Регуляризация тематических моделей: библиотека с открытым кодом BigARTM и разведочный информационный поиск

Воронцов Константин Вячеславович,
Фрей А. И., Потапенко А. А., Апишев М. А., Ромов П. А.,
Дойков Н. В., Суворова М. А., Царьков С. В.

ФИЦ ИУ РАН • МФТИ • МГУ

Светлогорск • 19–25 сентября 2015

Содержание

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.

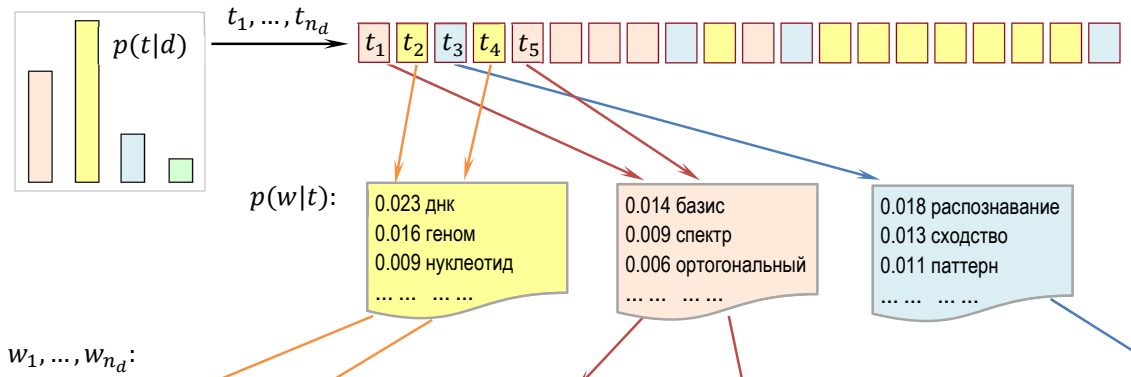
Когда автор писал термин w в документе d, он думал о теме t, и мы хотели бы выявить, о какой именно.

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:

$$p(w|d) = \sum_{t \in T} p(w|t)p(t|d), \quad d \in D$$



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 $\frac{n_{dw}}{n_d} \equiv p(w|d) = \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td}$:

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

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

Задача стохастического матричного разложения $\underset{W\times D}{\left(\frac{n_{dw}}{n_d}\right)} = \underset{W\times T}{\Phi} \cdot \underset{T\times D}{\Theta}$

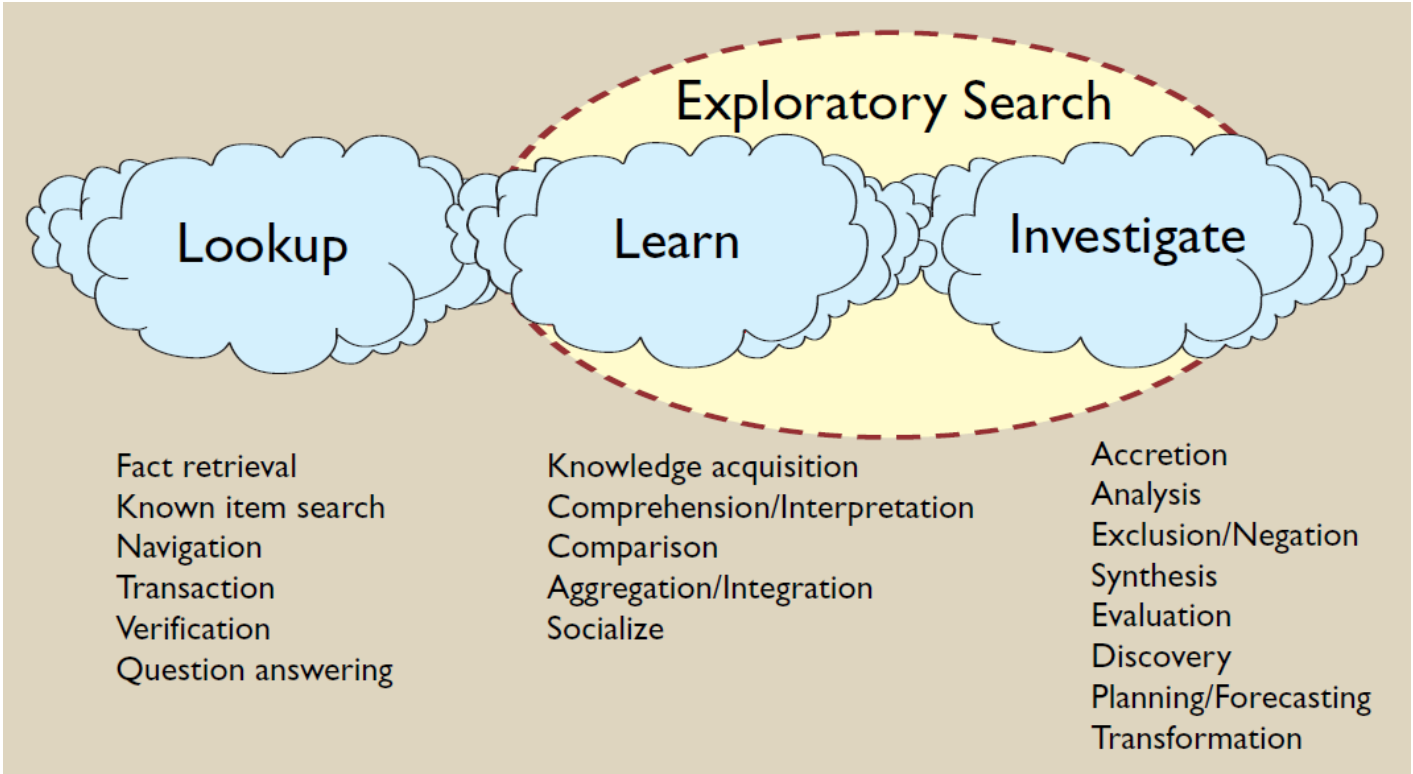
некорректно поставлена — решение не единственно:

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

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

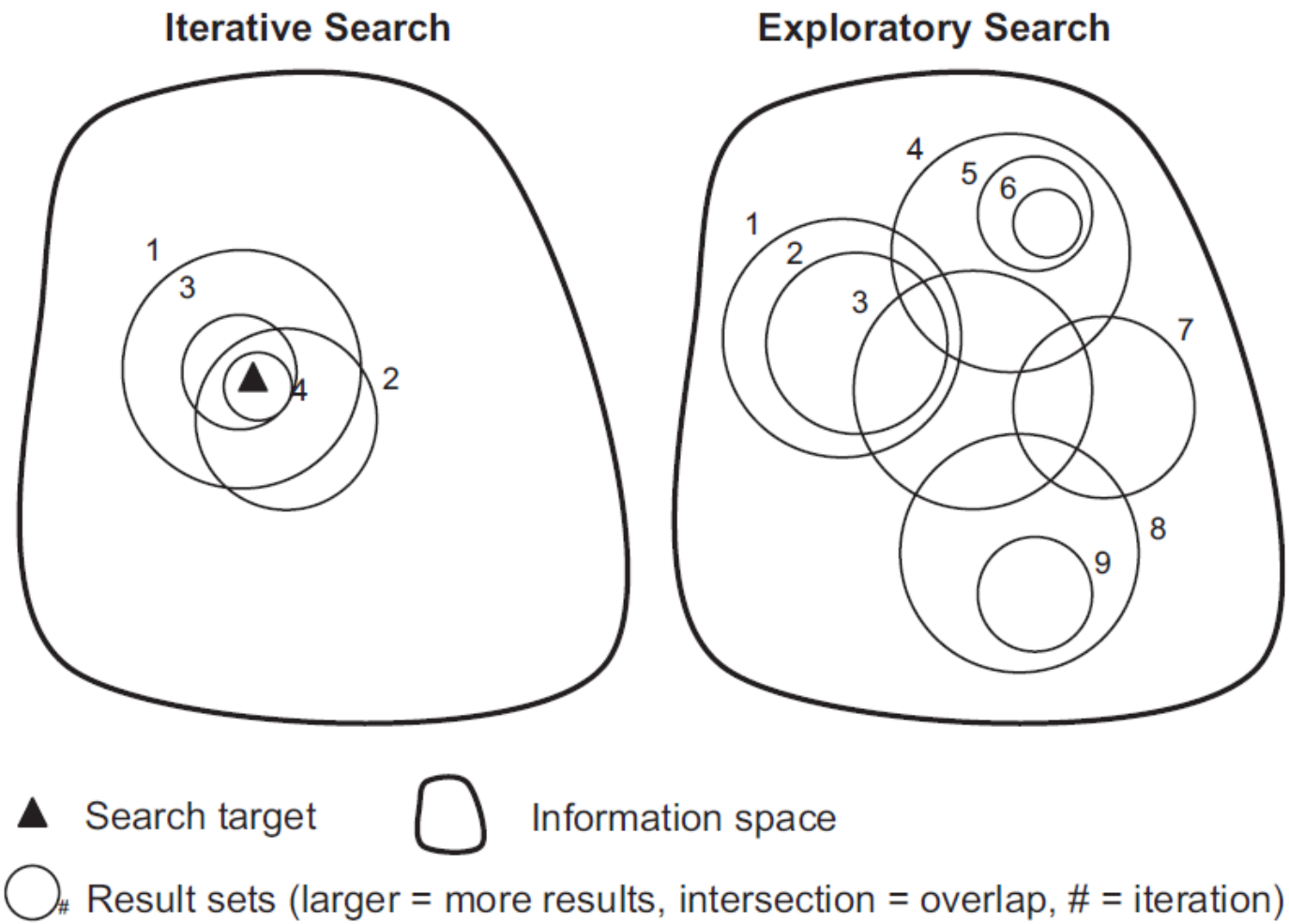
Разведочный поиск — знания «на кончиках пальцев»

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



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

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



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

Возможный сценарий разведочного поиска

Поисковый запрос:

- документ любой длины или даже коллекция документов

Цели поиска:

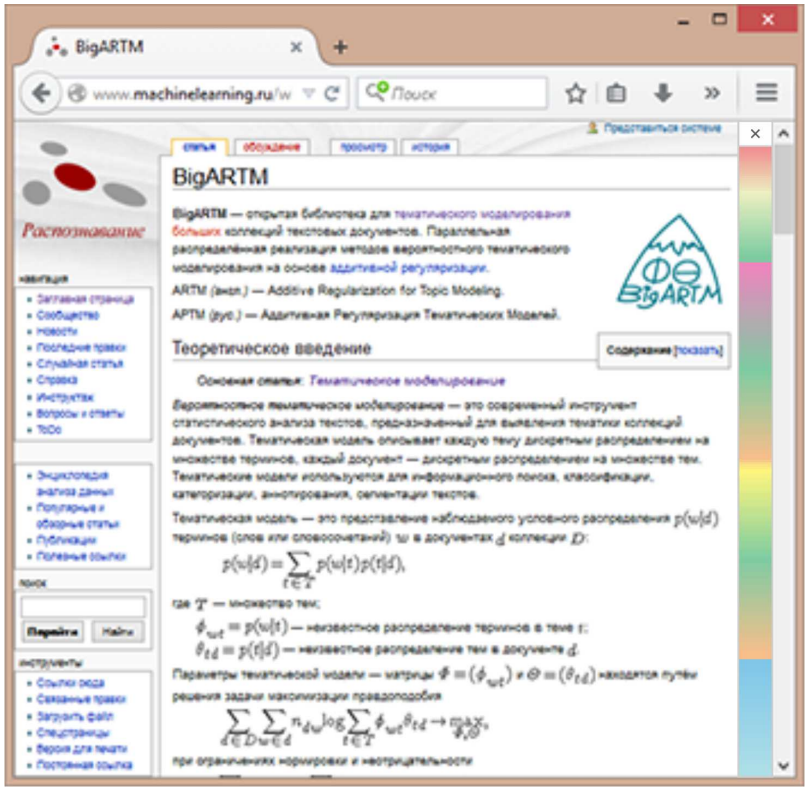
- к каким темам относится мой запрос?
- что ещё известно по этим темам?
- какова тематическая структура этой предметной области?
- что ещё есть понятного, обзорного, важного, свежего?

