Тематическое моделирование на пути к разведочному информационному поиску

Воронцов Константин Вячеславович
ФИЦ ИУ РАН • МФТИ • МГУ • ВШЭ • Яндекс

Data Fest^3

Москва • 10–11 сентября 2016

Аннотация

Технологии информационного поиска сделали научные знания доступнее. Их стало легче найти, но это не означает, что в них стало легче разобраться. Ответ на вопрос «где находится передний край науки по данной теме» по-прежнему требует времени, квалификации и личного общения с экспертами.

Разведочный поиск (exploratory search) — это новая парадигма в информационном поиске, нацеленная на дальнейшее устранение барьеров между Человеком и Знанием. Разведочный поиск объединяет и автоматизирует процессы поиска, систематизации и усвоения знаний.

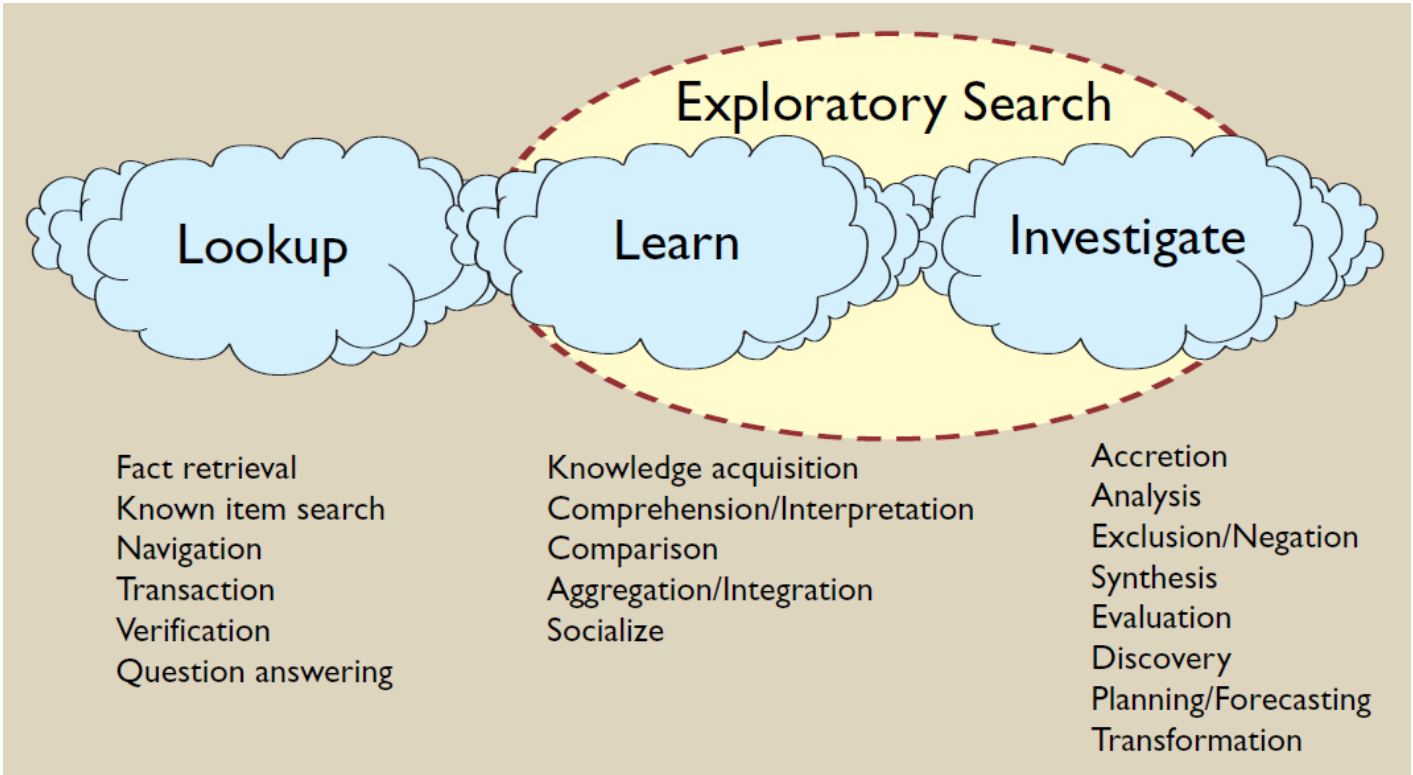
В докладе рассматриваются методы *вероятностного тематического моделирования* больших текстовых коллекций и их применение для тематического разведочного поиска.

Содержание

1. **Разведочный информационный поиск**
   - Разведочный поиск
   - Дальнее чтение и визуализация
   - Сценарий разведочного поиска
2. **Тематическое моделирование**
   - Вероятностные модели порождения текста
   - Теория аддитивной регуляризации (ARTM)
   - Проект BigARTM
3. **Эксперименты и приложения**
   - Разведочный поиск для habrahabr.ru
   - Тематизация редкого контента
   - Интерпретируемость тем

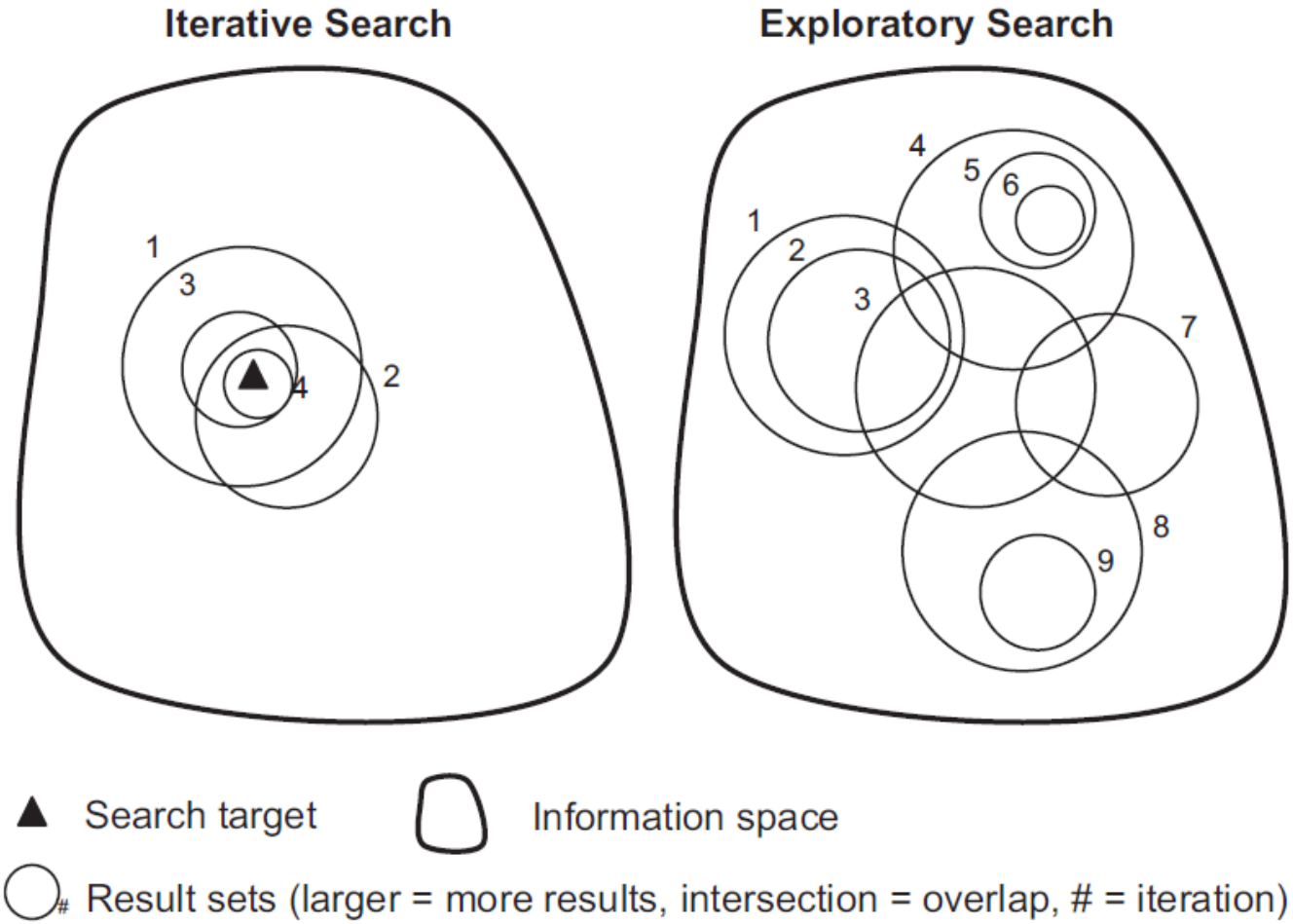
Концепция разведочного поиска (exploratory search)

- пользователь может не знать ключевых терминов
- пользователя может интересовать множество ответов



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

От итераций «query-browse-refine» к разведочному поиска



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

От ближнего чтения (close reading) к дальнему (distant reading)

Information Seeking Mantra [B.Shneiderman, 1996]

«Overview first, zoom and filter, details on demand»

