с $\phi_{wt} > 0.01\%$

Анализ транзакций корпоративных клиентов банка

Данные:
лесная отрасль, 2016 г., 10.7M транзакций, 1M компаний.
Транзакция — это тройка ⟨покупатель, продавец, текст⟩.

Некоторые *тексты* платёжных поручений (далеко не все!) содержат названия товаров и услуг.

Документ — это история транзакций одной компании

Семь модальностей:

- компании: поставщики / покупатели
- слова в платёжных поручениях: поставщики / покупатели
- ОКВЭДы данной компании
- ОКВЭДы контрагентов: поставщики / покупатели

Примеры тем — видов деятельности компаний

покупка	продажа
0.11: услуга	0.12: лдсп
0.07: классик	0.08: дсп
0.05: дрова	0.03: мдф
0.05: пиловочник	0.03: поставка
0.05: материал	0.02: услуга
0.03: порода	0.02: охранный
0.03: лесоматериал	0.02: ламинировать
0.03: сертум	0.02: хдф
0.02: хвойный	0.02: материал
0.01: дерево	0.01: накл
0.01: транспортный	0.01: товар

покупка	продажа
0.19: право	0.16: арендный
0.17: сбис	0.10: часть
0.16: использование	0.08: плата
0.03: аккаунт	0.04: минимальный
0.02: электронный	0.04: участок
0.02: лицевой	0.04: использование
0.02: устный	0.02: земля
0.01: устройство	0.02: лесничество
0.01: генерация	0.02: земельный
0.01: хранение	0.01: фонд
0.01: ключевой	0.01: федеральный

Примеры тем — видов деятельности компаний

покупка	продажа
0.09: ткань	0.16: мебель
0.09: поставка	0.05: плёнка
0.02: мебельный	0.04: стул
0.02: деревянный	0.03: кресло
0.02: транспортный	0.03: изделие
0.02: фанера	0.02: краска
0.02: поролон	0.02: фанера
0.01: механизм	0.01: лкм
0.01: плата	0.01: лакокрасочный
0.01: частичный	0.01: лак
	0.01: материал
	0.01: клеить

покупка	продажа
0.06: лдсп	0.37: товар
0.05: фурнитура	0.15: мебель
0.02: плёнка	0.04: поставка
0.02: материал	0.04: накладный
0.02: мебельный	0.03: накл
0.02: стекло	0.03: рубль
0.02: мдф	
0.02: кромка	
0.01: транспортный	
0.01: клеить	
0.01: профиль	
0.01: пвх	

Примеры тем — видов деятельности компаний

покупка		продажа
0.52: гсм		0.14: вывоз
0.43: далее		0.09: тбо
		0.04: мусор
		0.03: отход
		0.02: утилизация
		0.01: тко

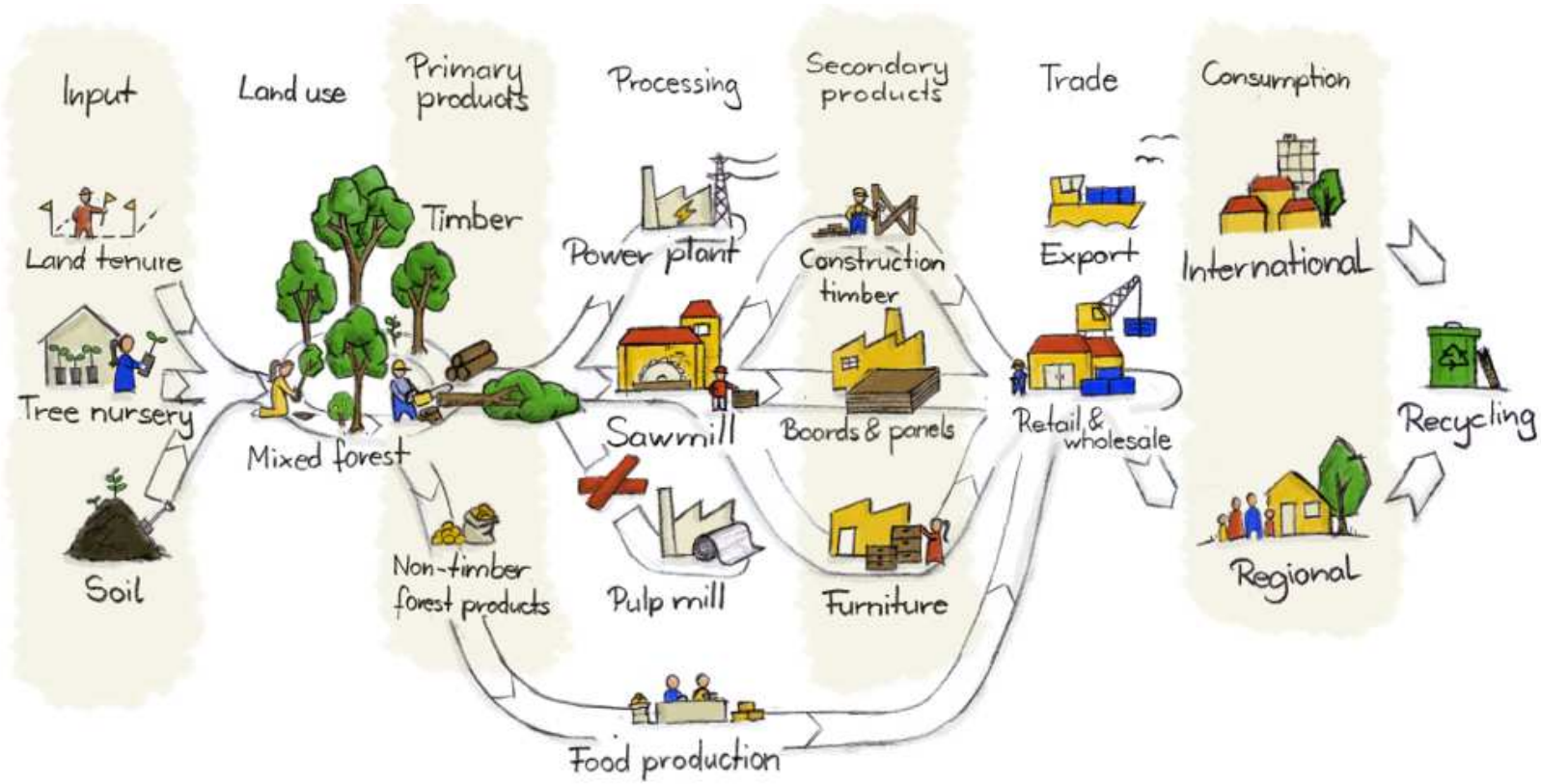
покупка		продажа
0.19: налог		0.11: бумага
0.06: услуга		0.08: гофроящик
0.04: макулатура		0.04: гофрокартон
0.03: поставка		0.03: гофрокороб
0.03: транспортный		0.03: поставка
0.02: лесопродукция		0.03: фактура
0.02: автоуслуга		0.02: гофропродукция
0.01: перевозка		0.02: гофротару
0.01: плата		0.02: гофрирование
		0.02: гофролоток
		0.02: товар
		0.01: лоток