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

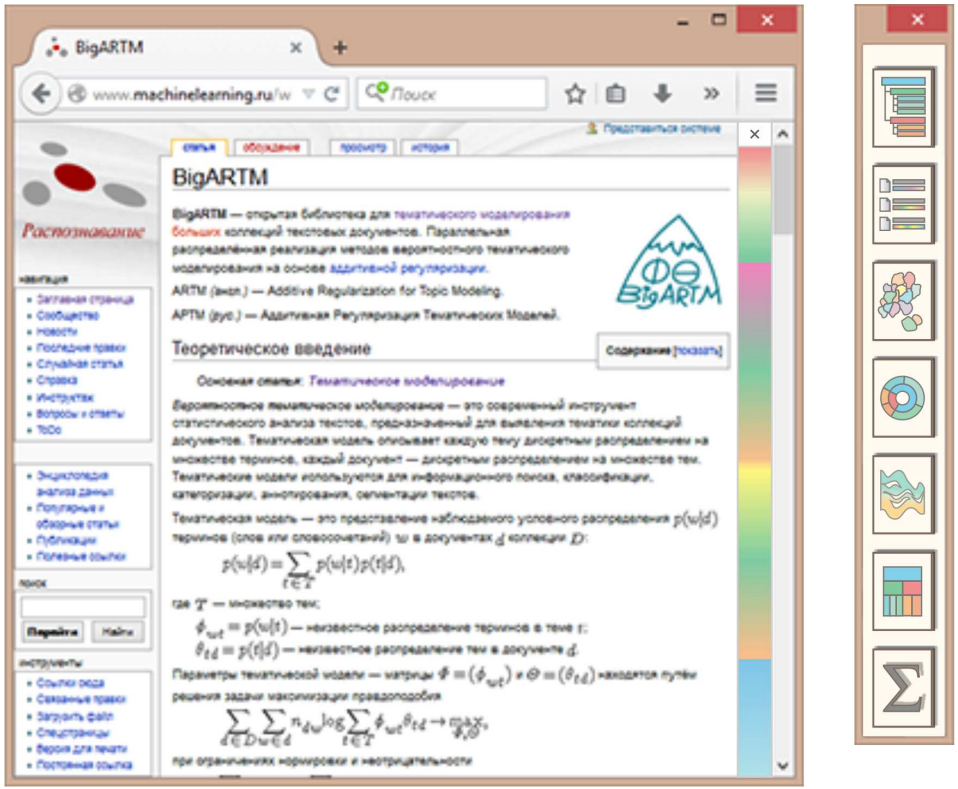
Разведочный поиск: прототип интерфейса

Радужная полоса напоминает, что знания всегда под рукой



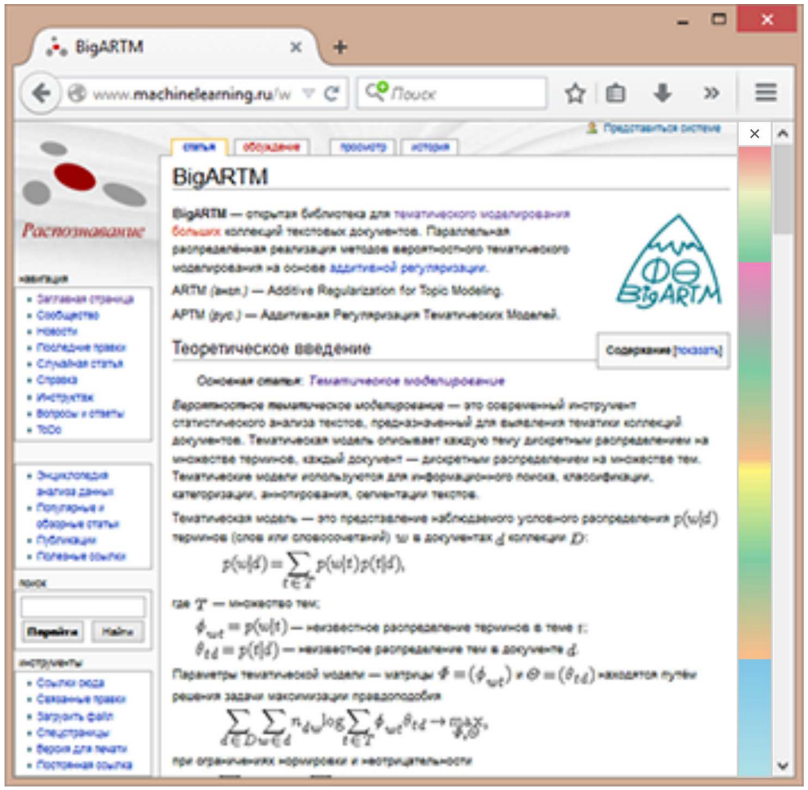
Разведочный поиск: прототип интерфейса

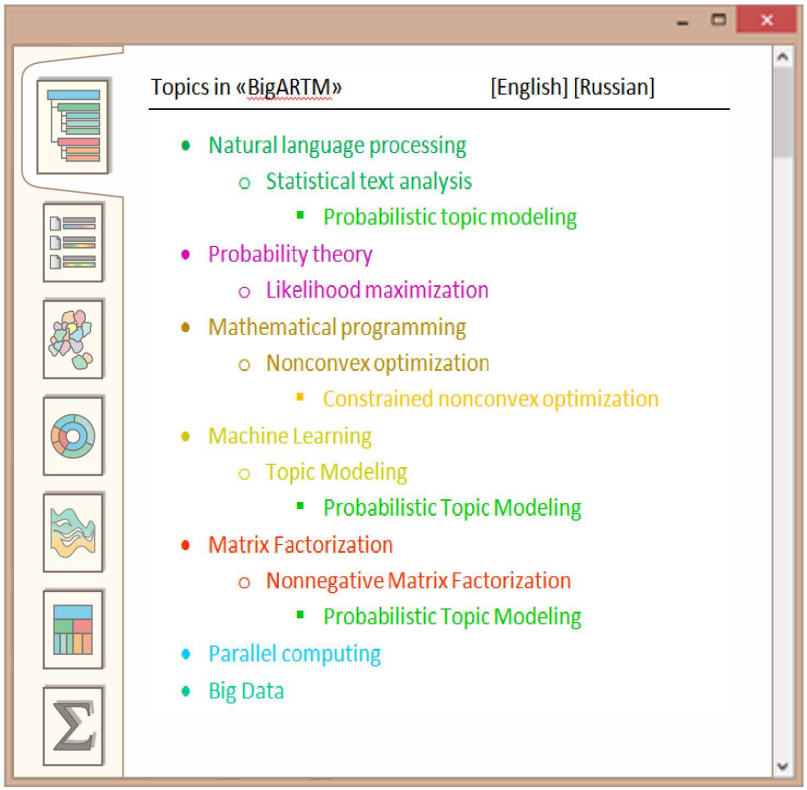
Клик по радужной полосе — тематический поисковый запрос



Разведочный поиск: прототип интерфейса

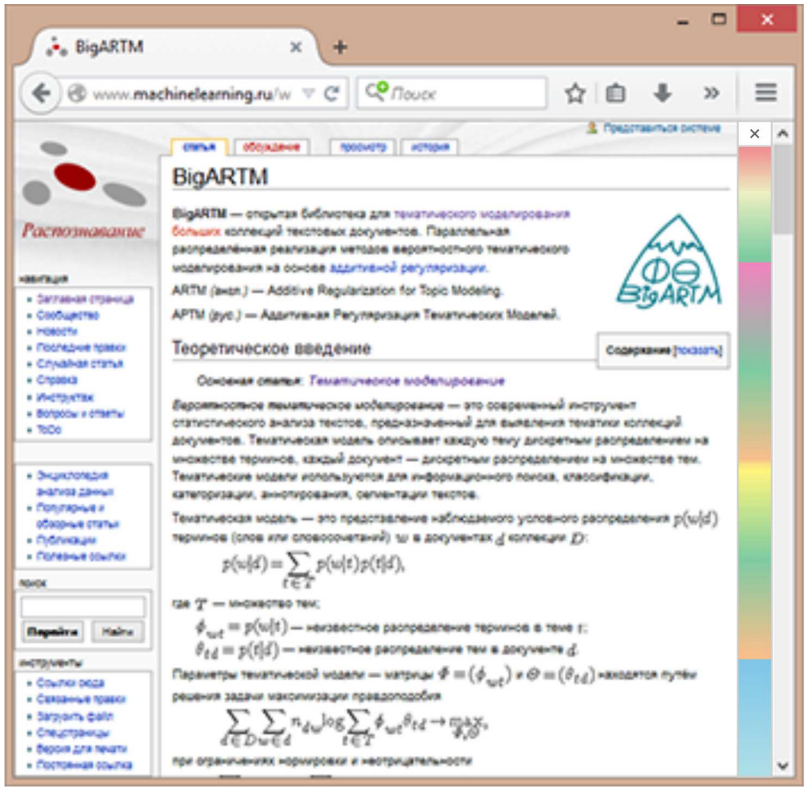
Темы-подтемы выбранного фрагмента текста

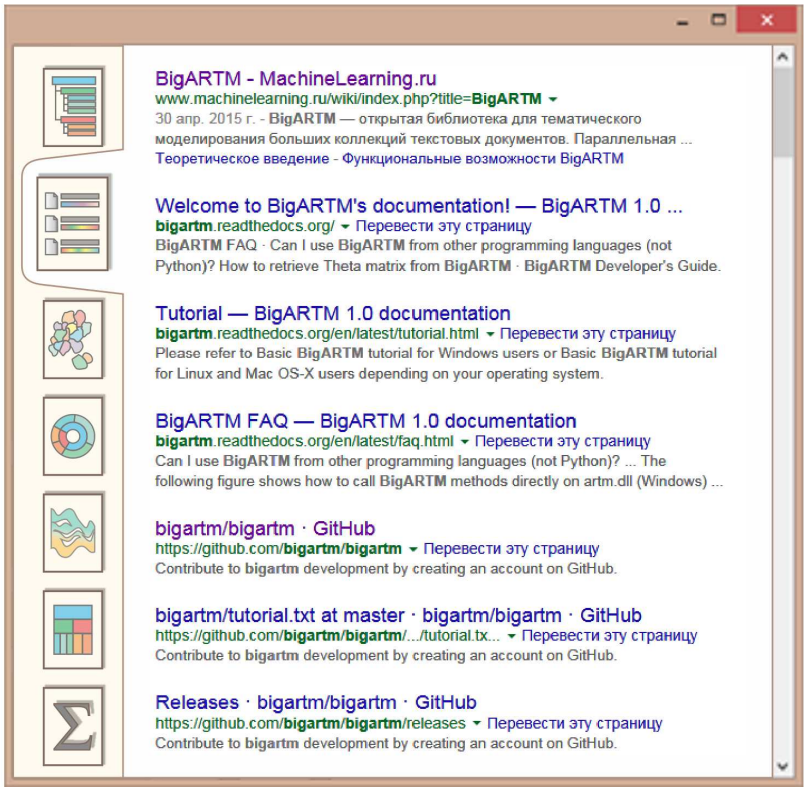




Разведочный поиск: прототип интерфейса

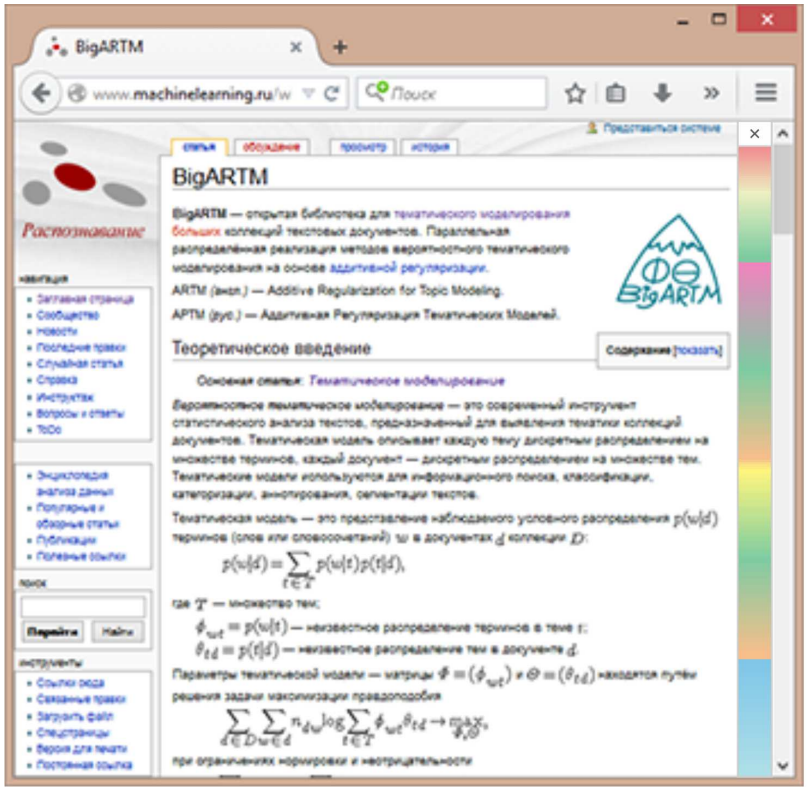
Документы и иные объекты, ранжированные по релевантности

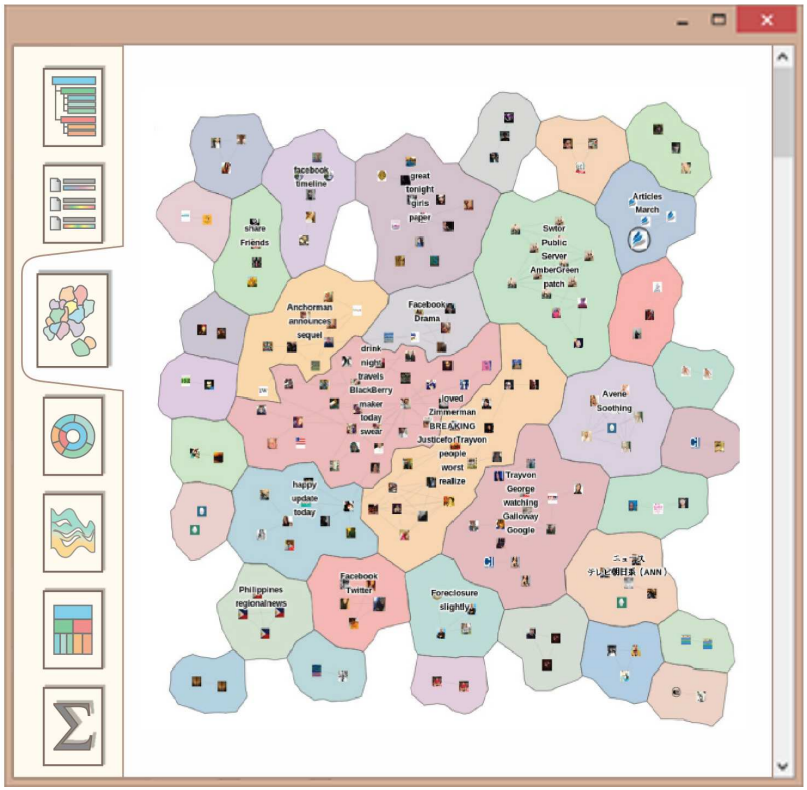




Разведочный поиск: прототип интерфейса

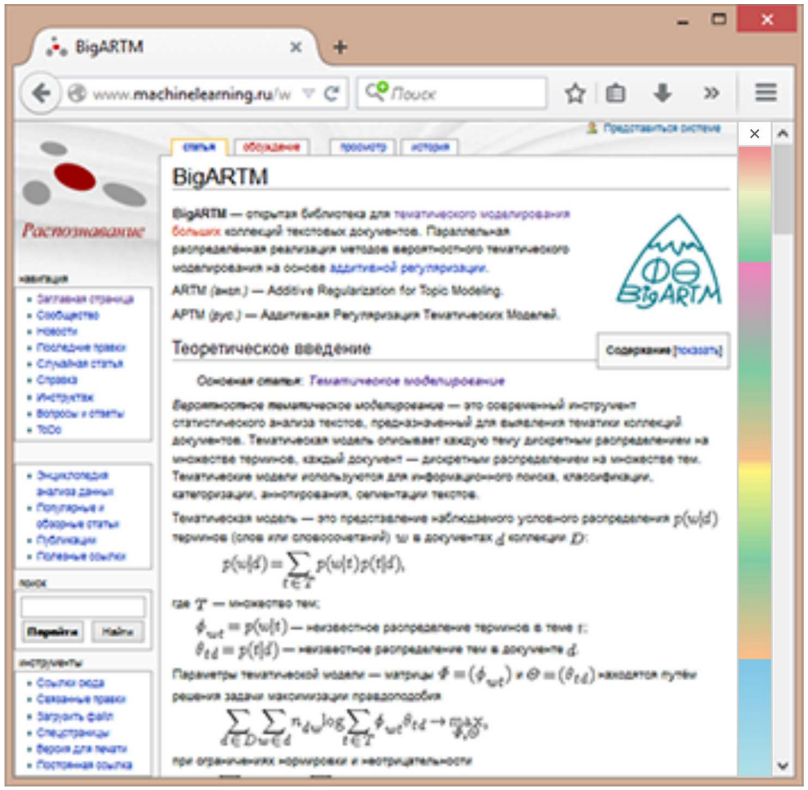
Дорожная карта: кластеризация релевантных документов