Понятие *дальнего чтения* [Franco Moretti, 2005]

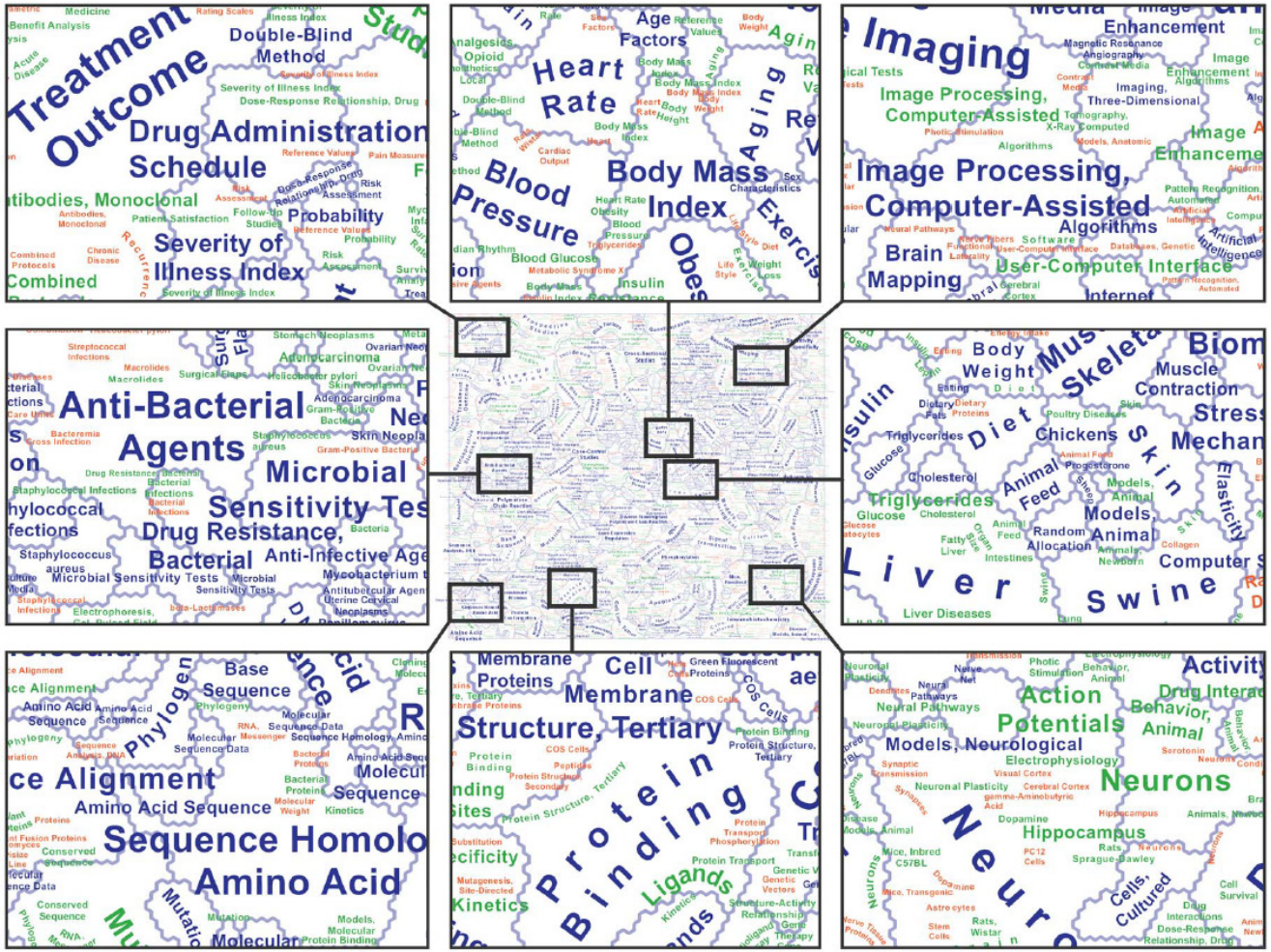
«*Distant reading* is not an obstacle but a specific form of knowledge: fewer elements, hence a sharper sense of their overall interconnection. Shapes, relations, structures. Forms. Models.»

B.Shneiderman. The Eyes Have It: A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualizations. Visual Languages, 1996.

F.Moretti. Graphs, Maps, Trees: Abstract Models for a Literary History. 2005.

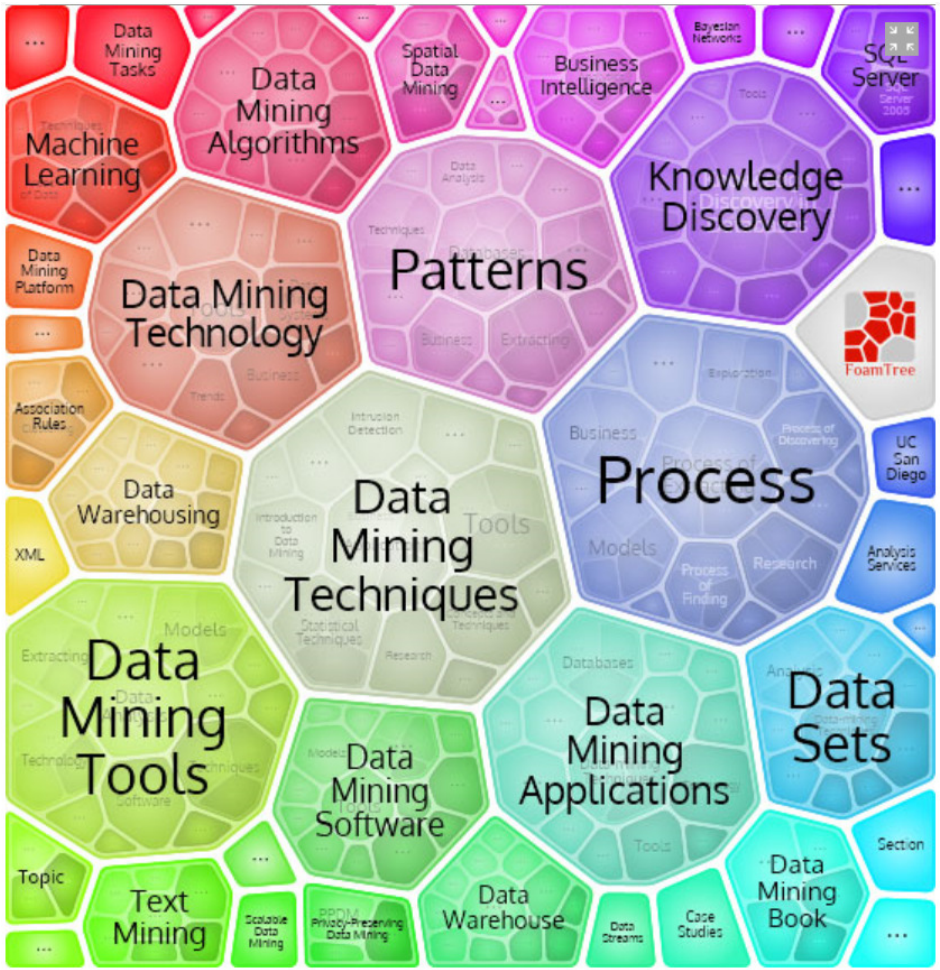
S.Janicke, G.Franzini, M.F.Cheema, G.Scheuermann. On Close and Distant Reading in Digital Humanities: A Survey and Future Challenges. EuroVis, 2015.