Примеры тем — видов деятельности компаний

покупка	продажа	продажа	продажа
0.15: программа	0.13: фурнитура	0.14: рекламный	0.21: тмц
0.11: право	0.09: материал	0.13: размещение	0.06: накл
0.09: сертификат	0.08: лдсп	0.09: материал	0.04: инструмент
0.07: эвм	0.04: кромка	0.05: проект	0.03: пила
0.07: использование	0.04: мебельный	0.05: яндекс	0.02: заточка
0.07: лицензия	0.04: фрз	0.04: директ	0.02: нож
0.04: криптопро	0.04: мдф	0.04: реклама	0.02: материал
0.03: абонентский	0.03: клеить	0.02: рубль	0.02: фреза
0.02: обслужа	0.03: пвх	0.01: стек	0.02: клеить
0.02: пользование	0.02: тмц		0.01: товар
0.02: контур	0.02: комплект		0.01: перчатка
0.01: проверка	0.02: профиль		
	0.02: столешница		

Цели тематического моделирования банковских данных

- Получение векторных представлений компаний
- Поиск схожих и конкурирующих компаний
- Восстановление структуры товарных потоков отрасли



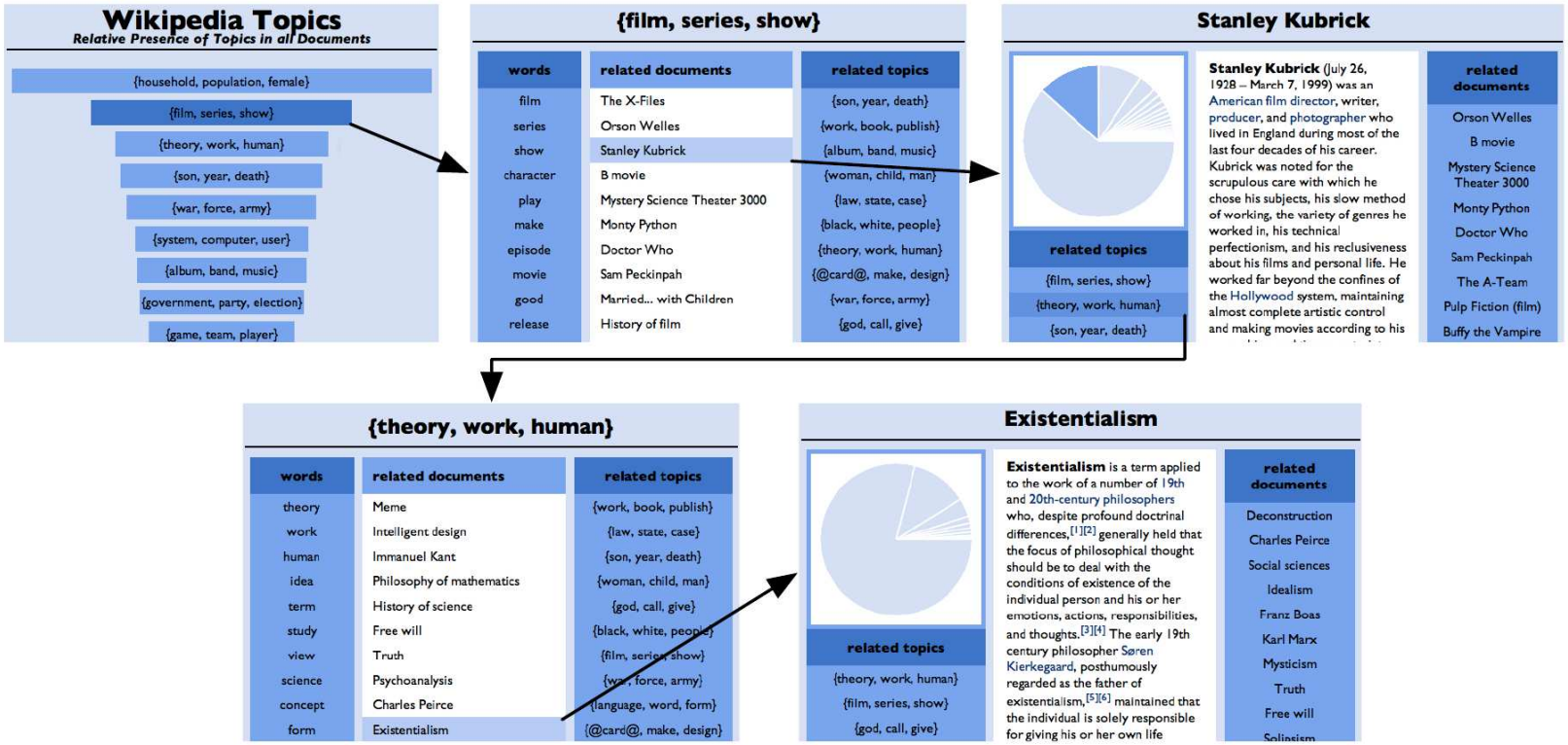
Что можно визуализировать

Одна из целей тематического моделирования — систематизация результатов информационного поиска.

- текстовое представление темы: название, топ-слова, топ-термы, топ-документы, аннотация, близкие темы
- масштабируемая тематическая карта коллекции
- иерархия тем
- граф связей между темами
- текст документа: темы слов или термов, сегментация
- графическая тематическая сегментация документа
- динамика тем во времени: временные ряды, реки тем
- иерархия + динамика

Система TMVE — Topic Model Visualization Engine

Тематический навигатор с веб-интерфейсом:

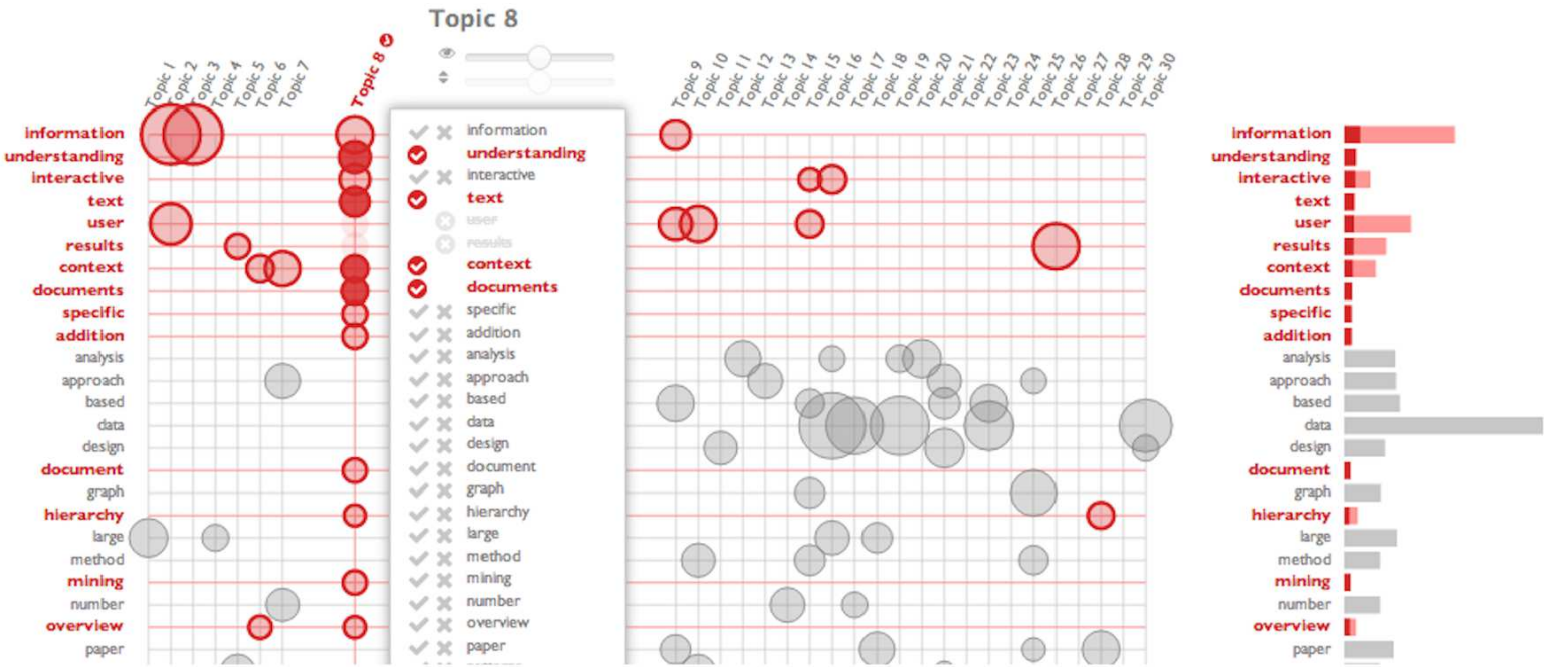


https://github.com/ajbc/tmv

Chaney A., Blei D. Visualizing Topic Models // Frontiers of computer science in China, 2012. — 55(4), pp. 77–84.