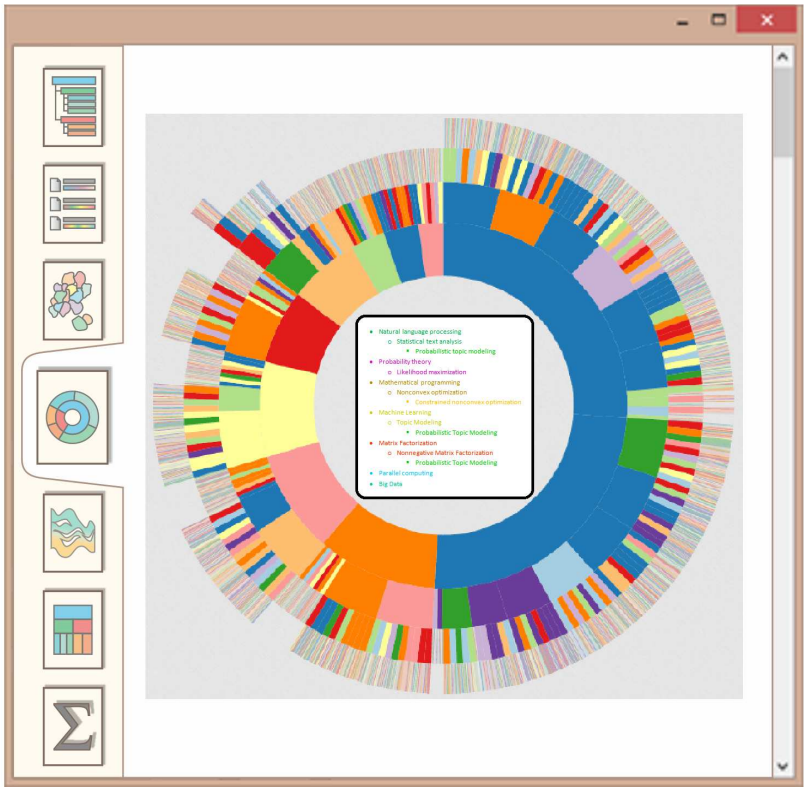




Разведочный поиск: прототип интерфейса

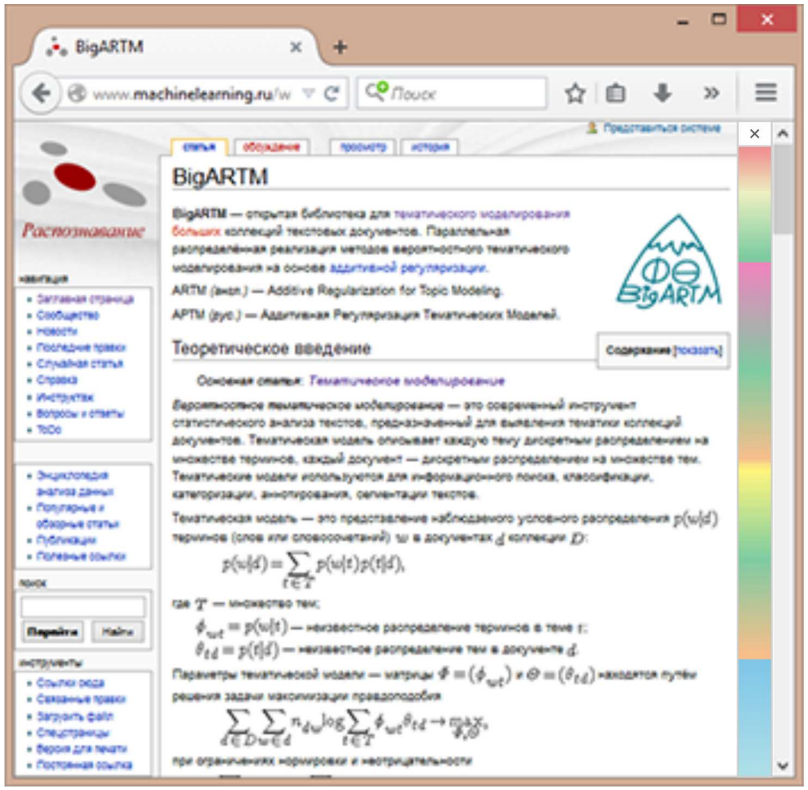
Тематическая иерархия: структура предметной области

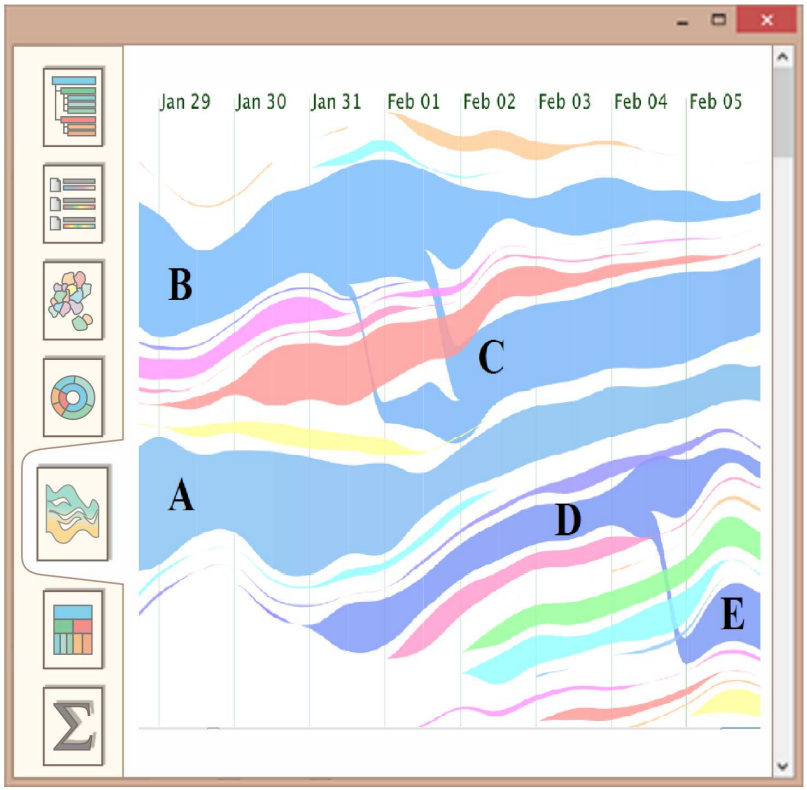




Разведочный поиск: прототип интерфейса

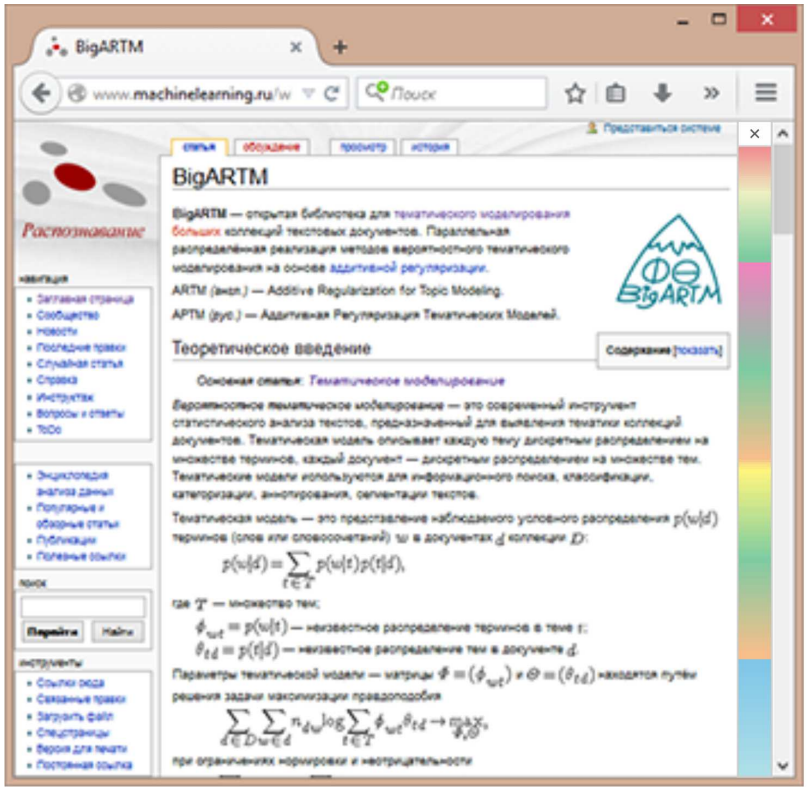
Динамика тем: эволюция предметной области

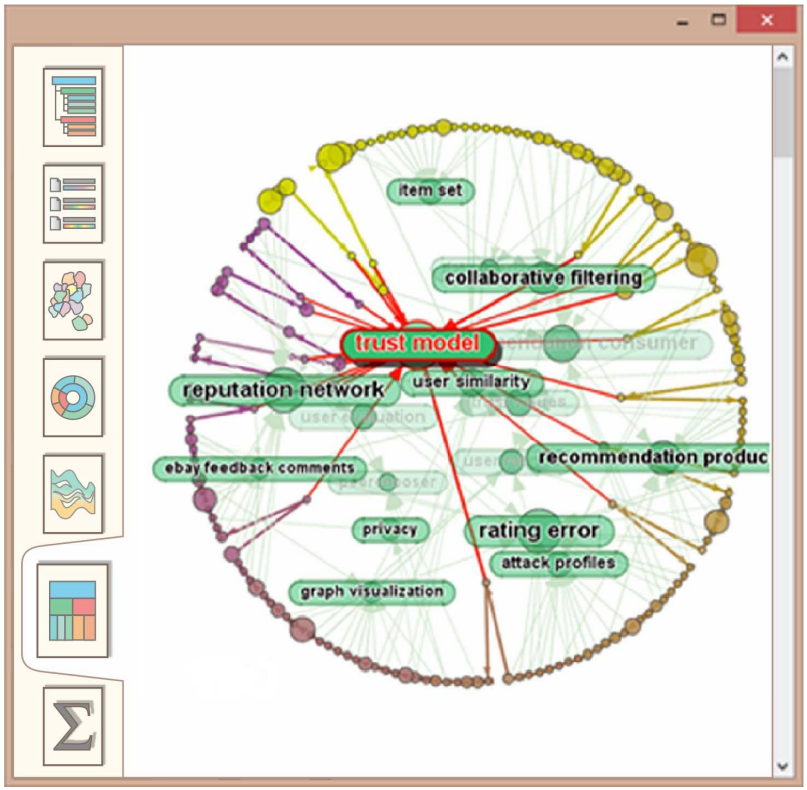




Разведочный поиск: прототип интерфейса

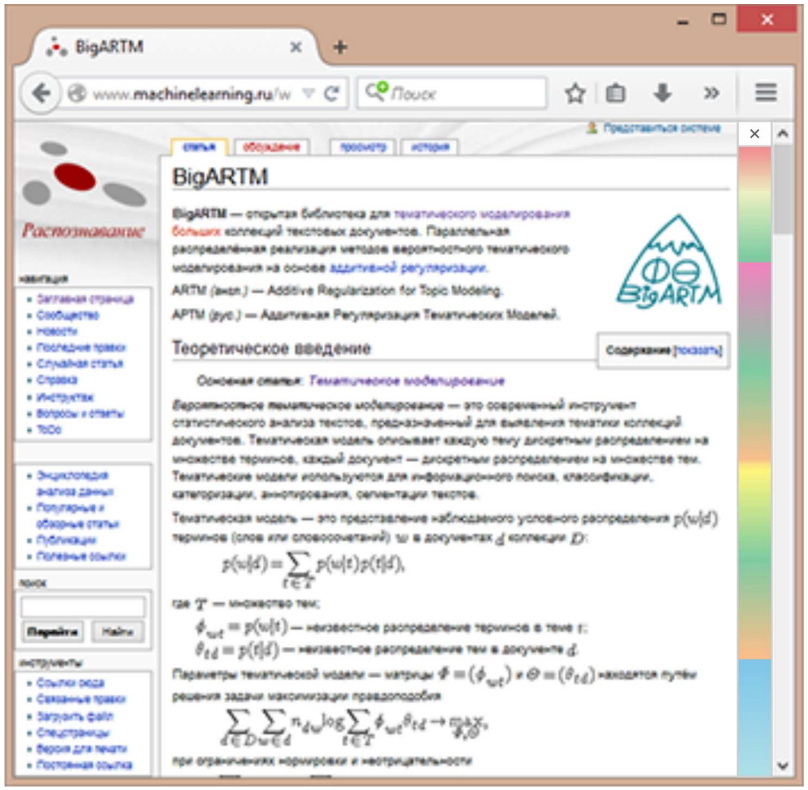
Тематическая сегментация документа запроса

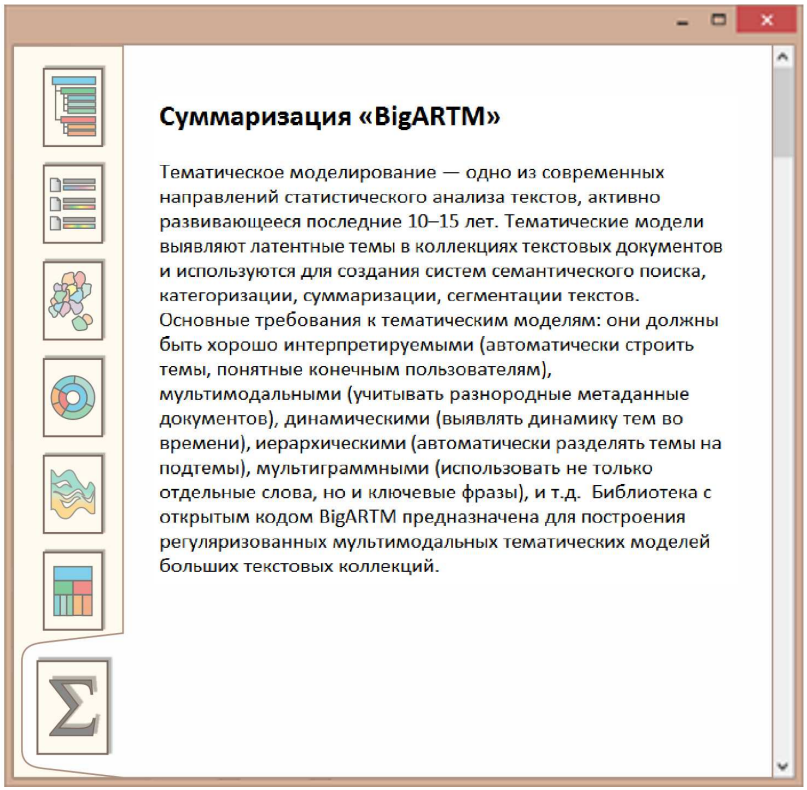




Разведочный поиск: прототип интерфейса

Суммаризация документа запроса





http://textvis.lnu.se

Интерактивный обзор ~~170~~ 220 средств визуализации текстов

Технологические элементы разведочного поиска

1. Интернет-краулинг ..... имеются готовые решения
2. Фильтрация контента ..... имеются готовые решения
3. Тематическое моделирование ..... **математика здесь**
4. Инвертированный индекс ..... имеются готовые решения
5. Ранжирование ..... имеются готовые решения
6. Визуализация ..... имеются готовые решения

Тематическая модель для разведочного поиска должна быть...