Пример карты медицинских знаний



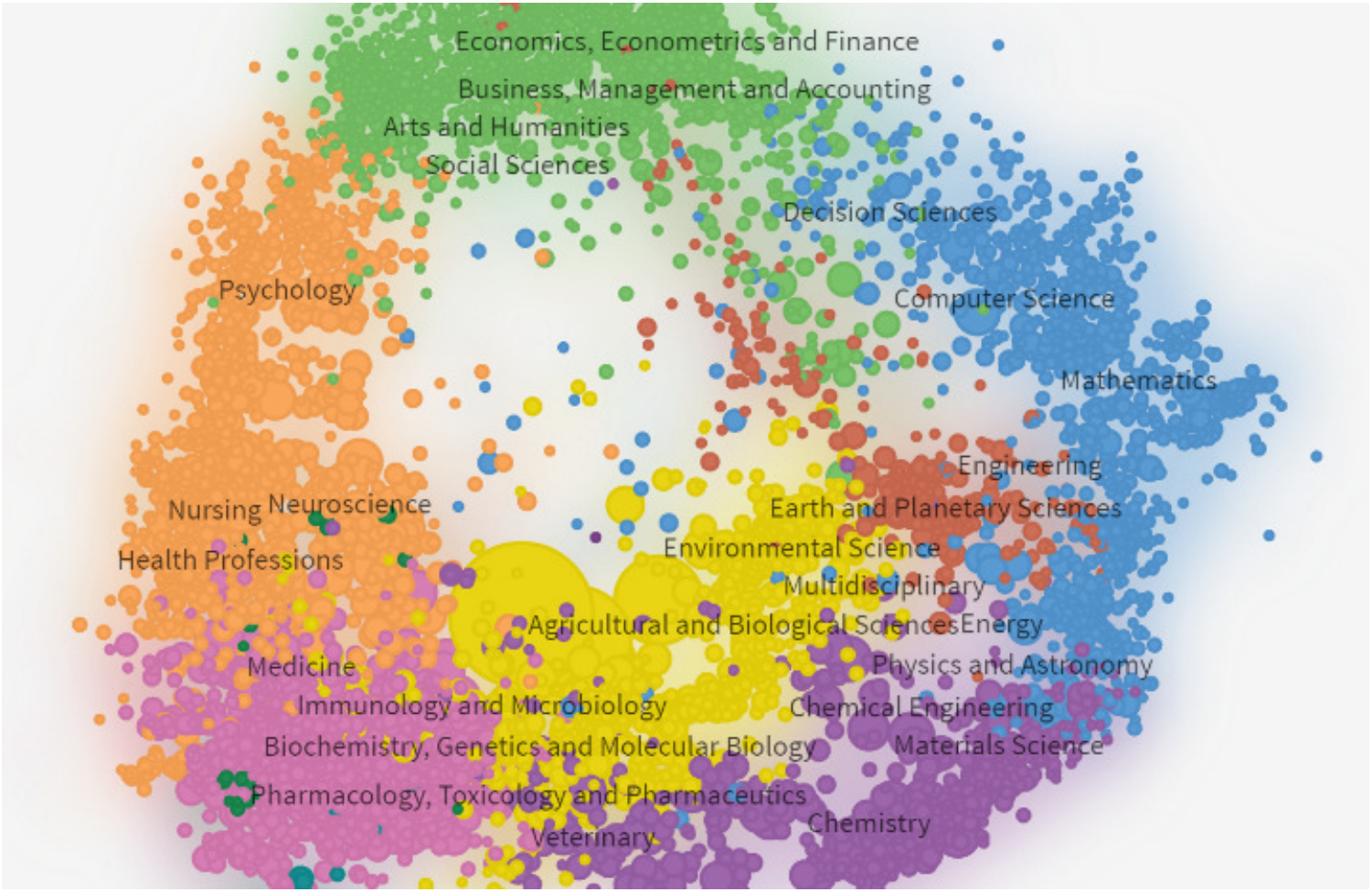
Skupin, Biberstine, Borner. Visualizing the Topical Structure of the Medical Sciences: A Self-Organizing Map Approach. PLoS ONE, 2013.

Пример иерархической карты области *Data Mining*



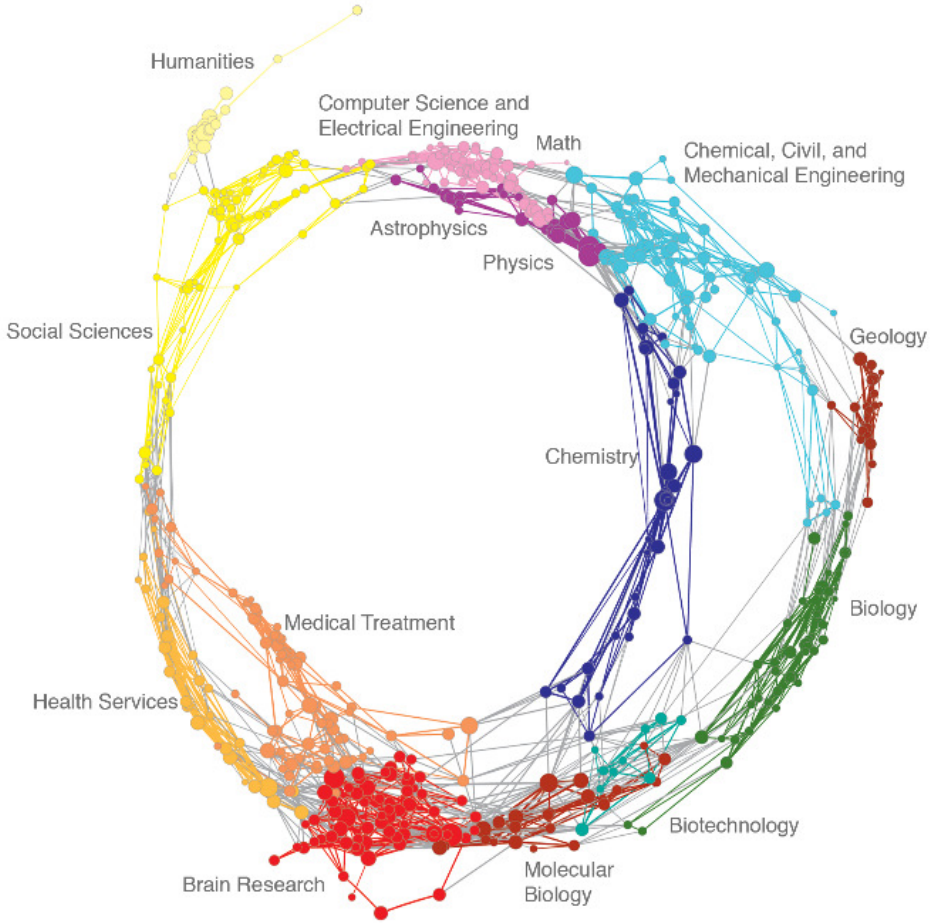
FoamTree: https://carrotsearch.com/foamtree