Система Termite

Интерактивная визуализация матрицы Φ и сравнение тем:

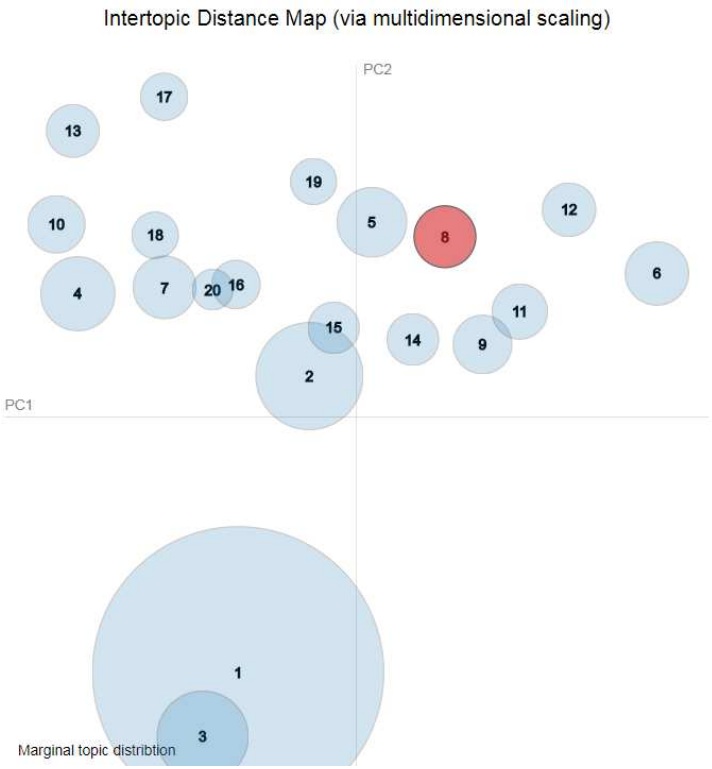


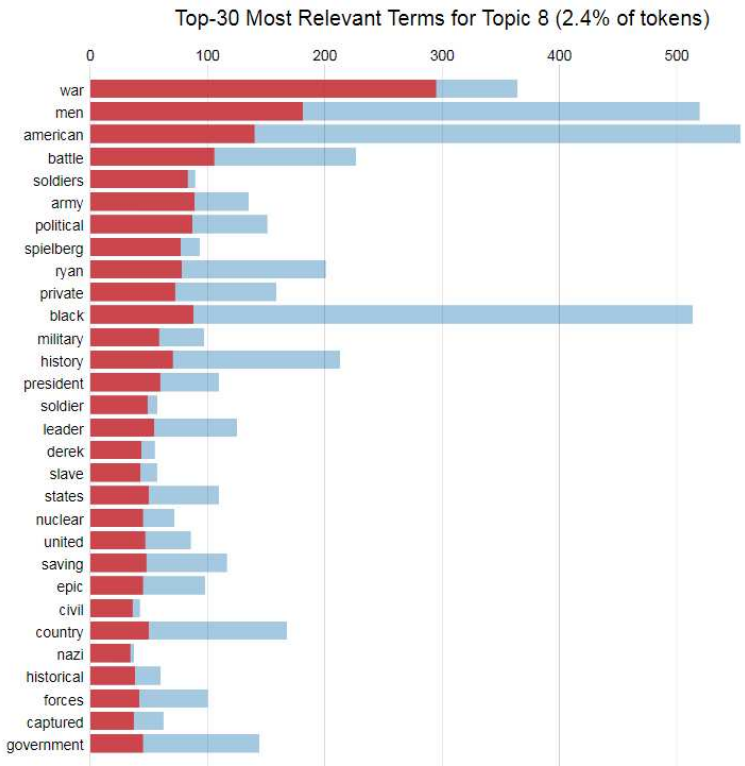
https://github.com/uwdata/termite-visualizations

Chuang J., Manning C., Heer J. Termite: Visualization Techniques for Assessing Textual Topic Models. IWCAVI 2012.

Система LDAvis

Карта сходства тем и сравнение $p(w|t)$ с $p(w)$:





https://github.com/cpsievert/LDAvis

C.Sievert, K.Shirley. LDAvis: A method for visualizing and interpreting topics. 2014.