1. **Интерпретируемая**: каждая тема понятна людям
2. **Мультиграммная**: термины-словосочетания неразрывны
3. **Мультимодальная**: авторы, связи, тэги, пользователи,...
4. **Мультиязычная**: для кросс- и много-языкового поиска
5. **Динамическая**: выявление истории развития тем
6. **Иерархическая**: выявление иерархических связей тем
7. **Сегментирующая**: выделение тем внутри документа
8. **Обучаемая** по оценкам асессоров и пользователей
9. **Определяющая число тем** автоматически
10. **Создающая новые темы** автоматически
11. **Именующая новые темы** автоматически
12. **Онлайновая**: обрабатывающая коллекцию за 1 проход

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 максимизации логарифма правдоподобия:

$$\mathscr{L}(\Phi,\Theta) = \sum_{d,w} n_{dw} \ln \sum_t \phi_{wt}\theta_{td} \;\to\; \max_{\Phi,\Theta},$$

при ограничениях нормировки и неотрицательности

$$\phi_{wt} \geqslant 0; \quad \sum_w \phi_{wt} = 1; \qquad \theta_{td} \geqslant 0; \quad \sum_t \theta_{td} = 1$$

PLSA — Probabilistic Latent Semantic Analysis [Hofmann, 1999]

Теорема

Решение данной задачи удовлетворяет системе уравнений со вспомогательными переменными $p_{tdw} \equiv p(t|d,w)$:

$$\begin{cases} \text{E-шаг:} & p_{tdw} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right) \\ \text{M-шаг:} & \phi_{wt} = \underset{w\in W}{\text{norm}}\left(\sum\limits_{d\in D} n_{dw}p_{tdw}\right); \\ & \theta_{td} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\sum\limits_{w\in d} n_{dw}p_{tdw}\right); \end{cases}$$

где $\underset{t\in T}{\text{norm}}\, x_t = \dfrac{\max\{x_t,0\}}{\sum\limits_{s\in T}\max\{x_s,0\}}$ — операция нормировки вектора.

EM-алгоритм = метод простых итераций для системы уравнений

Тематическое моделирование на основе байесовского обучения

LDA и другие вероятностные модели порождения текста.
Байесовский вывод — нестандартная задача для каждой модели.

$$p(Z,W|\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = p(W|Z,\boldsymbol{\beta})p(Z|\boldsymbol{\alpha})$$
$$p(W|Z,\boldsymbol{\beta}) = \int p(W|Z,\boldsymbol{\Phi})p(\boldsymbol{\Phi}|\boldsymbol{\beta})\mathrm{d}\boldsymbol{\Phi}$$
$$p(\boldsymbol{\Phi}|\boldsymbol{\beta}) = \prod_{k=1}^{K} p(\boldsymbol{\phi}_k|\boldsymbol{\beta}) = \prod_{k=1}^{K}\frac{1}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\beta})}\prod_{v=1}^{V}\phi_{k,v}^{\beta_v-1}$$
$$p(W|Z,\boldsymbol{\Phi}) = \prod_{i=1}^{N}\phi_{z_i,w_i} = \prod_{k=1}^{K}\prod_{v=1}^{V}\phi_{k,v}^{\Psi(k,v)}$$
$$\Psi(k,v) = \sum_{i=1}^{N}\mathrm{I}\{w_i = v \wedge z_i = k\}$$
$$p(W|Z,\boldsymbol{\beta}) = \int\prod_{k=1}^{K}\frac{1}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\beta})}\prod_{v=1}^{V}\phi_{k,v}^{\Psi(k,v)+\beta_v-1}\mathrm{d}\boldsymbol{\phi}_k$$
$$\int\prod_{k=1}^{K} f_k(\phi_k)\,\mathrm{d}\phi_1\ldots\mathrm{d}\phi_K = \prod_{k=1}^{K}\int f_k(\phi_k)\,\mathrm{d}\phi_k$$
$$p(W|Z,\boldsymbol{\beta}) = \prod_{k=1}^{K}\left(\int\frac{1}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\beta})}\prod_{v=1}^{V}\phi_{k,v}^{\Psi(k,v)+\beta_v-1}\mathrm{d}\boldsymbol{\phi}_k\right) = \prod_{k=1}^{K}\left(\frac{1}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\beta})}\int\prod_{v=1}^{V}\phi_{k,v}^{\Psi(k,v)+\beta_k-1}\mathrm{d}\boldsymbol{\phi}_k\right)$$
$$p(W|Z,\boldsymbol{\beta}) = \prod_{k=1}^{K}\frac{\mathrm{B}(\Psi_k+\boldsymbol{\beta})}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\beta})}$$

$$p(\boldsymbol{\Theta}|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{d=1}^{D}p(\boldsymbol{\theta}_m|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{d=1}^{D}\frac{1}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\alpha})}\prod_{k=1}^{K}\theta_{d,k}^{\alpha_k-1}$$
$$p(Z|\boldsymbol{\Theta}) = \prod_{i=1}^{N}\theta_{d_i,z_i} = \prod_{d=1}^{D}\prod_{k=1}^{K}\theta_{d,k}^{\Omega(d,k)}$$
$$p(Z|\boldsymbol{\alpha}) = \int p(Z|\boldsymbol{\Theta})p(\boldsymbol{\Theta}|\boldsymbol{\alpha})\mathrm{d}\boldsymbol{\Theta} = \prod_{d=1}^{D}\left(\int\frac{1}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\alpha})}\prod_{k=1}^{K}\theta_{d,k}^{\Omega(d,k)+\alpha_k-1}\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k\right) = \prod_{d=1}^{D}\frac{\mathrm{B}(\Omega_d+\boldsymbol{\alpha})}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\alpha})},$$
$$\Omega(d,k) = \sum_{i=1}^{N}\mathrm{I}\{d_i = m \wedge z_i = z\}$$
$$p(Z,W|\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = p(W|Z,\boldsymbol{\beta})p(Z|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{k=1}^{K}\frac{\mathrm{B}(\Psi_k+\boldsymbol{\beta})}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\beta})}\cdot\prod_{d=1}^{D}\frac{\mathrm{B}(\Omega_d+\boldsymbol{\alpha})}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\alpha})}$$
$$p(z_i = k|Z_{-i},W,\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = \frac{p(z_i = k, Z_{-i},W|\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta})}{p(Z_{-i},W|\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta})}$$
$$p(z_i|Z_{-i},W,\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = \frac{p(Z,W|\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta})}{p(Z_{-i},W_{-i}|\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta})}$$
$$p(Z,W|\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = p(W|Z,\boldsymbol{\beta})p(Z|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{k=1}^{K}\frac{\mathrm{B}(\Psi_k^{-i}+\boldsymbol{\beta})}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\beta})}\cdot\prod_{d=1}^{D}\frac{\mathrm{B}(\Omega_d^{-i}+\boldsymbol{\alpha})}{\mathrm{B}(\boldsymbol{\alpha})}$$

$$\Psi^{-i}(k,v) = \sum_{\substack{1\le j\le N\\ j\ne i}}\mathrm{I}\{w_j = v \wedge z_j = k\}$$
$$\Omega^{-i}(d,k) = \sum_{\substack{1\le j\le N\\ j\ne i}}\mathrm{I}\{d_j = d \wedge z_j = k\}$$
$$\Psi(k,v) = \begin{cases}\Psi^{-i}(k,v)+1 & \text{if } v = w_i \text{ and } k = z_i;\\ \Psi^{-i}(k,v) & \text{all other cases.}\end{cases}$$
$$\Omega(d,k) = \begin{cases}\Omega^{-i}(d,k)+1 & \text{if } d = d_i \text{ and } k = z_i;\\ \Omega^{-i}(d,k) & \text{all other cases.}\end{cases}$$
$$\sum_{v=1}^{V}n(v;z_i) = 1+\sum_{v=1}^{V}n_{-i}(v|z_i) \qquad \mathrm{B}(\boldsymbol{x}) = \frac{\prod_{k=1}^{\dim\boldsymbol{x}}\Gamma(x_k)}{\Gamma(\sum_{k=1}^{\dim\boldsymbol{x}}x_k)}$$
$$\sum_{k=1}^{K}n(z;d_i) = 1+\sum_{k=1}^{K}n_{-i}(z|d_i)$$
$$p(z_i|Z_{-i},W,\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = \frac{\mathrm{B}(n(\cdot;z_i)+\boldsymbol{\beta})}{\mathrm{B}(n_{-i}(\cdot|z_i)+\boldsymbol{\beta})}\cdot\frac{\mathrm{B}(n(\cdot;m_i)+\boldsymbol{\alpha})}{\mathrm{B}(n_{-i}(\cdot|m_i)+\boldsymbol{\alpha})}$$
$$\frac{\prod_{v=1}^{V}\Gamma(n(t;z_i)+\beta_t)}{\Gamma(\sum_{v=1}^{V}n(t;z_i)+\beta_t)}\cdot\frac{\prod_{k=1}^{K}\Gamma(n(z;d_i)+\alpha_z)}{\Gamma(\sum_{k=1}^{K}n(z;d_i)+\alpha_z)}$$
$$\frac{\prod_{v=1}^{V}\Gamma(n_{-i}(t|z_i)+\beta_t)}{\Gamma(\sum_{v=1}^{V}n_{-i}(t|z_i)+\beta_t)}\cdot\frac{\prod_{k=1}^{K}\Gamma(n_{-i}(z|d_i)+\alpha_z)}{\Gamma(\sum_{k=1}^{K}n_{-i}(z|d_i)+\alpha_z)}$$
$$\frac{\Gamma(n(w_i;z_i)+\beta_{w_i})}{\Gamma(\sum_{v=1}^{V}n(t;z_i)+\beta_t)}\cdot\frac{\Gamma(n(z_i;d_i)+\alpha_{z_i})}{\Gamma(\sum_{k=1}^{K}n(z;d_i)+\alpha_z)}$$
$$\frac{\Gamma(n_{-i}(w_i|z_i)+\beta_{w_i})}{\Gamma(\sum_{v=1}^{V}n_{-i}(t|z_i)+\beta_t)}\cdot\frac{\Gamma(n_{-i}(z_i|d_i)+\alpha_{z_i})}{\Gamma(\sum_{k=1}^{K}n_{-i}(z|d_i)+\alpha_z)}$$