Пример карты науки



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

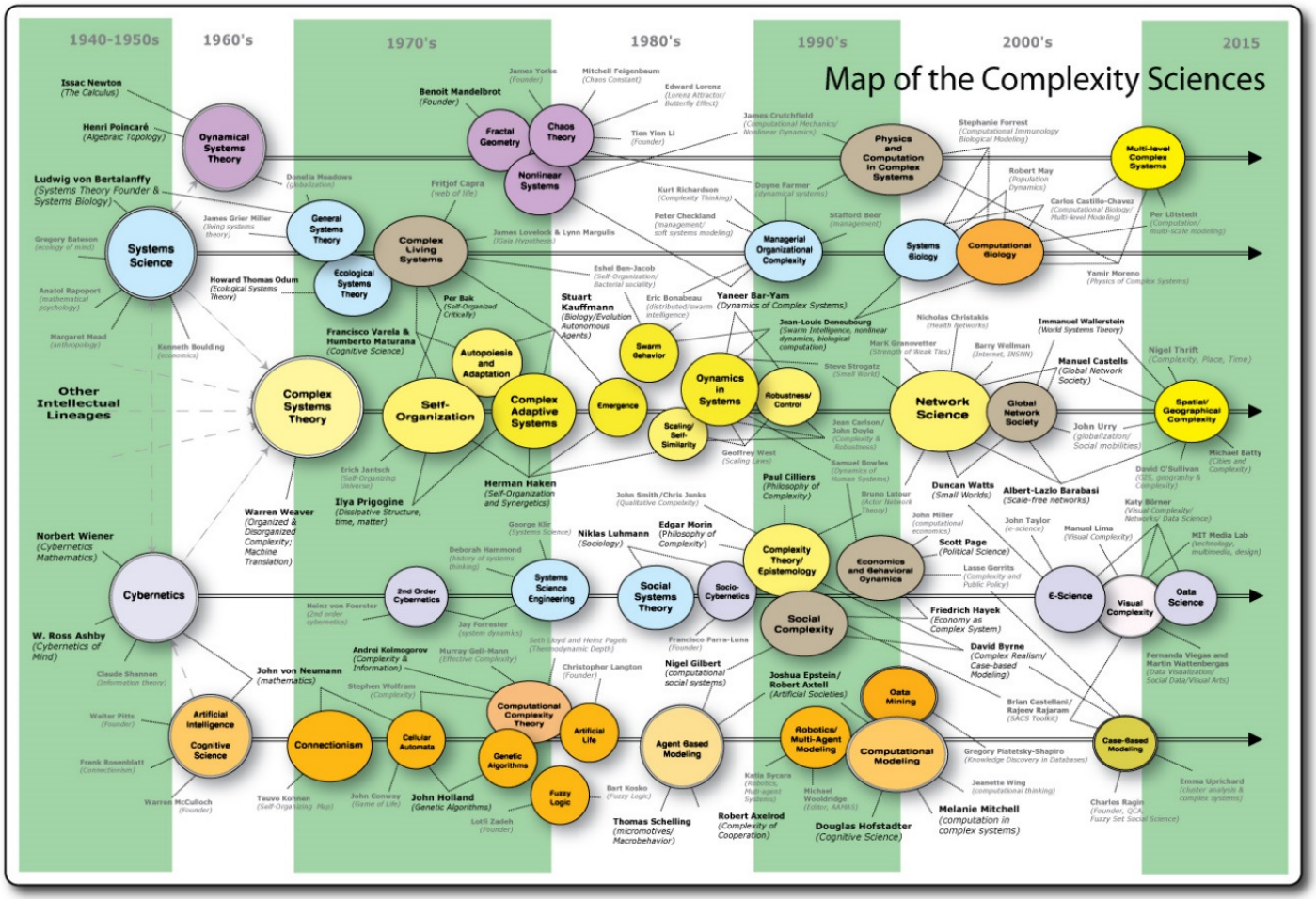
Ещё один пример карты науки



Недостатки: неинтерпретируемость осей, искажение сходства

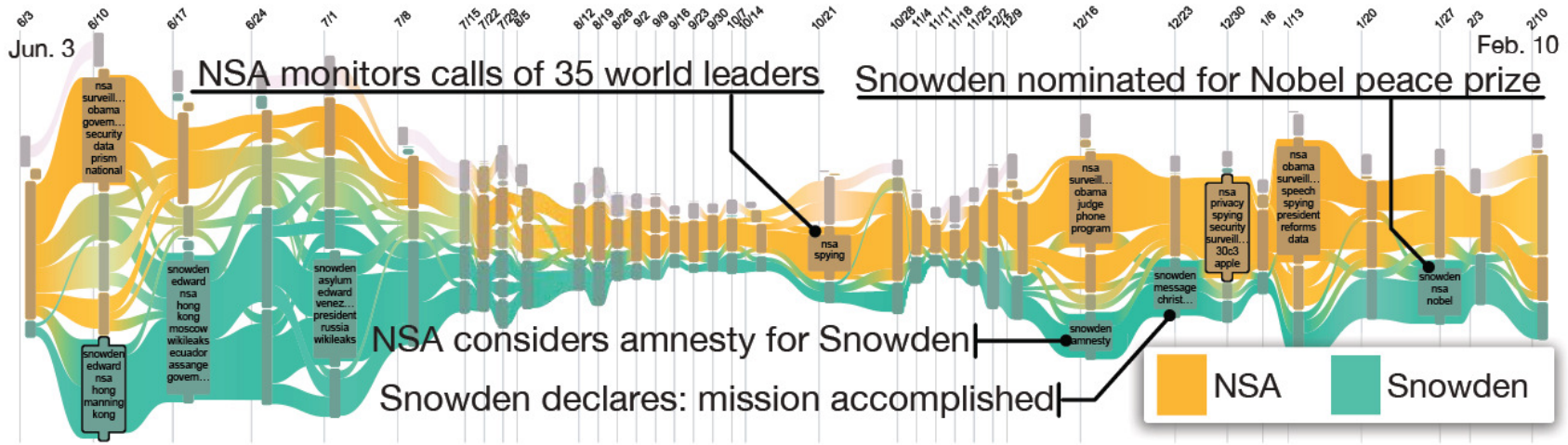
http://scimaps.org

Пример карты предметной области, построенной вручную



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

Динамика тем: эволюция предметной области



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

- эксперт задаёт сечение иерархии (дерева) тем,
- интерактивно выбирает подмножество тем и событий,
- генерирует отчёт.

Weiwei Cui, Shixia Liu, Zhuofeng Wu, Hao Wei. How hierarchical topics evolve in large text corpora. IEEE Trans. Vis. Comput. Graph. 2014.

http://textvis.lnu.se

Интерактивный обзор ~~170~~ 330 средств визуализации текстов

Возможный сценарий разведочного поиска

Поисковый запрос:

- документ любой длины или даже коллекция документов

Цели поиска:

- к каким темам относится мой запрос?
- что ещё известно по этим темам?
- какова тематическая структура этой предметной области?
- какие области являются смежными?
- что ещё есть понятного, обзорного, важного, свежего?

Сценарий поиска:

1. имея любой текст под рукой, в любом приложении,
2. хотим получить картину содержащихся в нём тем-подтем,
3. и «дорожную карту» предметной области в целом

Представление результатов поиска (концепт)

- Весь ответ на одной двумерной карте, zoom/filter/details
- Две наиболее важные оси — темы и время
- Ось (кольцо) тем: гуманитарные → естественные → точные
- Темы могут делиться на подтемы иерархически

Технологические элементы разведочного поиска

1. Интернет-краулинг
2. Фильтрация контента
3. Тематическое моделирование
4. Инвертированный индекс
5. Ранжирование
6. Визуализация
7. Персонализация
8. Монетизация

Что такое «тема»?

- *Тема* — специальная терминология предметной области.
- *Тема* — набор терминов (слов или словосочетаний), совместно часто встречающихся в документах.

Более формально,

- *тема* — условное распределение на множестве терминов, $p(w|t)$ — вероятность термина w в теме t;
- *тематический профиль* документа — условное распределение $p(t|d)$ — вероятность темы t в документе d.

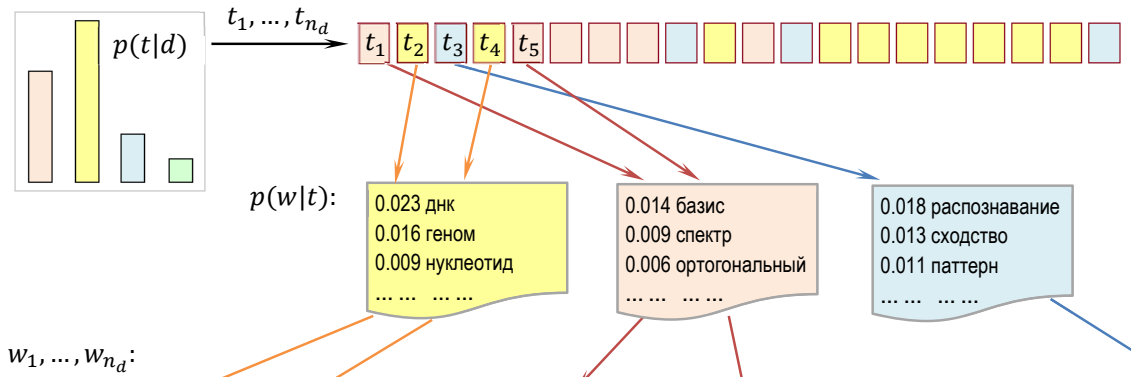
Когда автор писал термин w в документ d, он думал о теме t, и мы хотели бы выявить, о какой именно.

Тематическая модель выявляет латентные темы по наблюдаемым распределениям слов $p(w|d)$ в документах.

Прямая задача — порождение коллекции по $p(w|t)$ и $p(t|d)$

Вероятностная тематическая модель коллекции документов D описывает появление терминов w в документах d темами t:

$$p(w|d) = \sum_t p(w|t)p(t|d), \quad d \in D$$



Разработан спектрально-аналитический подход к выявлению размытых протяженных повторов в геномных последовательностях. Метод основан на разномасштабном оценивании сходства нуклеотидных последовательностей в пространстве коэффициентов разложения фрагментов кривых GC- и GA-содержания по классическим ортогональным базисам. Найдены условия оптимальной аппроксимации, обеспечивающие автоматическое распознавание повторов различных видов (прямых и инвертированных, а также тандемных) на спектральной матрице сходства. Метод одинаково хорошо работает на разных масштабах данных. Он позволяет выявлять следы сегментных дупликаций и мегасателлитные участки в геноме, районы синтении при сравнении пары геномов. Его можно использовать для детального изучения фрагментов хромосом (поиска размытых участков с умеренной длиной повторяющегося паттерна).

Обратная задача — восстановление $p(w|t)$ и $p(t|d)$ по коллекции

Дано: W — словарь терминов

D — коллекция текстовых документов $d = \{w_1 \dots w_{n_d}\}$

n_{dw} = сколько раз термин w встречается в документе d

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

$\phi_{wt} = p(w|t)$ — вероятности терминов w в каждой теме t

$\theta_{td} = p(t|d)$ — вероятности тем t в каждом документе d

Задача стохастического матричного разложения является некорректно поставленной — решение не единственно:

$$\Phi\Theta = (\Phi S)(S^{-1}\Theta) = \Phi'\Theta'$$

для невырожденных $S_{T\times T}$ таких, что Φ', Θ' — стохастические.

Модель: разумные дополнительные ограничения на Φ, Θ.

Тематическая модель для разведочного поиска должна быть...