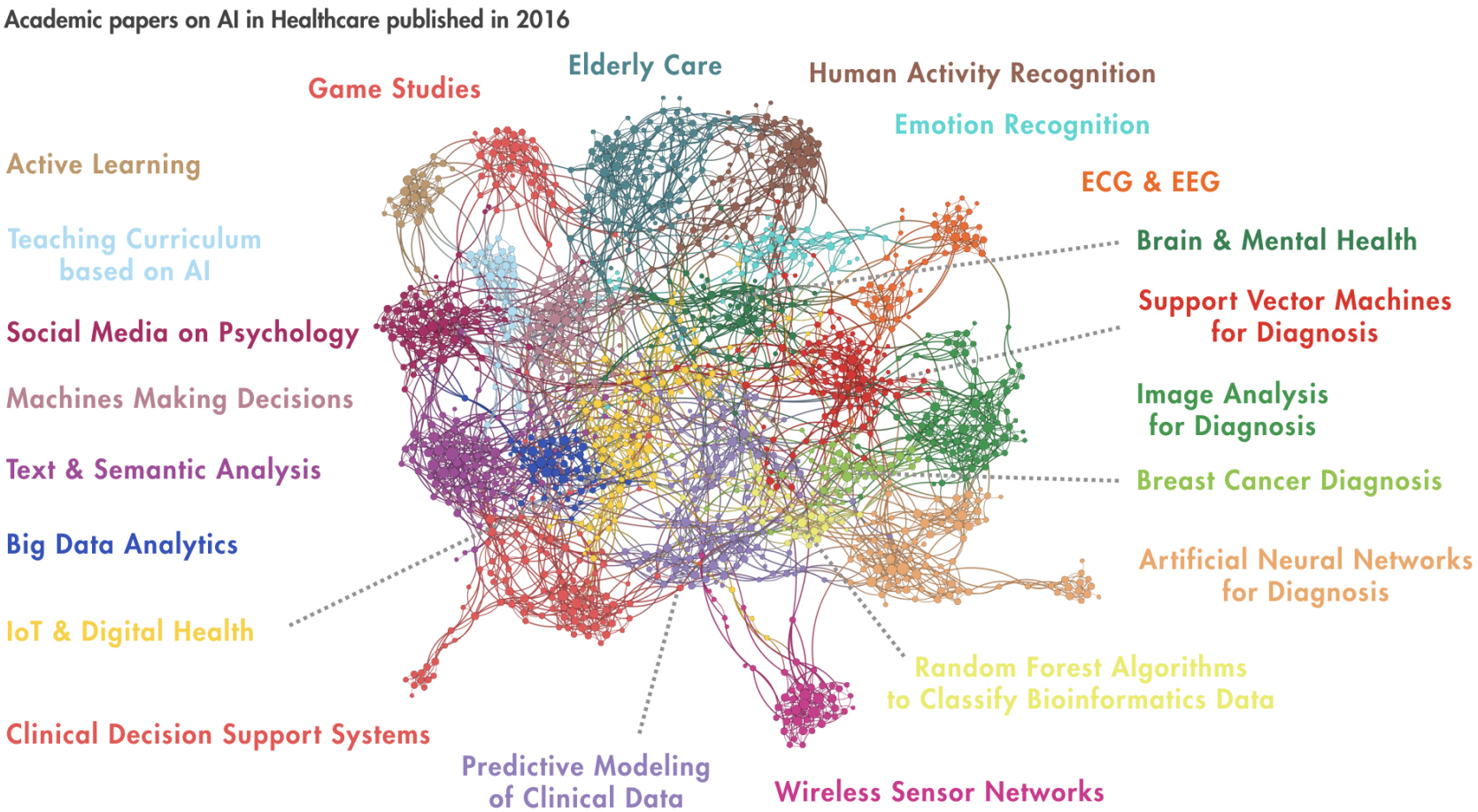
Система Serendip

Визуализация матриц Φ, Θ и тематики слов в текстах:

http://vep.cs.wisc.edu/serendip

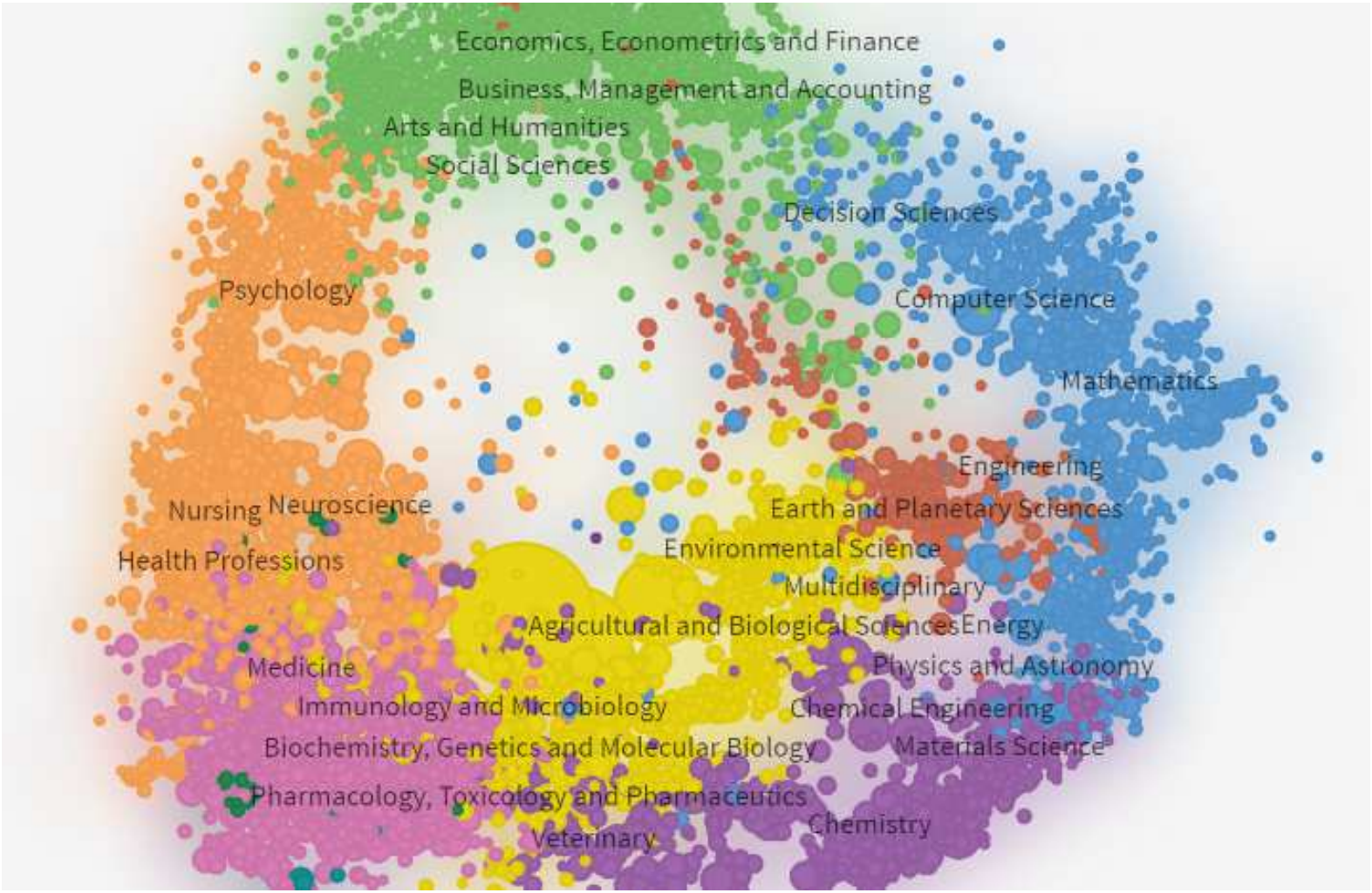
E.Alexander, J.Kohlmann, R.Valenza, M.Witmore, M.Gleicher. Serendip: Topic Model-Driven Visual Exploration of Text Corpora. IEEE VAST 2014.