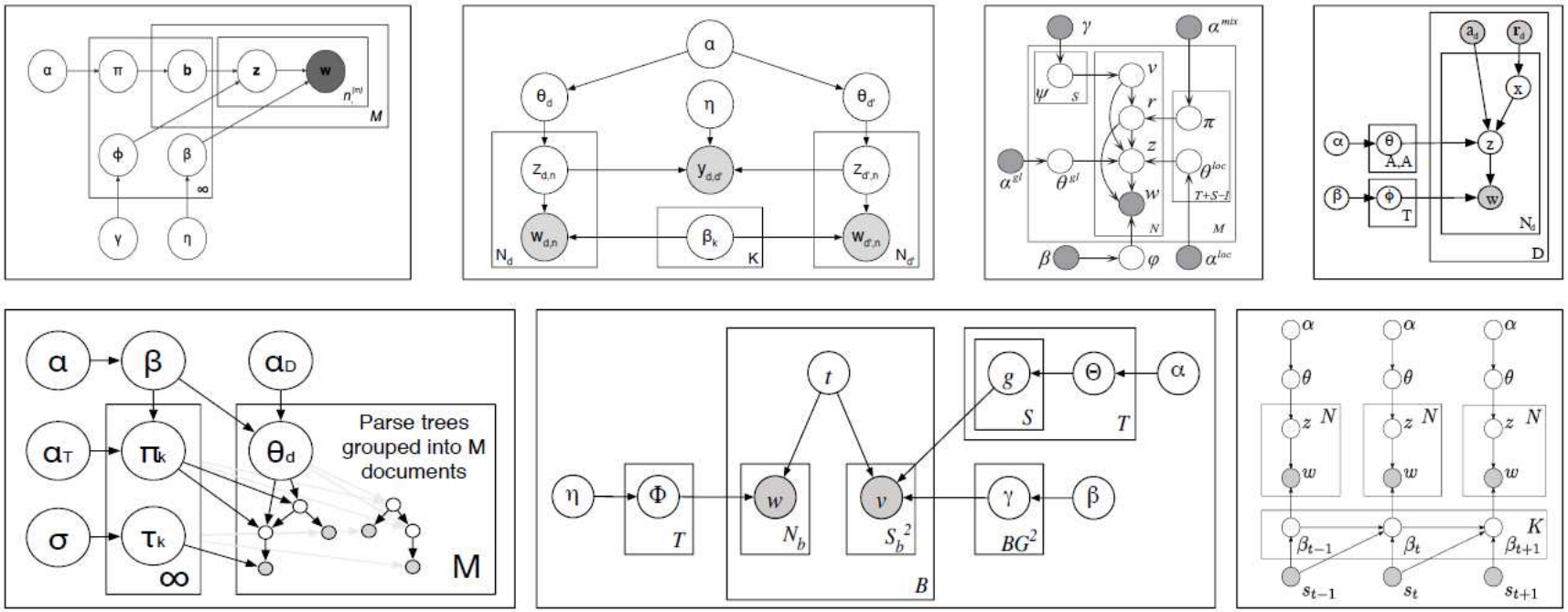
$$p(z_i|Z_{-i},W,\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = \frac{n(w_i;z_i)+\beta_{w_i}-1}{\left[\sum_{v=1}^{V}n(t;z_i)+\beta_t\right]-1}\cdot\frac{n(z_i;d_i)+\alpha_{z_i}-1}{\left[\sum_{k=1}^{K}n(z;d_i)+\alpha_z\right]-1}$$
$$p(z_i|Z_{-i},W,\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = \frac{n(w_i;z_i)+\beta_{w_i}-1}{\left[\sum_{v=1}^{V}n(t;z_i)+\beta_t\right]-1}\cdot\left[n(z_i;d_i)+\alpha_{z_i}-1\right]$$
$$\phi_{k,t} = p(w=t|z=k,W,Z,\boldsymbol{\beta})$$
$$\theta_{m,k} = p(z=k|Z,\boldsymbol{\alpha})$$
$$\phi_{k,t}\cdot\theta_{m,k} = p(w=t\mid z=k,W,Z,\boldsymbol{\beta})\cdot p(z=k\mid Z,\boldsymbol{\alpha}) = p(w=t,z=k\mid W,Z,\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = \frac{p(\hat{W},\hat{Z}\mid\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta})}{p(W,Z\mid\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta})},$$
$$= \frac{\frac{\Gamma(n(t;k)+1+\beta_t)}{\Gamma(\sum_{v=1}^{V}n(t;k)+1+\beta_t)}}{\frac{\Gamma(n_{-i}(t|k)+\beta_t)}{\Gamma(\sum_{v=1}^{V}n_{-i}(t|k)+\beta_t)}}\cdot\frac{\frac{\Gamma(n(k;m)+1+\alpha_k)}{\Gamma(\sum_{k=1}^{K}\Omega(d,k)+1+\alpha_z)}}{\frac{\Gamma(n_{-i}(k|m)+\alpha_k)}{\Gamma(\sum_{k=1}^{K}\Omega^{-i}(d,k)+\alpha_z)}}$$
$$\phi_{k,t}\cdot\theta_{m,k} = \frac{n(t;k)+\beta_t}{\left(\sum_{v=1}^{V}n(t;k)+\beta_t\right)}\cdot\frac{n(k;m)+\alpha_k}{\left(\sum_{k=1}^{K}\Omega(d,k)+\alpha_z\right)}$$
$$\phi_{k,t} = \frac{n(t;k)+\beta_t}{\left(\sum_{t'=1}^{V}n(t';k)+\beta_{t'}\right)}$$
$$\theta_{m,k} = \frac{n(k;m)+\alpha_k}{\left(\sum_{k=1}^{K}\Omega(d,k)+\alpha_z\right)}$$

Blei D., Ng A., Jordan M. Latent Dirichlet Allocation. Journal of Machine Learning Research, 2003. — No. 3. — Pp. 993–1022.

Yi Wang. Distributed Gibbs Sampling of Latent Dirichlet Allocation: The Gritty Details. 2008.

Тематическое моделирование на основе байесовского обучения

Графические модели упрощают понимание, но байесовский вывод остаётся нестандартной задачей для каждой модели.



David M. Blei. Probabilistic topic models // Communications of the ACM, 2012. Vol. 55, No. 4., Pp. 77–84.

Кризис байесовского обучения в тематическом моделировании

- сотни тематических моделей, начиная с LDA (Blei, 2003),
- создаются скорее ради теории, а не ради приложений,
- часто не имеют достаточных лингвистических обоснований,
- слишком сложны для понимания, вывода, сравнения,
- не комбинируются и взаимно не заменяются,
- не имеют полнофункциональных библиотек в открытом коде,
- что создаёт барьеры вхождения для прикладников,
- которые предпочитают устаревшие но понятные PLSA и LDA

ARTM — аддитивная регуляризация тематической модели

Пусть, наряду с правдоподобием, требуется максимизировать ещё n критериев — *регуляризаторов* $R_i(\Phi, \Theta)$, $i = 1, \ldots, n$.

Метод многокритериальной оптимизации — *скаляризация*.

Задача максимизации регуляризованного правдоподобия:

$$\underbrace{\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt} \theta_{td}}_{\mathscr{L}(\Phi,\Theta)} + \underbrace{\sum_{i=1}^{n} \tau_i R_i(\Phi, \Theta)}_{R(\Phi,\Theta)} \to \max_{\Phi,\Theta},$$

при ограничениях неотрицательности и нормировки

$$\phi_{wt} \geqslant 0; \quad \sum_{w \in W} \phi_{wt} = 1; \qquad \theta_{td} \geqslant 0; \quad \sum_{t \in T} \theta_{td} = 1$$

где $\tau_i > 0$ — *коэффициенты регуляризации*.

EM-алгоритм с регуляризацией M-шага

Теорема

Решение данной задачи удовлетворяет системе уравнений со вспомогательными переменными $p_{tdw} = p(t|d,w)$:

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

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

EM-алгоритм = метод простых итераций для системы уравнений

PLSA: $R(\Phi,\Theta) = 0$

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

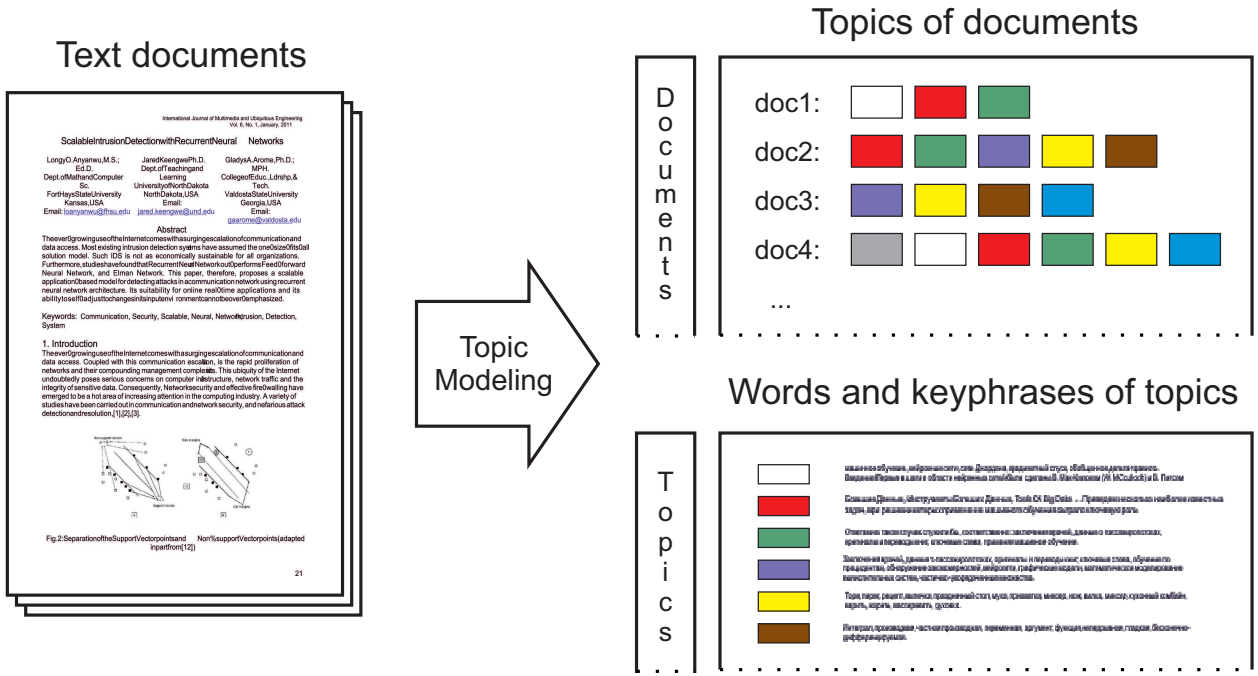
ARTM: зоопарк регуляризаторов

- разреживание и декоррелирование предметных тем
- сглаживание фоновых тем общей лексики (LDA)
- энтропийное разреживание для отбора тем
- сглаживание и разреживание тем во времени
- выявление иерархических связей между темами
- многоязычное тематическое моделирование
- выявление внутренней тематической структуры текста
- обучение с учителем для классификации и регрессии
- частичное (semi-supervised) обучение
- и др.

Vorontsov K. V., Potapenko A. A. Additive Regularization of Topic Models // Machine Learning. Special Issue “Data Analysis and Intelligent Optimization with Applications”. Springer, 2015.

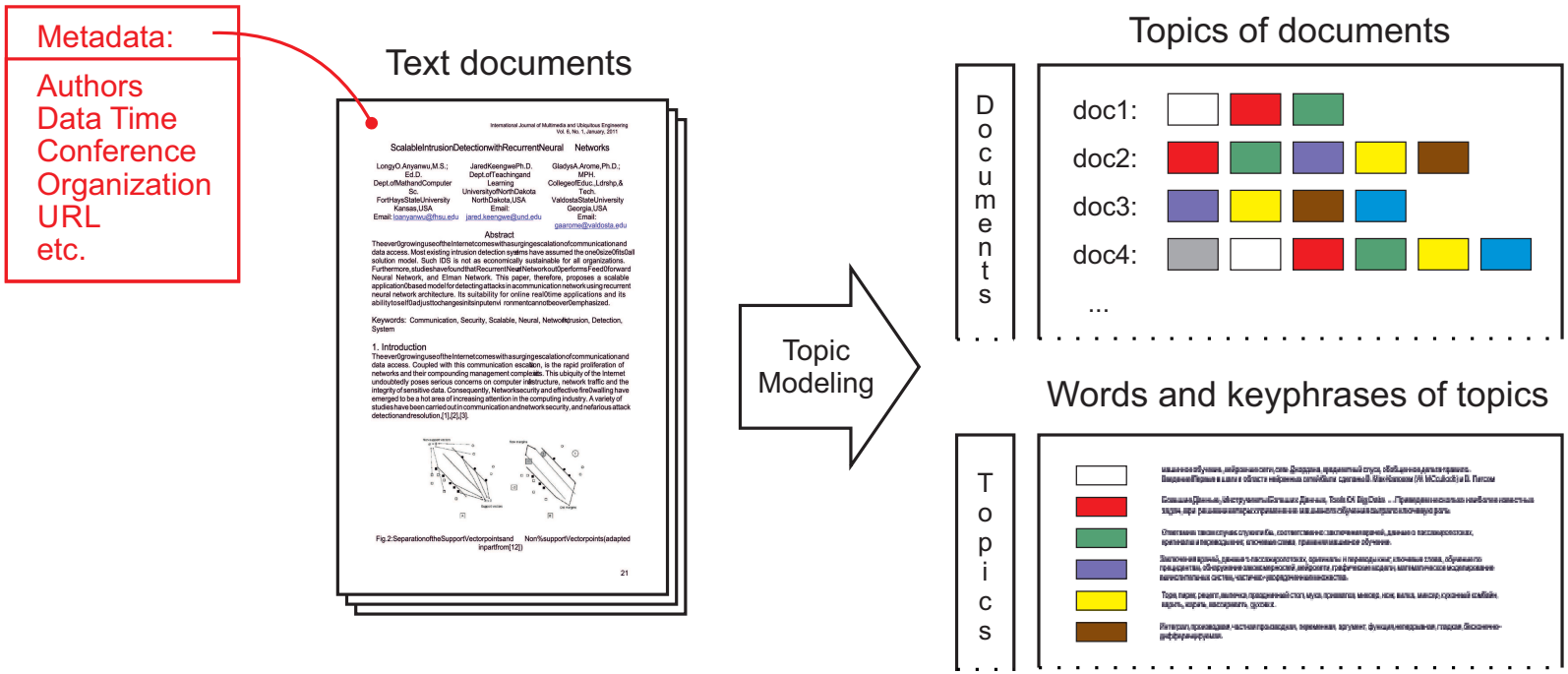
Мультимодальная тематическая модель

находит тематику документов $p(t|d)$, терминов $p(t|w)$,...