1. **Темпоральная**: отображение динамики развития тем
2. **Иерархическая**: систематизация областей знания
3. **Интерпретируемая**: каждая тема понятна для людей
4. **Мультиграммная**: выделение тематичных словосочетаний
5. **Разреженная**: эффективность инвертированного индекса
6. **Сегментирующая**: выделение тем внутри документа
7. **Мультимодальная**: авторы, связи, тэги, пользователи,...
8. **Мультиязычная**: кросс- и много-языковой поиск
9. **Обучаемая**: учёт обратной связи с пользователями
10. **Создающая и именующая темы** автоматически
11. **Онлайновая**: обрабатывающая коллекцию за 1 проход
12. **Параллельная, распределённая** для больших коллекций

Некоторые тематические модели

- PLSA (1999) решает нерегуляризованную задачу
- LDA (2003) регуляризатор Дирихле, самая известная модель
- ATM (2004) авторы документов
- TOT (2006) метки времени документов
- HDP (2006) определение числа тем
- TNG (2007) группирование слов в мультиграммы
- CTM (2007) корреляции между темами
- NetPLSA (2008) граф связей между документами
- ML-LDA (2009) многоязычные параллельные тексты
- ssLDA (2012) частичное обучение
- Dependency-LDA (2012) классификация
- BitermTM (2013) битермы в коротких документах
- mLDA (2013) метаданные с тремя и более модальностями
- WNTM (2014) локальные контексты слов

Байесовское обучение — доминирующий подход в BTM

Основа подхода — байесовский вывод:

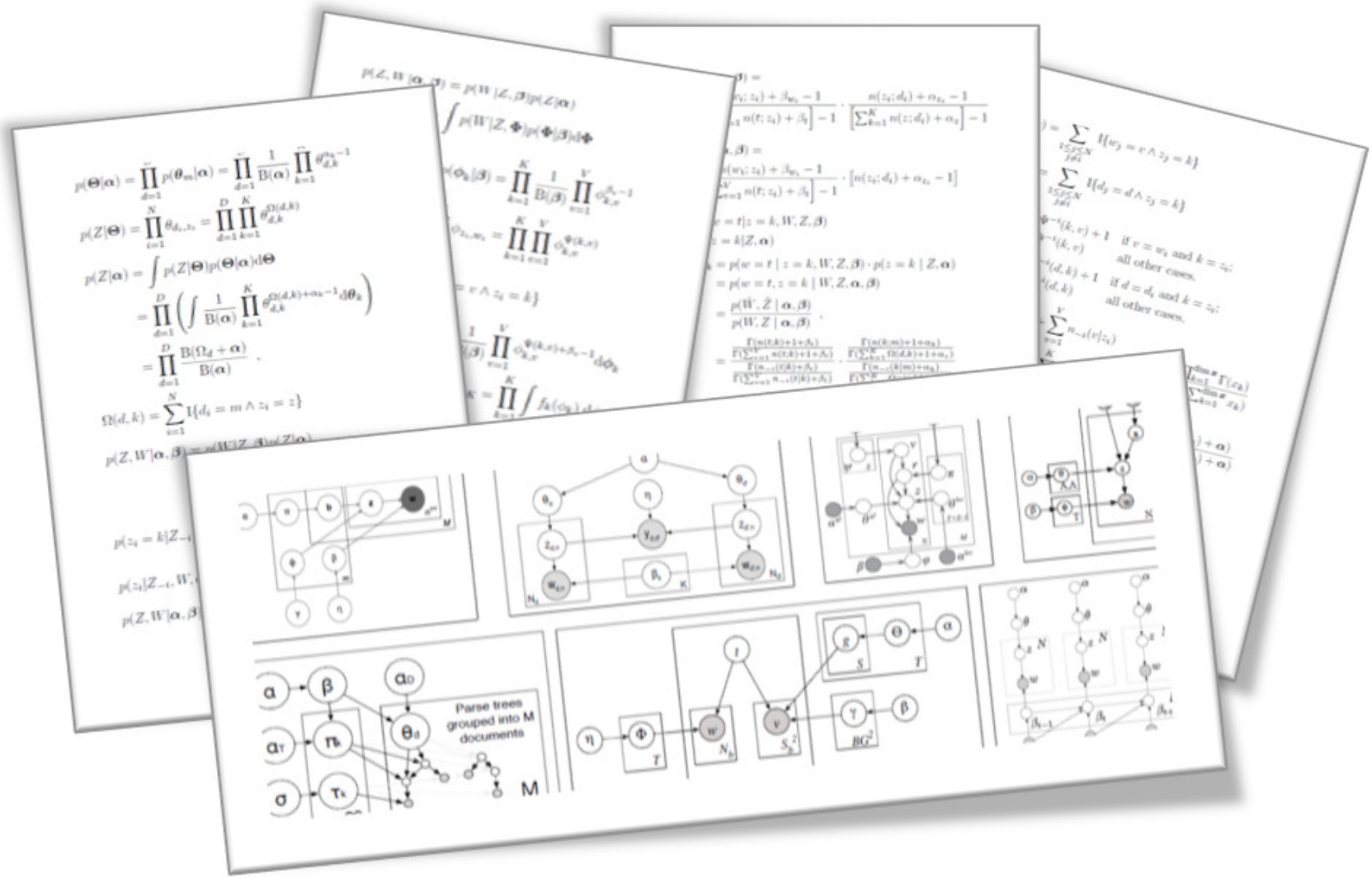
$$\text{Prior}(\Phi, \Theta) + \text{Data} \quad \rightarrow \quad \text{Posterior}(\Phi, \Theta).$$

Проблемы:

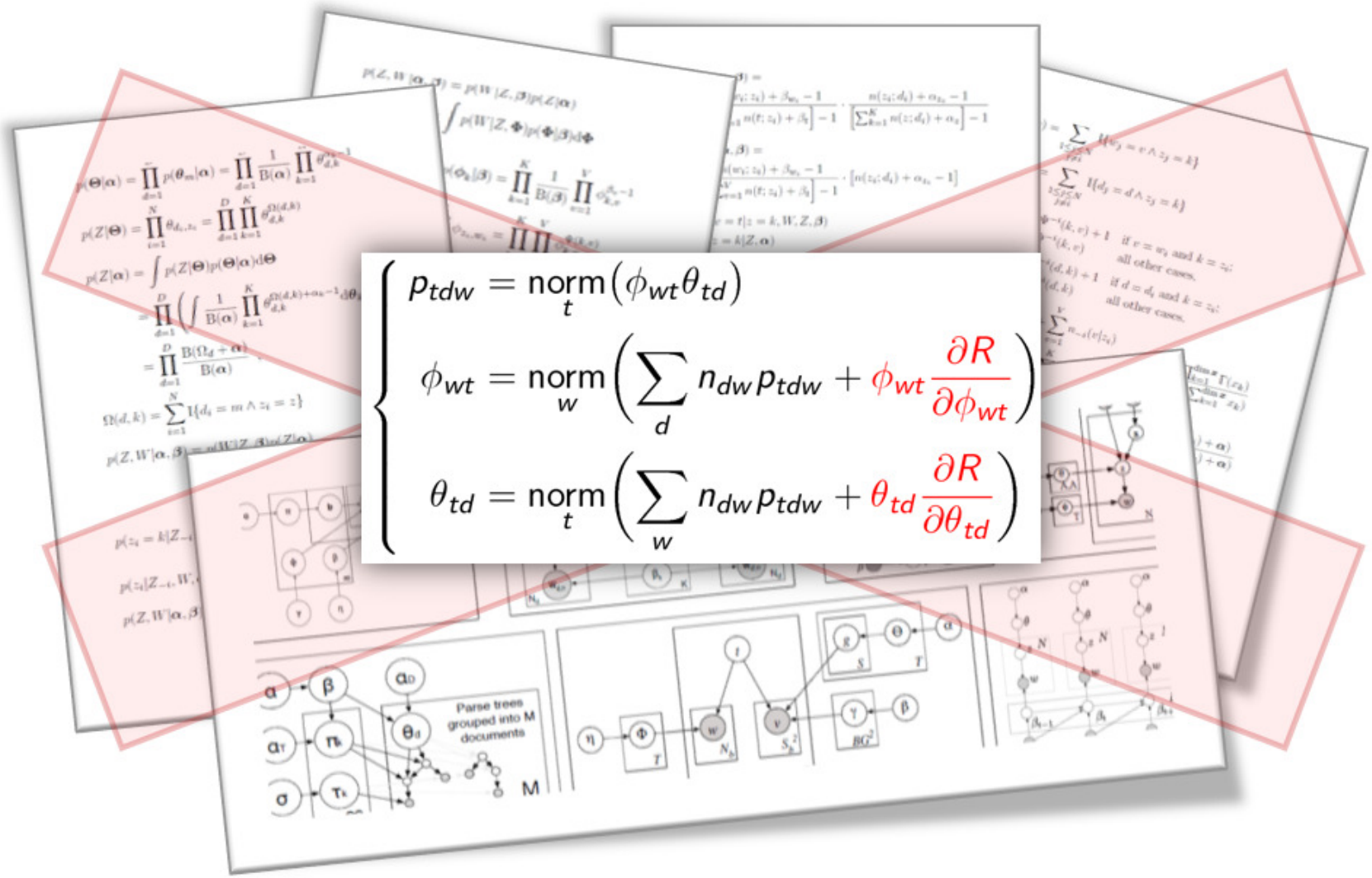
- Нам нужны лишь значения Φ, Θ, а не распределения
- Предпочтительность распределения Дирихле $\text{Prior}(\Phi, \Theta)$
- Технически трудно комбинировать модели
- Байесовский вывод уникален для каждой модели
- Невозможно реализовать тысячи моделей в одном коде
- Для понимания моделей используют плоскую нотацию, которая неоднозначна и только всё запутывает

Rob Zinkov. Stop using Plate Notation.
`http://zinkov.com/posts/2013-07-28-stop-using-plates`

Байесовское обучение — доминирующий подход в BTM



ARTM — альтернатива байесовскому обучению



$$\begin{cases} p_{tdw} = \underset{t}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right) \\ \phi_{wt} = \underset{w}{\text{norm}}\left(\sum_{d} n_{dw} p_{tdw} + \phi_{wt}\dfrac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right) \\ \theta_{td} = \underset{t}{\text{norm}}\left(\sum_{w} n_{dw} p_{tdw} + \theta_{td}\dfrac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right) \end{cases}$$