Пример карты тематической структуры коллекции



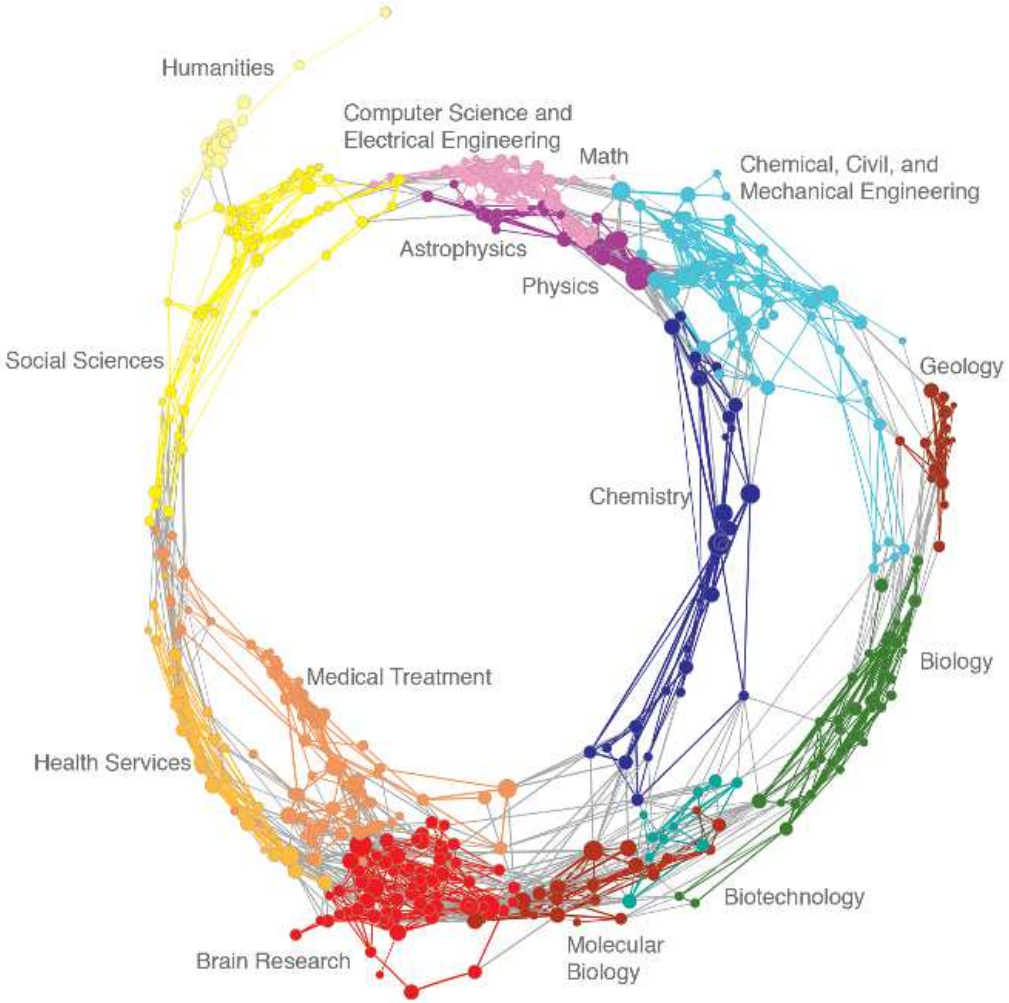
C.Folgar, J.McCuan. The 3 most-cited studies in healthcare and AI. Quid, 2017.