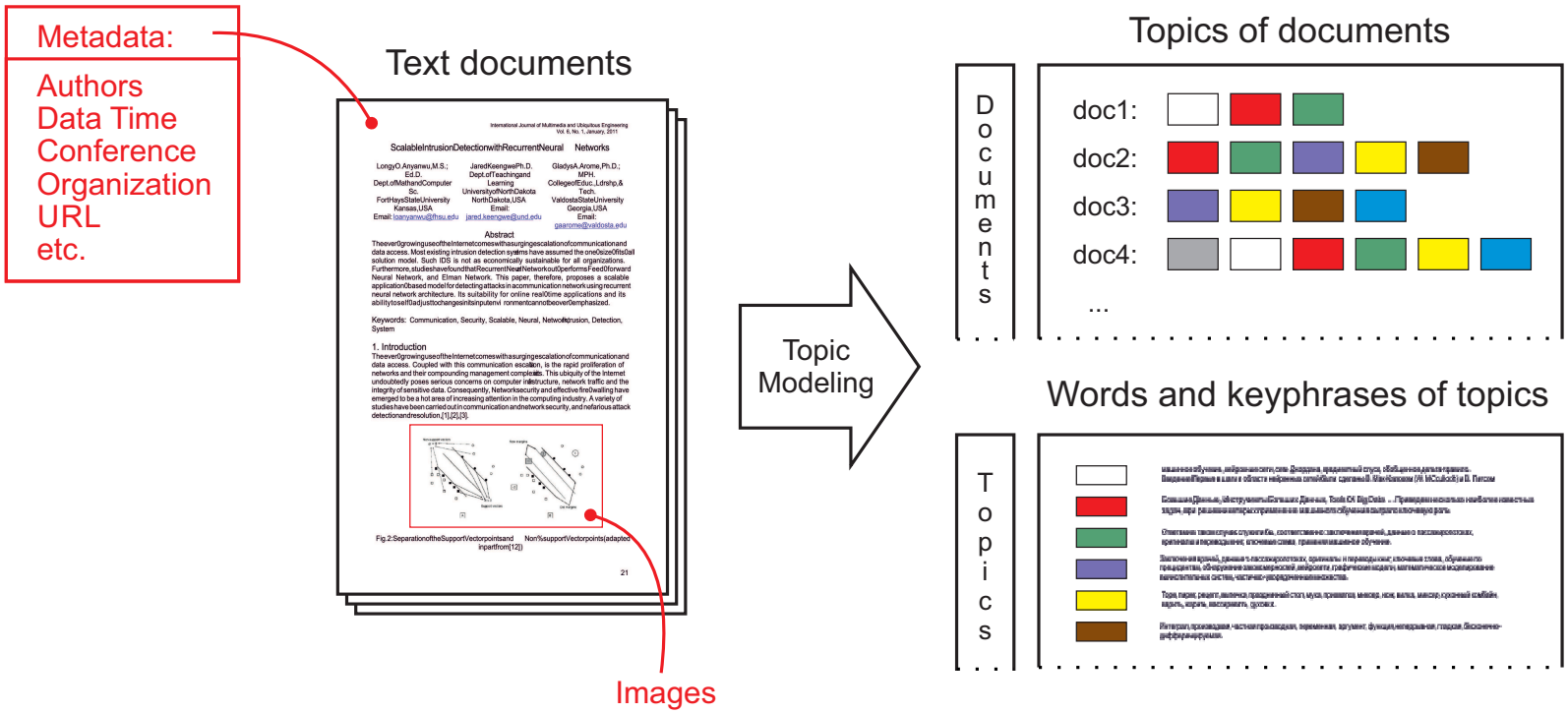
Мультимодальная тематическая модель

находит тематику документов $p(t|d)$, терминов $p(t|w)$,
авторов $p(t|a)$, времени $p(t|a)$,...



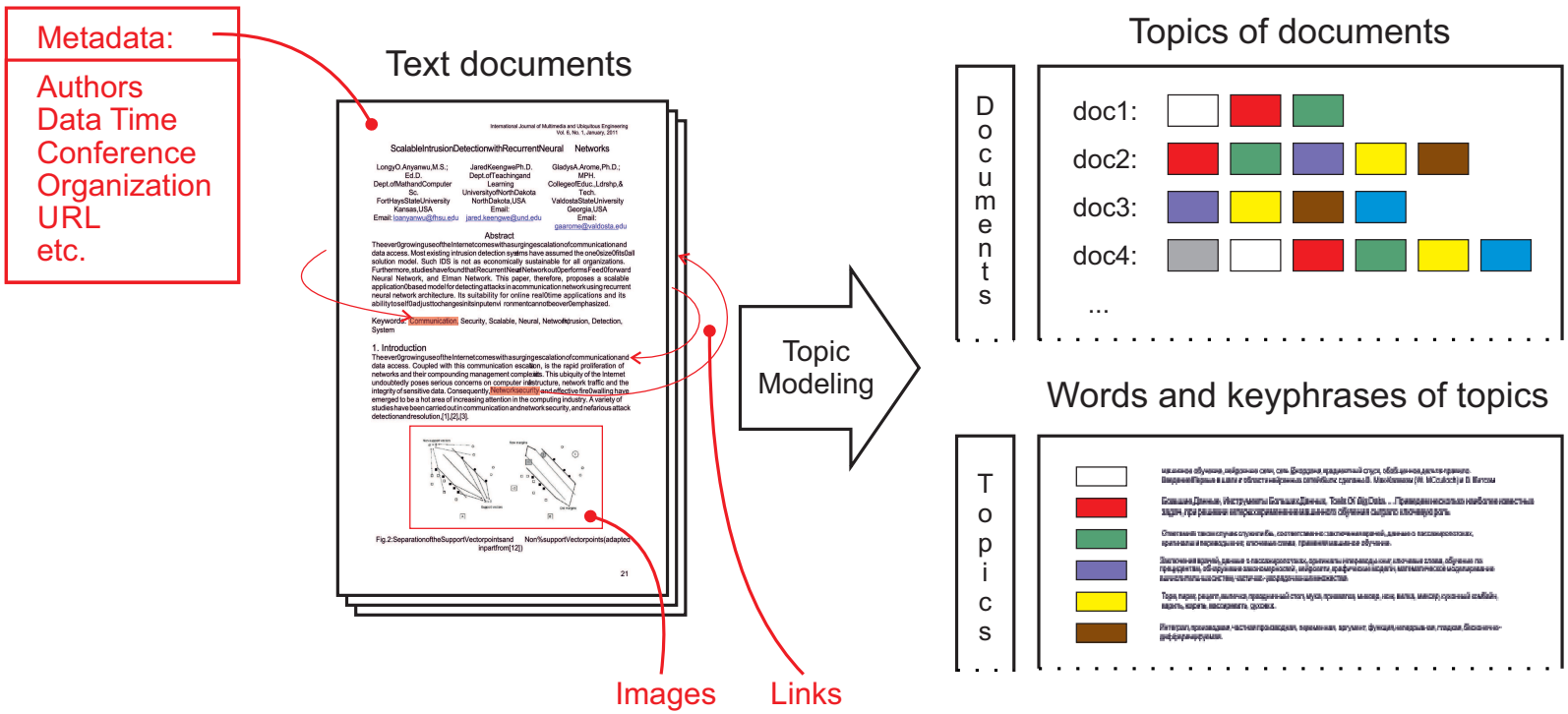
Мультимодальная тематическая модель

находит тематику документов $p(t|d)$, терминов $p(t|w)$, авторов $p(t|a)$, времени $p(t|a)$, элементов изображений $p(t|e)$,...



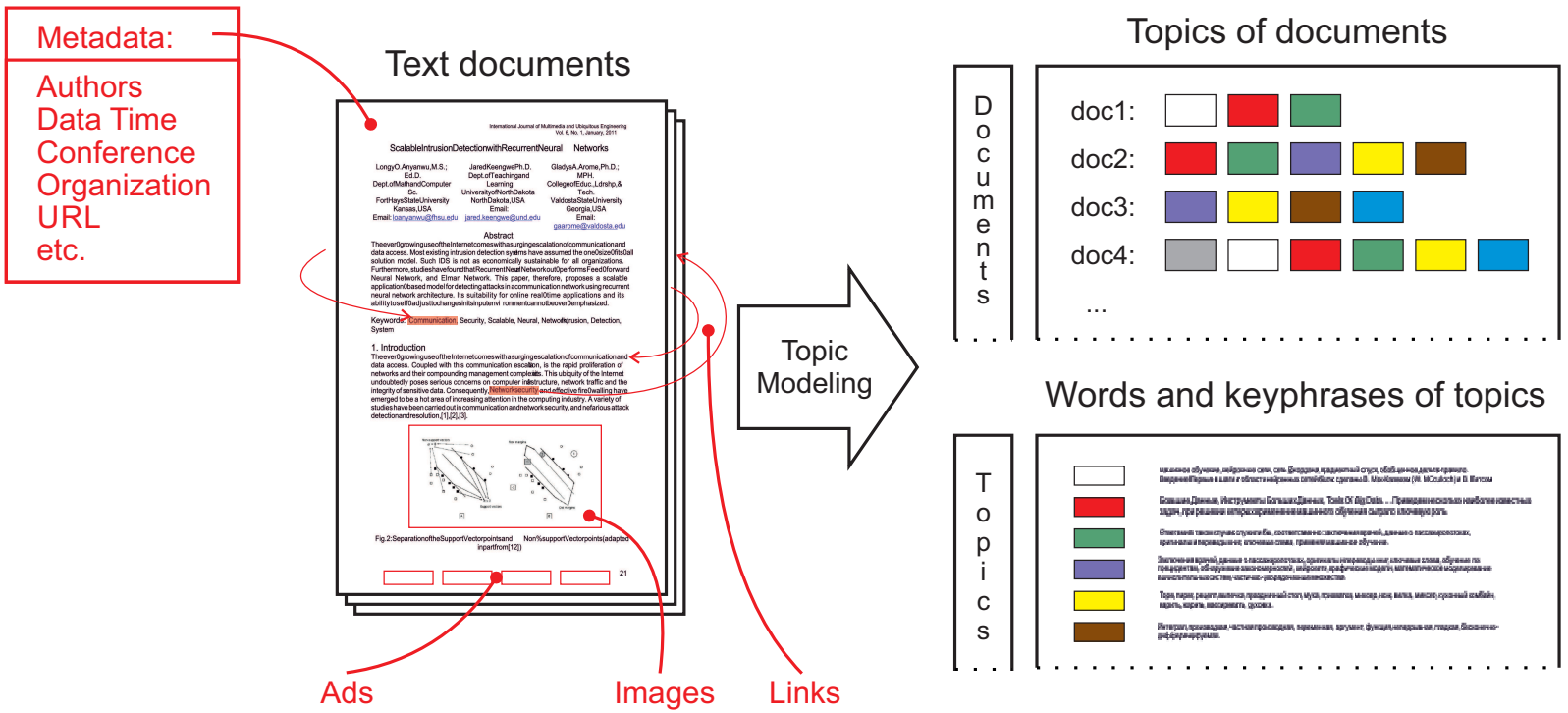
Мультимодальная тематическая модель

находит тематику документов $p(t|d)$, терминов $p(t|w)$, авторов $p(t|a)$, времени $p(t|a)$, элементов изображений $p(t|e)$, ссылок $p(d'|r)$,...



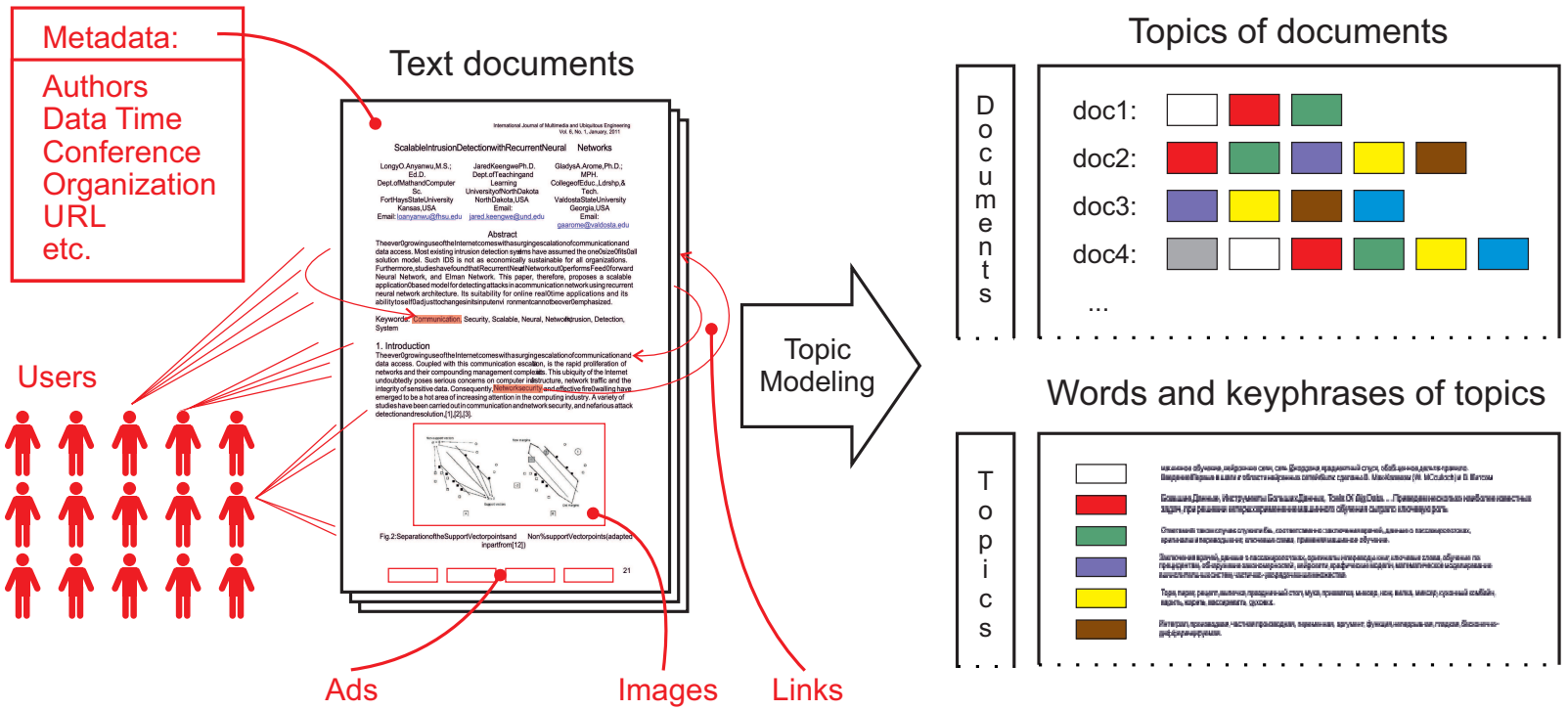
Мультимодальная тематическая модель

находит тематику документов $p(t|d)$, терминов $p(t|w)$, авторов $p(t|a)$, времени $p(t|a)$, элементов изображений $p(t|e)$, ссылок $p(d'|r)$, баннеров $p(t|b)$,...