ARTM — Аддитивная Регуляризация Тематических Моделей

Максимизация log правдоподобия с регуляризатором R:

$$R(\Phi,\Theta)=\sum_i \tau_i R_i(\Phi,\Theta); \quad \sum_{d,w} n_{dw} \ln \sum_t \phi_{wt}\theta_{td} + R(\Phi,\Theta) \to \max_{\Phi,\Theta}$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

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

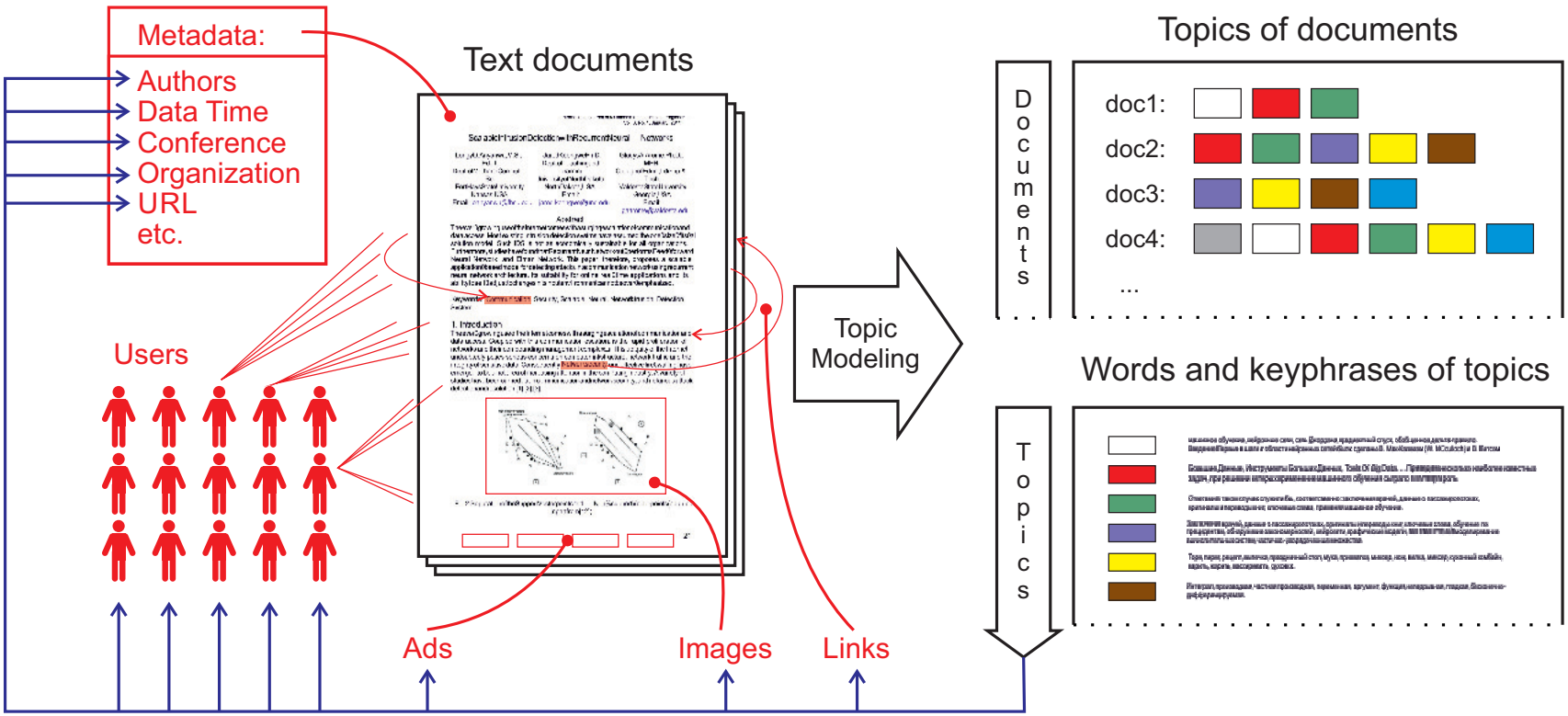
$$\text{M-шаг:} \quad \begin{cases} \phi_{wt} = \underset{w\in W}{\text{norm}}\left(n_{wt} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right), & n_{wt} = \sum_{d\in D} n_{dw} p_{tdw} \\ \theta_{td} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(n_{td} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right), & n_{td} = \sum_{w\in d} n_{dw} p_{tdw} \end{cases}$$

Модель PLSA: $R(\Phi,\Theta)=0$

Модель LDA: $R(\Phi,\Theta)=\sum_{t,w}\beta_w \ln \phi_{wt} + \sum_{d,t}\alpha_t \ln \theta_{td}$

ARTM легко обобщается на мультимодальные задачи

Выявление тематики документов $p(t|d)$ и терминов $p(t|w)$,
а также *модальностей*: $p(t|\text{автор})$, $p(t|\text{время})$, $p(t|\text{ссылка})$,
$p(t|\text{баннер})$, $p(t|\text{элемент изображения})$, $p(t|\text{пользователь})$,...



Мультимодальная ARTM [Vorontsov et al, 2015]

W^m — словарь токенов m-й модальности, $m \in M$

$W = W^1 \sqcup \cdots \sqcup W^M$ — объединённый словарь всех модальностей

Максимизация суммы log правдоподобий с регуляризацией:

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

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

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

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

BigARTM: библиотека тематического моделирования

Ключевые возможности:

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

Сообщество:

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

Лицензия и среда разработки:

- Freely available for commercial usage (BSD 3-Clause license)
- Cross-platform — Windows, Linux, Mac OS X (32 bit, 64 bit)
- Programming APIs: command-line, C++, and Python

BigARTM: унификация разработки тематических моделей

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*

Разработка тематических моделей в среде IPython Notebook

http://nbviewer.ipython.org/github/bigartm/bigartm-book/tree/master/

Коллекция:

Воспользуемся небольшой коллекцией 'kos', доступной в репозитории UCI https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/bag-of-words/. Параметры коллекции следующие:

- 3430 документов;
- 6906 слов в словаре;
- 467714 слов в коллекции.

Для начала подключим все необходимые модули (убедитесь, что путь к Python API BigARTM находится в вашей переменной PATH):

In [1]:
```
%matplotlib inline
import glob
import matplotlib.pyplot as plt

import artm
```

Прежде всего необходимо подготовить входные данные. BigARTM имеет собственный формат документов для обработки, называемый батчами. В библиотеки присутствуют средства по созданию батчей из файлов Bag-Of-Words в форматах UCI и Vowpal Wabbit (подробности можно найти в http://docs.bigartm.org/en/latest/formats.html).

В Python API, по аналогии с алгоритмами из scikit-learn, входные данные представлены одним классом BatchVectorizer. Объект этого класса принимает на вход батчи или файлы с Bag-Of-Words и подаётся на вход всем методам. В случае, если входные данные не являются батчами, он создаёт их и сохраняет на диск для последующего быстрого использования.

Итак, создадим объект BatchVectorizer:

In [2]:
```
batch_vectorizer = None
if len(glob.glob('kos' + "/*.batch")) < 1:
    batch_vectorizer = artm.BatchVectorizer(data_path='', data_format='bow
_uci', collection_name='kos', target_folder='kos')
else:
    batch_vectorizer = artm.BatchVectorizer(data_path='kos', data_format='
batches')
```

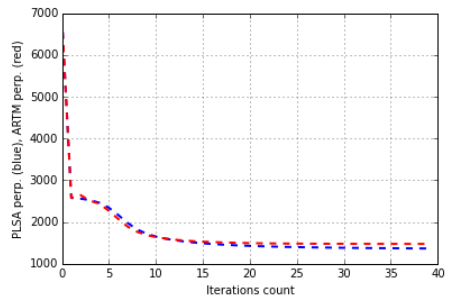
ARTM --- это класс, представляющий собой Python API BigARTM, и позволяющий использовать практически все возможности библиотеки в стиле scikit-learn. Создадим две тематические модели для нашего эксперимента. Наиболее важным параметром модели является число тем. Опционально можно указать списки регуляризаторов и функционалов качества, которые следует использовать для данной модели. Если этого не сделать, то регуляризаторы и функционалы всегда можно добавить позднее. Обратите внимание, что каждая модель задаёт

Продолжим обучение моделей, инициировав 25 проходов по коллекции, после чего снова посмотрим на значения функционалов качества:

In [11]:
```
model_plsa.fit_offline(batch_vectorizer=batch_vectorizer, num_collection_p
asses=25, num_document_passes=1)
model_artm.fit_offline(batch_vectorizer=batch_vectorizer, num_collection_p
asses=25, num_document_passes=1)
```

In [12]:
```
print_measures(model_plsa, model_artm)
```

```
Sparsity Phi: 0.332 (PLSA) vs. 0.740 (ARTM)
Sparsity Theta: 0.082 (PLSA) vs. 0.602 (ARTM)
Kernel contrast: 0.530 (PLSA) vs. 0.568 (ARTM)
Kernel purity: 0.396 (PLSA) vs. 0.531 (ARTM)
Perplexity: 1365.804 (PLSA) vs. 1475.455 (ARTM)
```