Пример карты науки



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

Ещё один пример карты науки



http://scimaps.org

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

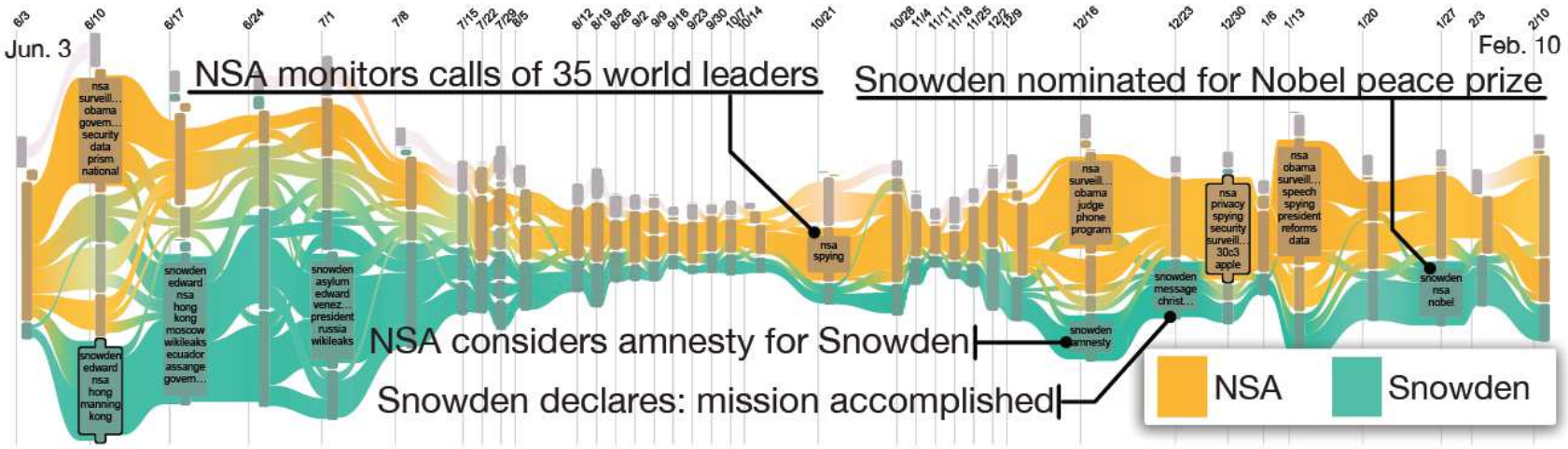
Недостатки:

- оси не имеют интерпретации
- искажение сходства при двумерном проецировании

Пример иерархической карты области *Data Mining*

FoamTree: https://carrotsearch.com/foamtree

Динамика тем: эволюция предметной области



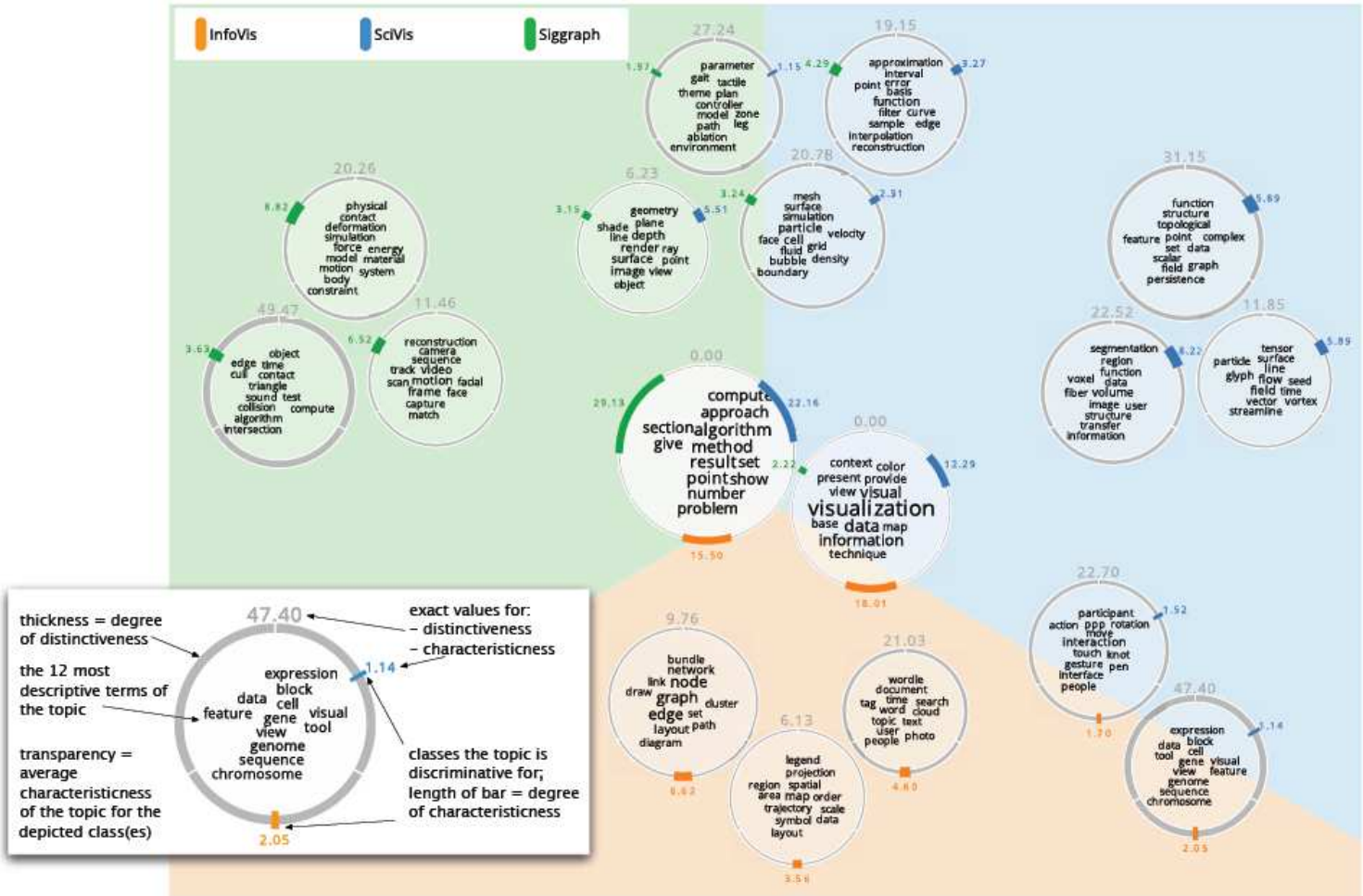
Эволюция выбранных тем иерархии. Данные Prism (2013/06/03–2014/02/09)