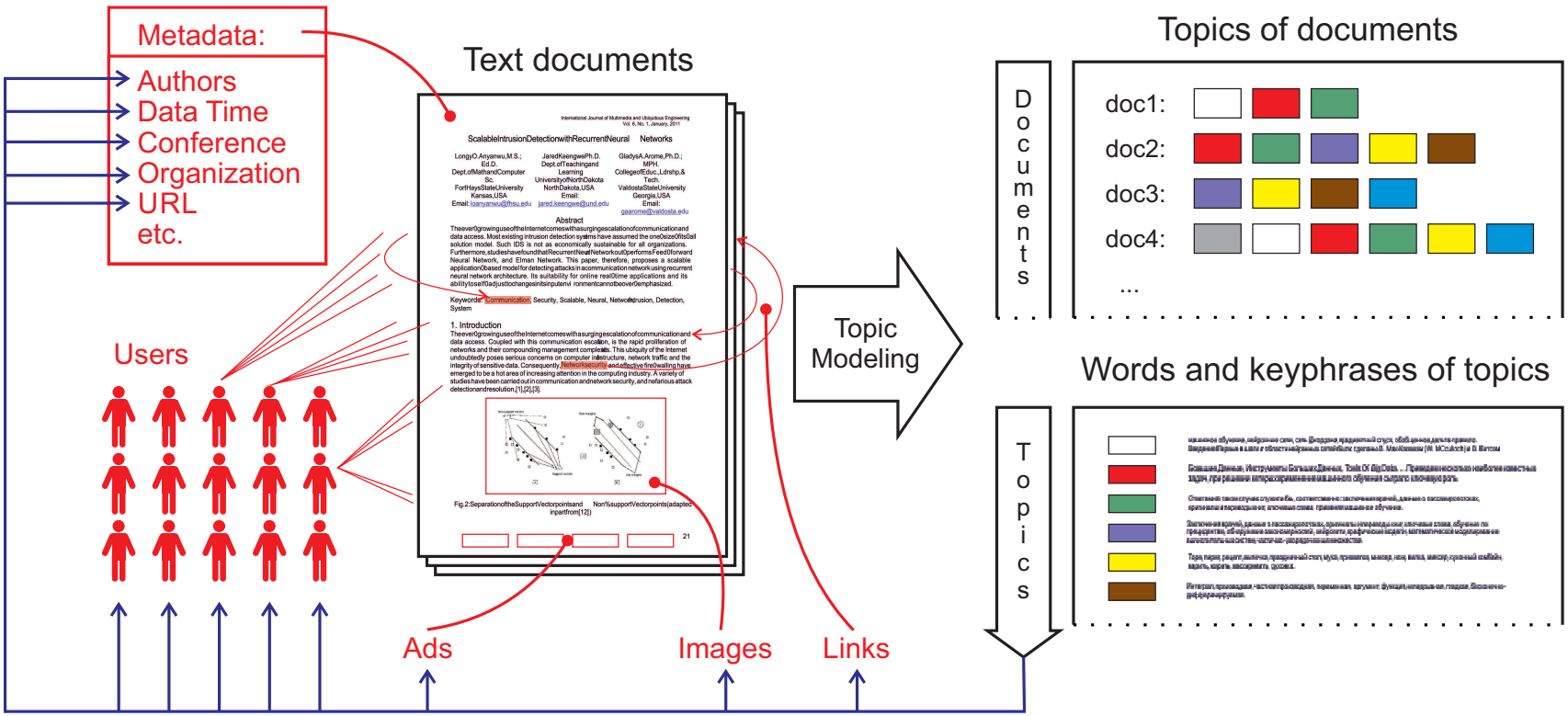
Мультимодальная тематическая модель

находит тематику документов $p(t|d)$, терминов $p(t|w)$, авторов $p(t|a)$, времени $p(t|a)$, элементов изображений $p(t|e)$, ссылок $p(d'|r)$, баннеров $p(t|b)$, пользователей $p(t|u)$,...



Мультимодальная тематическая модель

Каждая модальность $m \in M$ описывается своим словарём W^m, документы могут содержать *токены* разных модальностей, каждая тема имеет своё распределение $p(w|t)$, $w \in W^m$



Мультимодальная ARTM

Каждая модальность $m \in M$ описывается своим словарём W^m, документы могут содержать *токены* разных модальностей, каждая тема имеет своё распределение $p(w|t)$, $w \in W^m$

Задача максимизации регуляризованного правдоподобия:

$$\sum_{m\in M} \tau_m \underbrace{\sum_{d\in D}\sum_{w\in W^m} n_{dw} \ln \sum_{t\in T} \phi_{wt}\theta_{td}}_{\text{log-правдоподобие } \mathscr{L}_m(\Phi,\Theta)} + \underbrace{\sum_{i=1}^{n} \tau_i R_i(\Phi,\Theta)}_{R(\Phi,\Theta)} \to \max_{\Phi,\Theta},$$

при ограничениях неотрицательности и нормировки

$$\phi_{wt} \geqslant 0, \quad \sum_{w\in W^m} \phi_{wt} = 1, \; m \in M; \qquad \theta_{td} \geqslant 0, \quad \sum_{t\in T} \theta_{td} = 1.$$

где $\tau_m > 0$, $\tau_i > 0$ — *коэффициенты регуляризации*.

EM-алгоритм для мультимодальной ARTM

Теорема

Решение данной задачи удовлетворяет системе уравнений со вспомогательными переменными $p_{tdw} = p(t|d,w)$:

$$p_{tdw} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right);$$

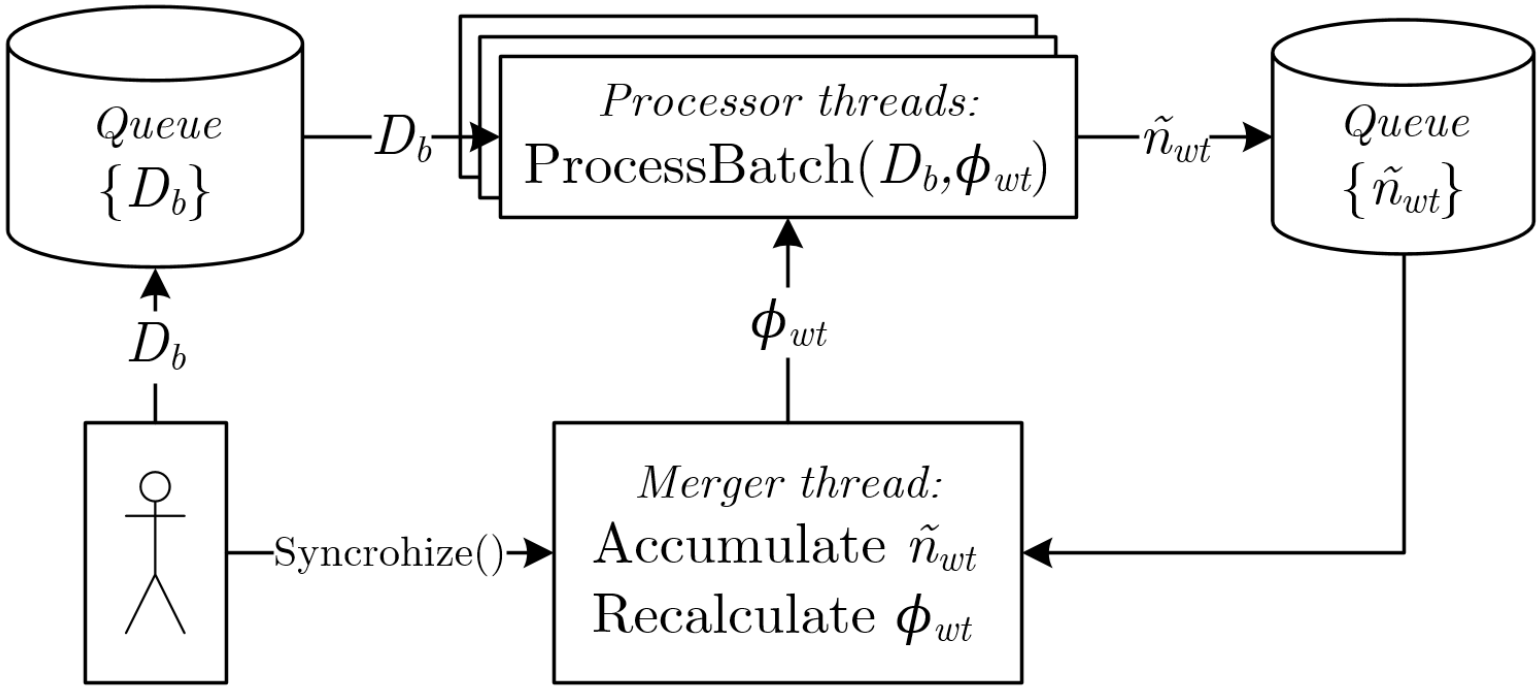
$$\phi_{wt} = \underset{w\in W^m}{\text{norm}}\left(\sum_{d\in D} \tau_{m(w)} n_{dw} p_{tdw} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right);$$

$$\theta_{td} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\sum_{w\in d} \tau_{m(w)} n_{dw} p_{tdw} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right);$$

где $m(w)$ — модальность токена w.

EM-алгоритм = метод простых итераций для системы уравнений

Параллельная архитектура



- коллекция разбивается на пакеты $D = D_1 \sqcup \cdots \sqcup D_B$
- простой однопоточный *ProcessBatch*
- пользователь определяет моменты обновлений модели
- гарантируется воспроизводимость от запуска к запуску

Онлайновый параллельный EM-алгоритм для ARTM

Вход: коллекция D_b, коэффициент дисконтирования $\rho \in (0, 1]$;
Выход: матрица Φ;

1 инициализировать ϕ_{wt} для всех $w \in W,\ t \in T$;
2 $n_{wt} := 0,\ \tilde{n}_{wt} := 0$ для всех $w \in W,\ t \in T$;
3 **для всех** пакетов $D_b,\ b = 1, \ldots, B$
4 $\quad (\tilde{n}_{wt}) := (\tilde{n}_{wt}) + \mathbf{ProcessBatch}(D_b, \Phi)$;
5 $\quad$ **если** пора выполнить синхронизацию, **то**
6 $\quad\quad n_{wt} := \rho n_{wt} + \tilde{n}_{wt}$ для всех $w \in W,\ t \in T$;
7 $\quad\quad \phi_{wt} := \underset{w \in W^m}{\operatorname{norm}} \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right)$ для всех $w \in W,\ t \in T$;
8 $\quad\quad \tilde{n}_{wt} := 0$ для всех $w \in W,\ t \in T$;

Онлайновый параллельный EM-алгоритм для ARTM

ProcessBatch обрабатывает пакет D_b при фиксированной Φ.

Вход: пакет D_b, матрица $\Phi = (\phi_{wt})$;
Выход: матрица $(\tilde{n}_{wt})$;

$\tilde{n}_{wt} := 0$ для всех $w \in W,\ t \in T$;
для всех $d \in D_b$
  инициализировать $\theta_{td} := \frac{1}{|T|}$ для всех $t \in T$;
  повторять
    $p_{tdw} := \underset{t \in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right)$ для всех $w \in d,\ t \in T$;
    $\theta_{td} := \underset{t \in T}{\text{norm}}\left(\sum_{w \in d} \tau_{m(w)} n_{dw} p_{tdw} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right)$ для всех $t \in T$;
  пока θ_d не сойдётся;
  $\tilde{n}_{wt} := \tilde{n}_{wt} + \tau_{m(w)} n_{dw} p_{tdw}$ для всех $w \in d,\ t \in T$;

BigARTM: библиотека тематического моделирования

Ключевые возможности:

- Онлайновая параллельная мультимодальная ARTM
- Большие данные: коллекция не хранится в памяти
- Встроенная библиотека регуляризаторов

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

От теории ARTM к технологии BigARTM

Разработка тематической модели с заданными свойствами:

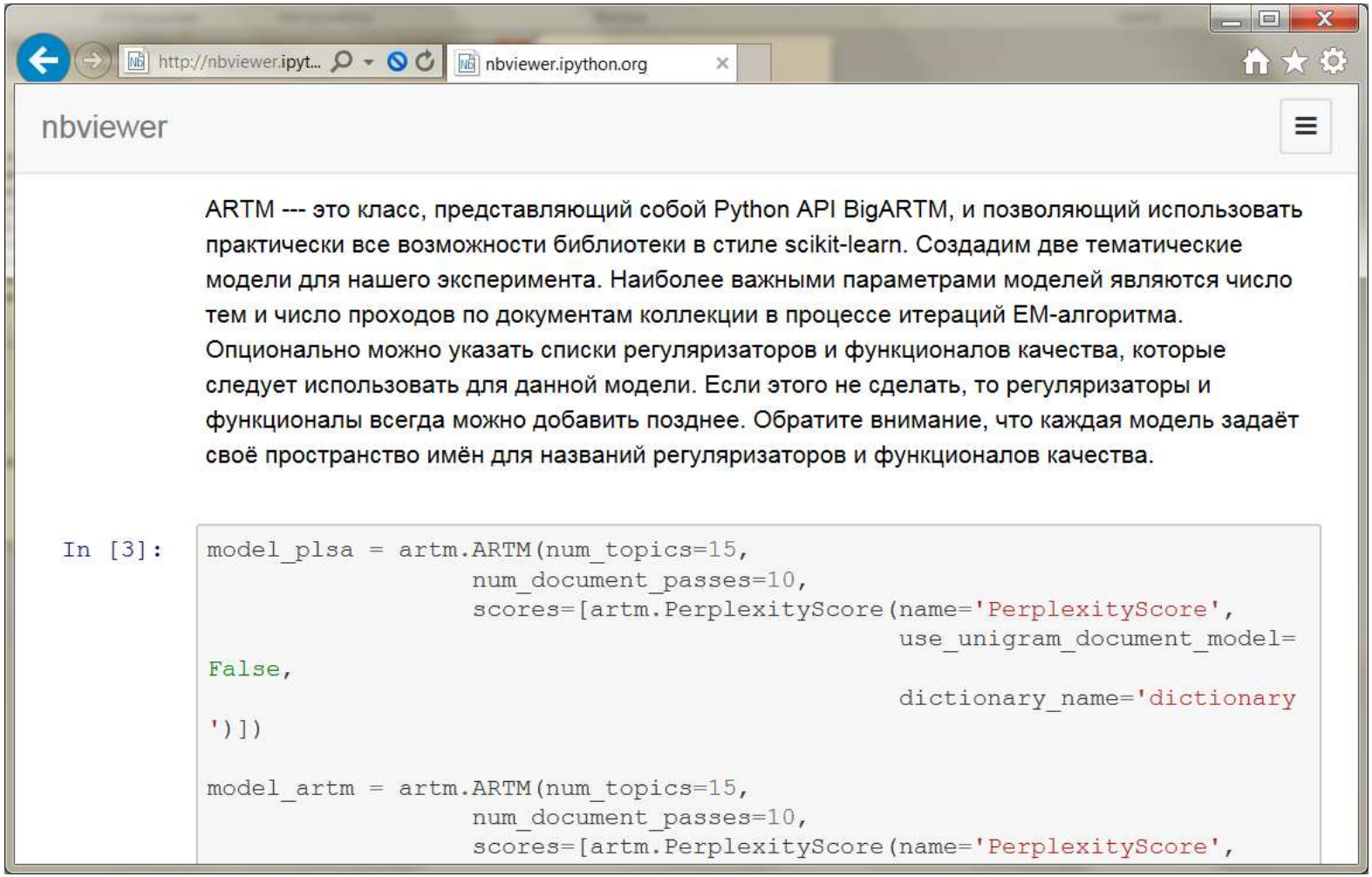
Этапы моделирования	Bayesian TM	ARTM	
	Анализ требований	Анализ требований	
Формализация:	Вероятностная порождающая модель данных	Стандартные критерии	Свои критерии
Алгоритмизация:	Байесовский вывод для данной порождающей модели (VI, GS, EP)	Общий регуляризованный EM-алгоритм для любых моделей	
Реализация:	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/blob/master/BigARTM_example_RU.ipynb