Кроме того, для наглядности построим графики изменения разреженностей матриц по итерациям:

In [13]:
```
plt.plot(xrange(model_plsa.num_phi_updates), model_plsa.score_tracker['Spa
rsityPhiScore'].value, 'b--',
                 xrange(model_artm.num_phi_updates), model_artm.score_trac
ker['SparsityPhiScore'].value, 'r--', linewidth=2)
plt.xlabel('Iterations count')
plt.ylabel('PLSA Phi sp. (blue), ARTM Phi sp. (red)')
plt.grid(True)
plt.show()

plt.plot(xrange(model_plsa.num_phi_updates), model_plsa.score_tracker['Spa
rsityThetaScore'].value, 'b--',
                 xrange(model_artm.num_phi_updates), model_artm.score_trac
ker['SparsityThetaScore'].value, 'r--', linewidth=2)
```

Тесты производительности

- 3.7M статей английской Вики, 100K уникальных слов

	procs	train	inference	perplexity
BigARTM	1	35 min	72 sec	4000
Gensim.LdaModel	1	369 min	395 sec	4161
VowpalWabbit.LDA	1	73 min	120 sec	4108
BigARTM	4	9 min	20 sec	4061
Gensim.LdaMulticore	4	60 min	222 sec	4111
BigARTM	8	4.5 min	14 sec	4304
Gensim.LdaMulticore	8	57 min	224 sec	4455

- *procs* = число параллельных потоков
- *inference* = время тематизации 100K тестовых документов
- *perplexity* вычислена на тестовой выборке документов

Данные коллективного блога Хабрахабр.ру

Данные

- 132 157 статей
- Модальности:
  - 52 354 терминов (слов)
  - 524 авторов статей
  - 10 000 комментаторов (авторов комментариев к статьям)
  - 2546 тегов
  - 123 хаба (категории)

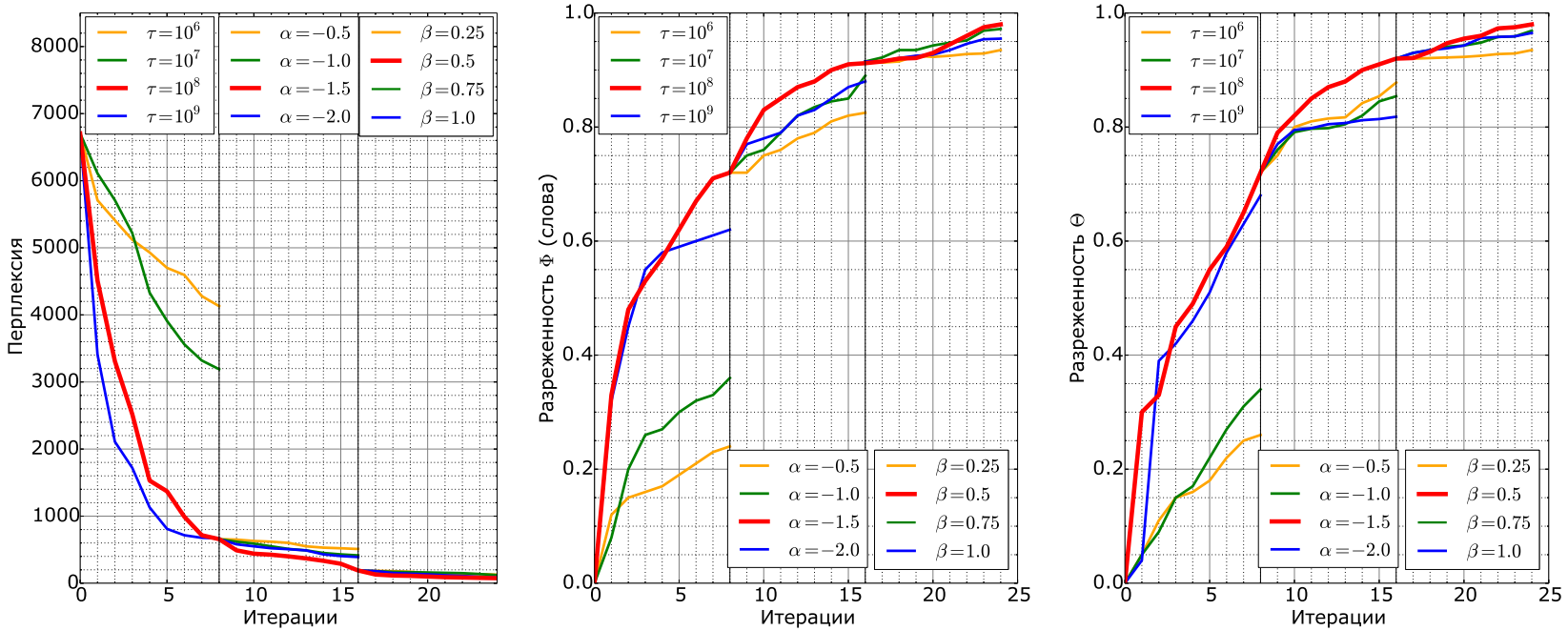
Предобработка текстов

- отброшены 5% наиболее частотных слов (общая лексика)
- удаление пунктуации
- нижний регистр, ё→е
- лемматизация pymorphy2

Подбор коэффициентов регуляризации

Последовательное добавление регуляризаторов:

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



Разведочный поиск

$q = (w_1, \ldots, w_{n_q})$ — текст запроса произвольной длины n_q

$\theta_{tq} = p(t|q)$ — тематический профиль запроса q
$\theta_{td} = p(t|d)$ — тематические профили 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: *инвертированный индекс* для быстрого поиска документов d по каждой из тем t запроса

Методика оценивания качества разведочного поиска

Поисковый запрос

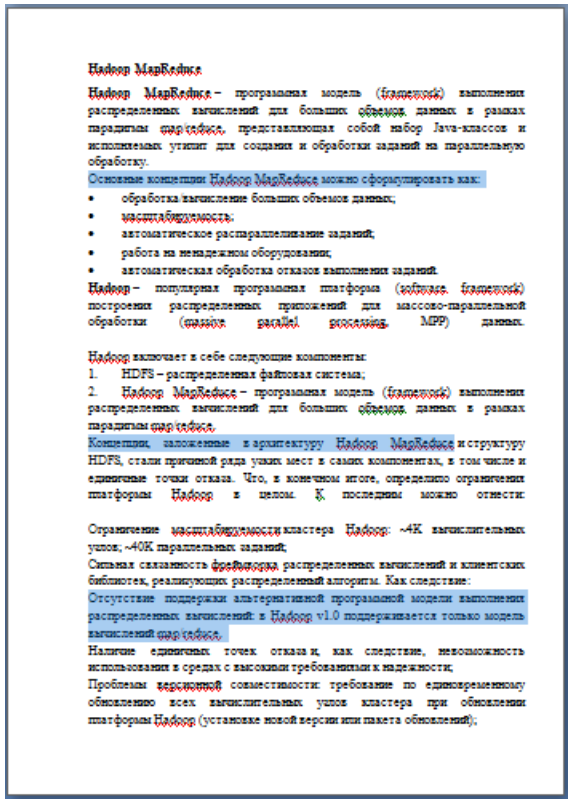
набор ключевых слов или фрагментов текста, около одной страницы A4

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

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

Оценки качества поиска

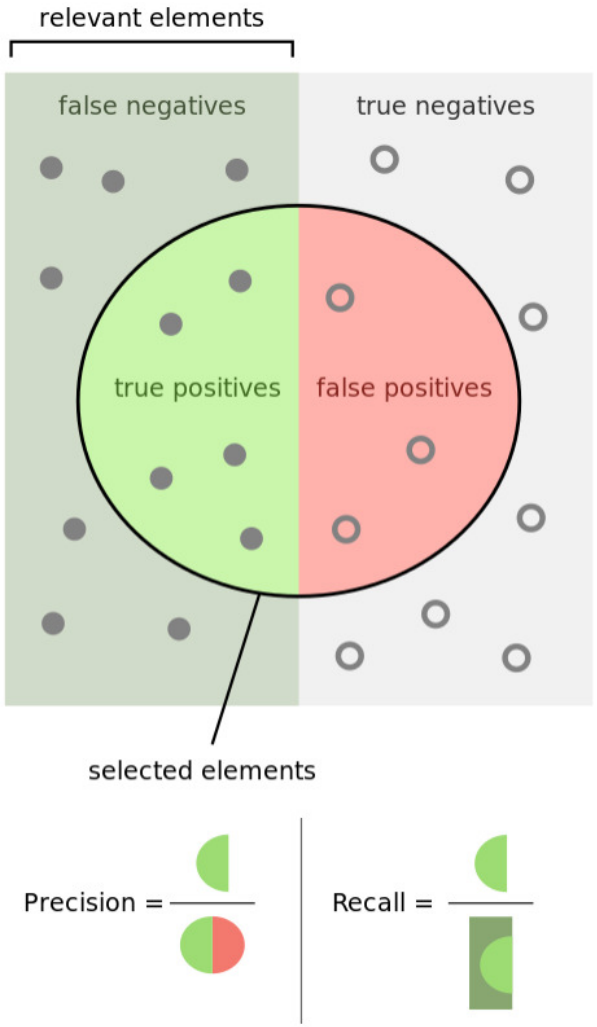
Precision — доля релевантных среди найденных
Recall — доля найденных среди релевантных