Стратегия визуализации в системах TextFlow и RoseRiver:

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

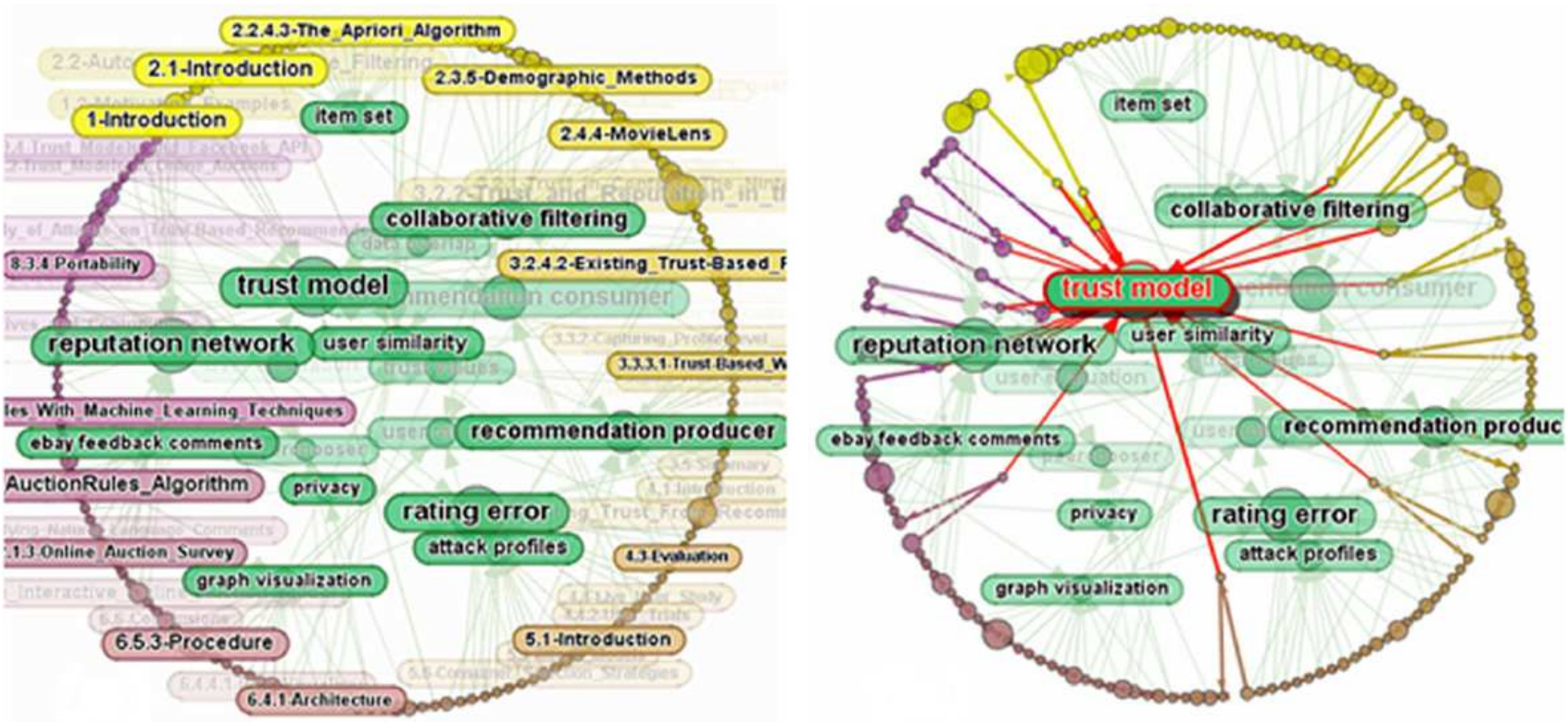
Weiwei Cui, Shixia Liu, Zhuofeng Wu, Hao Wei. How hierarchical topics evolve in large text corpora. 2014.

Тематический анализ источников



Oelke D., Strobelt H., Rohrdantz C., Gurevych I., Deussen O. Comparative exploration of document collections: a visual analytics approach. EuroVis. 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.

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.

Резюме

Применения тематического моделирования:

- Разведочный информационный поиск
- Анализ тематической структуры коллекции
- Тематизация документов — формирование интерпретируемых тематических векторных представлений документов
- Классификация, суммаризация, сегментация текстов
- Обнаружение и отслеживание новостных цепочек
- Маршрутизация обращений в контактные центры
- Поиск экспертов и тематических сообществ
- ...