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

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

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

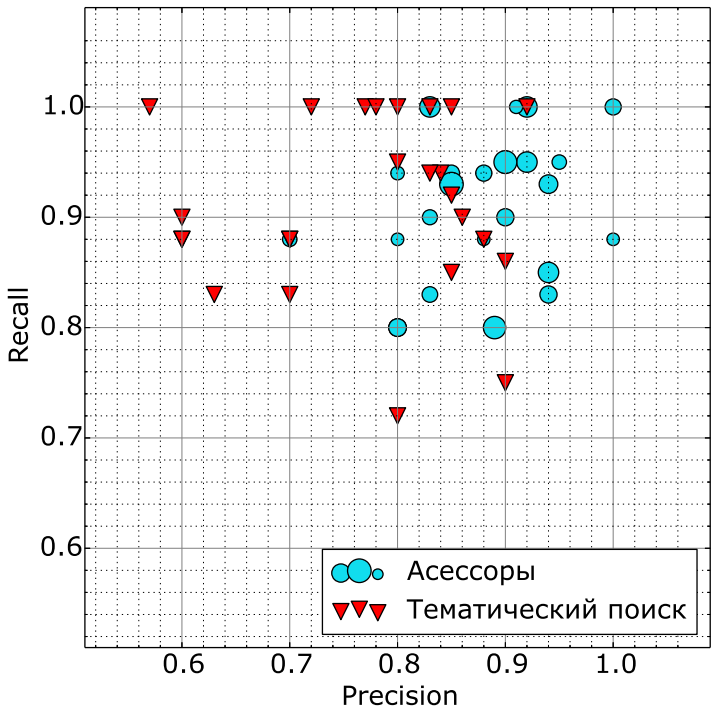
TP (true positive) — найденные релевантные
FP (false positive) — найденные нерелевантные
FN (false negative) — ненайденные релевантные



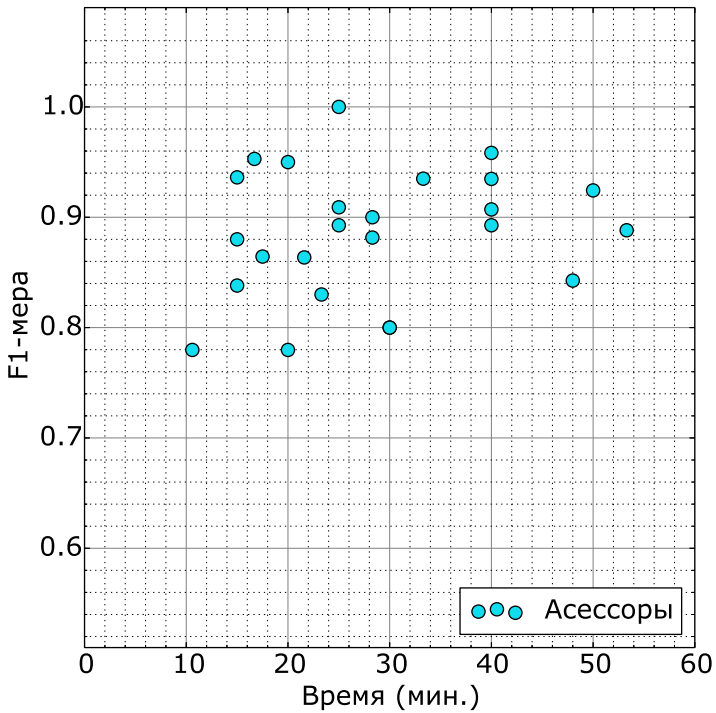
Результаты измерения точности и полноты по запросам

25 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

Выбор модальностей по критериям точности и полноты

Модальности: Слова, Авторы, Комментаторы, Теги, Хабы.
Число тем $|T| = 200$.

	асессоры	С	К	ТХ	СТ	СХ	СТХ	все
Precision@5	0.82	0.63	0.54	0.59	0.74	0.73	0.73	**0.74**
Precision@10	0.87	0.67	0.56	0.58	0.77	0.74	0.75	**0.77**
Precision@15	0.86	0.65	0.53	0.55	0.67	0.67	0.68	**0.68**
Precision@20	0.85	0.64	0.53	0.54	0.66	0.67	0.68	**0.68**
Recall@5	0.78	0.77	0.63	0.69	0.82	0.81	0.82	**0.82**
Recall@10	0.84	0.79	0.64	0.71	0.88	0.82	0.87	**0.88**
Recall@15	0.88	0.82	0.67	0.73	0.90	0.84	0.89	**0.90**
Recall@20	0.88	0.85	0.68	0.74	0.91	0.85	0.89	**0.91**

- Наилучшее качество поиска — по всем модальностям
- Наиболее полезные модальности — термины и теги

Выбор числа тем по критериям точности и полноты

Теперь используем все 5 модальностей, меняем число тем $|T|$

	acессоры	100	200	300	400	500
Precision@5	0.82	0.61	**0.74**	0.71	0.69	0.59
Precision@10	0.87	0.65	**0.77**	0.72	0.67	0.61
Precision@15	0.86	0.67	**0.68**	0.67	0.65	0.62
Precision@20	0.85	0.64	**0.68**	0.67	0.64	0.60
Recall@5	0.78	0.62	**0.82**	0.80	0.72	0.63
Recall@10	0.84	0.63	**0.88**	0.81	0.75	0.64
Recall@15	0.88	0.67	**0.90**	0.82	0.77	0.67
Recall@20	0.88	0.69	**0.91**	0.85	0.77	0.68

- Наилучшее качество поиска — при 200 темах
- Тематический поиск превосходит acессоров по полноте

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

Биграммы радикально улучшают интерпретируемость тем

Коллекция 1000 статей конференций ММРО, ИОИ на русском

распознавание образов в биоинформатике		теория вычислительной сложности	
unigrams	bigrams	unigrams	bigrams
объект	задача распознавания	задача	разделять множества
задача	множество мотивов	множество	конечное множество
множество	система масок	подмножество	условие задачи
мотив	вторичная структура	условие	задача о покрытии
разрешимость	структура белка	класс	покрытие множества
выборка	распознавание вторичной	решение	сильный смысл
маска	состояние объекта	конечный	разделяющий комитет
распознавание	обучающая выборка	число	минимальный аффинный
информативность	оценка информативности	аффинный	аффинный комитет
состояние	множество объектов	случай	аффинный разделяющий
закономерность	разрешимость задачи	покрытие	общее положение
система	критерий разрешимости	общий	множество точек
структура	информативность мотива	пространство	случай задачи
значение	первичная структура	схема	общий случай
регулярность	тупиковое множество	комитет	задача MASC

Мультиязычная модель Википедии

216 175 русско-английских пар статей Вики.
Первые 10 слов и их вероятностями $p(w|t)$ в %:

Topic 68				Topic 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

Дударенко М. А. Регуляризация многоязычных тематических моделей. Вычислительные методы и программирование. 2015. Т. 16. С. 26–36.

Мультиязычная модель Википедии

216 175 русско-английских пар статей Вики.
Первые 10 слов и их вероятностями $p(w|t)$ в %:

Topic 88				Topic 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

Независимый асессор оценил 396 тем из $|T| = 400$ как хорошо интерпретируемые.

Резюме

- Для разведочного поиска нужны комбинации моделей
- Мы комбинируем модели, суммируя регуляризаторы
- ARTM: единый EM-алгоритм для любых регуляризаторов
- Библиотека с открытым кодом BigARTM реализует онлайновый параллельный регуляризованный EM-алгоритм
- Комбинация регуляризаторов подбирается в эксперименте

http://bigartm.org

Литература

- *K.Vorontsov.* Additive regularization for topic models of text collections. 2014.
- *K.Vorontsov, A.Potapenko.* Tutorial on probabilistic topic modeling: Additive regularization for stochastic matrix factorization. AIST 2014.
- *K.Vorontsov, A.Potapenko.* Additive regularization of topic models. Machine Learning, 2015.
- *K.Vorontsov, O.Frei, M.Apishev, P.Romov, M.Suvorova, A.Yanina.* Non-bayesian additive regularization for multimodal topic modeling of large collections. 2015.
- *K.Vorontsov, A.Potapenko, A.Plavin.* Additive regularization of topic models for topic selection and sparse factorization. SLDS 2015.
- *O.Frei, M.Apishev.* Parallel non-blocking deterministic algorithm for online topic modeling. AIST 2016. (в печати)
- *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. (в печати)
- *А.О.Янина, К.В.Воронцов.* Мультимодальные тематические модели для разведочного поиска в коллективном блоге. ИОИ 2016. (в печати)