Эксперимент 1. Обгоняем конкурентов по скорости

- 3.7M статей английской Вики, 100K уникальных слов

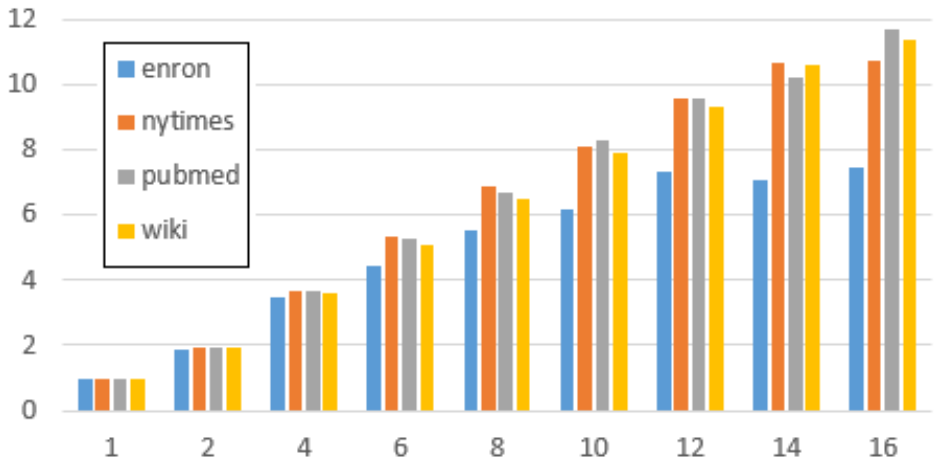
	procs	train	inference	perplexity
BigARTM	1	35 min	72 sec	4000
Gensim.LdaModel	1	369 min	395 sec	4161
VowpalWabbit.LDA	1	73 min	120 sec	4108
BigARTM	4	9 min	20 sec	4061
Gensim.LdaMulticore	4	60 min	222 sec	4111
BigARTM	8	4.5 min	14 sec	4304
Gensim.LdaMulticore	8	57 min	224 sec	4455

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

Эксперимент 2. Масштабируемость по числу потоков

коллекция	$\|W\|$, 10^3	$\|D\|$, 10^6	n, 10^6	размер, Гб
enron	28	0.04	6.4	0.07
nytimes	103	0.3	100	0.13
pubmed	141	8.2	738	1.0
wiki	100	3.7	1009	1.2

ускорение

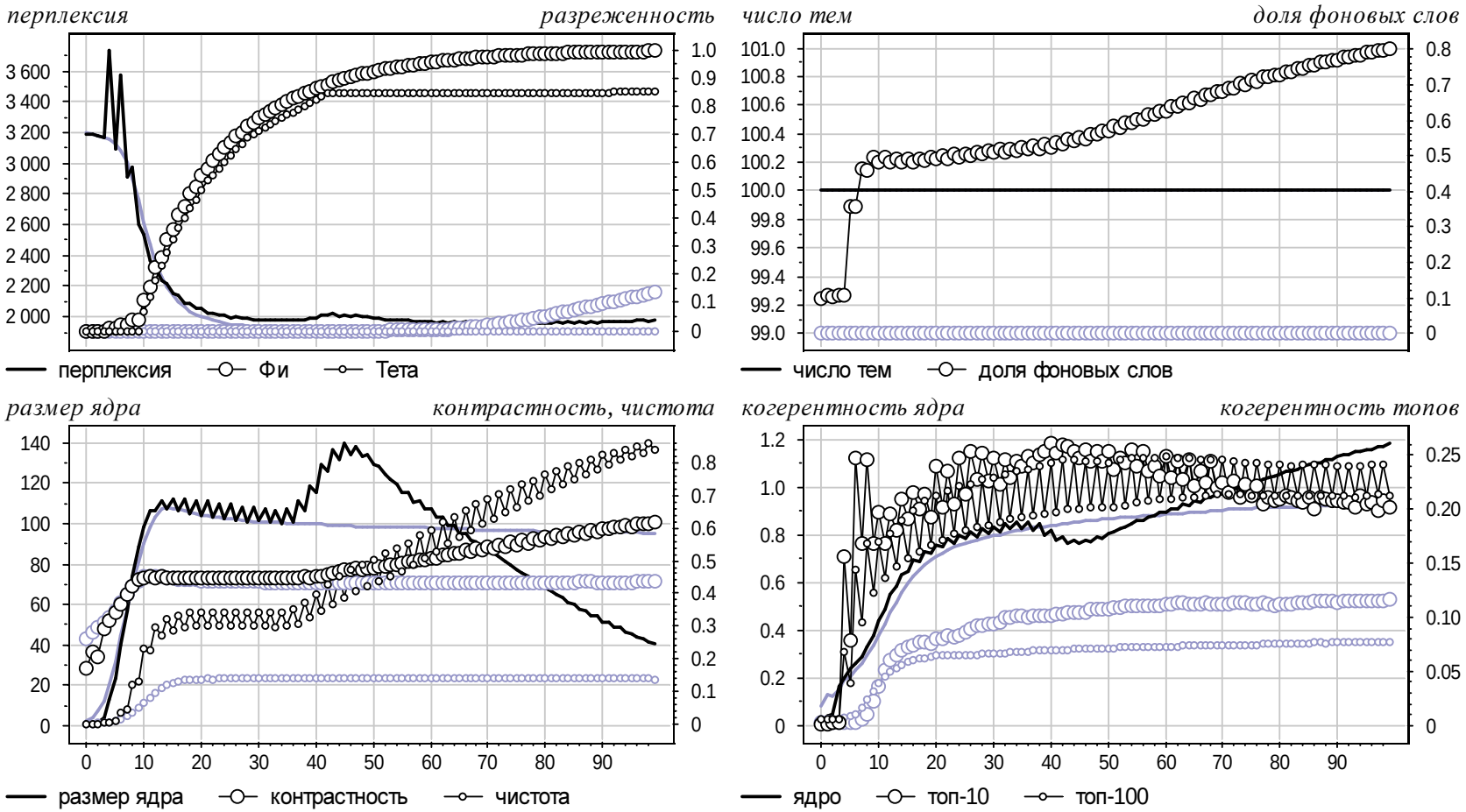


число ядер

Amazon EC2 cc2.8xlarge instance:
16 cores + hyperthreading, Intel® Xeon® CPU E5-2670 2.6GHz.

Эксперимент 3. Комбинирование регуляризаторов

Сравнение PLSA (серый) и ARTM со сглаживанием, разреживанием и декоррелированием (чёрный)



Эксперимент 4. Мультиязычная модель

Модальности — это разные языки.

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

Эксперимент 4. Мультиязычная модель

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.

Эксперимент 5. Интерпретируемость мультиграммной модели

Две модальности — униграммы и биграммы.

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

Мотивации

Выборка может содержать не только пары (d, w), но также тройки, ..., n-ки элементов разных модальностей.

Примеры:

- **Данные социальной сети:**
  (d, u, w) — в блоге d пользователь u записал слово w
- **Данные сети интернет-рекламы:**
  (u, d, b) — пользователь u кликнул рекламное объявление b на веб-странице d
- **Данные рекомендательной системы:**
  (u, f, s) — пользователь u оценил фильм f в ситуативном контексте s

Хотим объяснить наблюдаемую выборку рёбер гиперграфа латентными тематическими профилями его вершин.

Тематическая модель гиперграфа: определения и обозначения

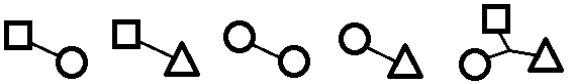
$\Gamma = \langle V, E \rangle$ — ориентированный гиперграф.

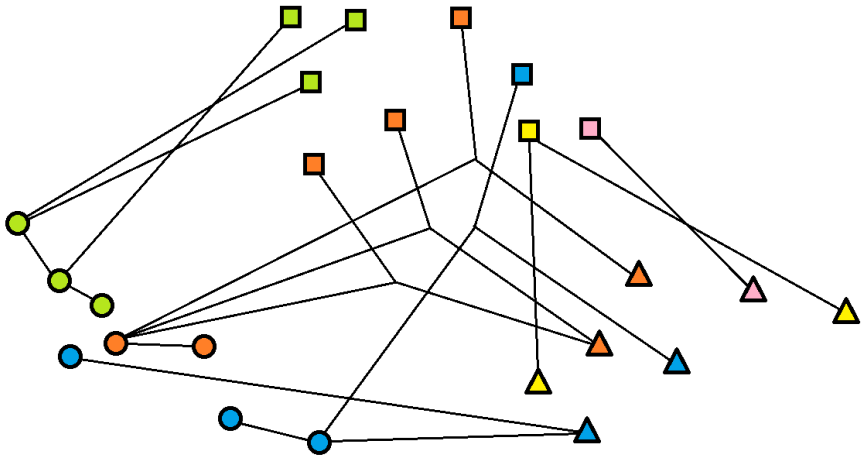
V^m — множество вершин модальности m

M — множество модальностей:

T — множество тем:

K — множество типов рёбер:





Каждое ребро $e = \big(d, x = (v_1, \ldots, v_h)\big)$ типа k имеет:

d — вершину-контейнер модальности m_{0k},

v_j — вершины модальностей m_{jk}.

X^k — наблюдаемая выборка рёбер-транзакций типа k

n_{dx} — число вхождений ребра $e = (d, x)$ в выборку X^k

$p_k(d, x)$ — неизвестное распределение на рёбрах типа k

Тематическая модель гиперграфа

Вероятностная тематическая модель рёбер типа k:

$$p_k(x|d) = \sum_{t \in T} \theta_{td} \prod_{v \in x} \phi_{kvt},$$

$\theta_{td} = p(t|d)$ — тематика контейнера не зависит от типа ребра k
$\phi_{kvt} = p_k(v|t)$ — распределение модальности V^m в теме t на рёбрах типа k

Задача максимизации регуляризованного правдоподобия:

$$\sum_{k \in K} \tau_k \sum_{(d,x) \in X^k} n_{dx} \ln \sum_{t \in T} \theta_{td} \prod_{v \in x} \phi_{kvt} + R(\Phi, \Theta) \to \max_{\Phi, \Theta},$$

$$\phi_{kvt} \geqslant 0, \quad \sum_{v \in V^m} \phi_{kvt} = 1, \; k \in K; \qquad \theta_{td} \geqslant 0, \quad \sum_{t \in T} \theta_{td} = 1,$$

где $\tau_k > 0$ — веса типов рёбер.

EM-алгоритм для гиперграфовой ARTM

Теорема

Точка максимума удовлетворяет системе уравнений со вспомогательными переменными $p_{tdx} = p(t|d,x)$:

$$p_{tdx} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\theta_{td}\prod_{v\in x}\phi_{kvt}\right);$$

$$\phi_{kvt} = \underset{v\in V^m}{\text{norm}}\left(\sum_{(d,x)\in X^k}\big[v\in x\big]\tau_k n_{dx} p_{tdx} + \phi_{kvt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{kvt}}\right);$$

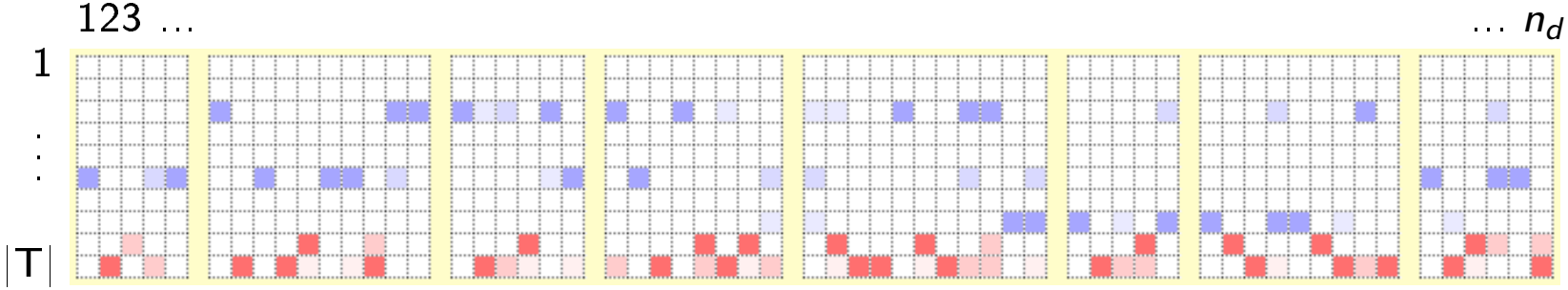
$$\theta_{td} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\sum_{k\in K}\sum_{x:\,(d,x)\in X^k}\tau_k n_{dx} p_{tdx} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right);$$

EM-алгоритм = метод простых итераций для системы уравнений

Тематическое моделирование последовательного текста

Документ $d = \{w_1, \ldots, w_{n_d}\}$, n_d — длина документа d

Матрица *тематических профилей слов* $p(t|d, w_i)$ размера $T \times n_d$:



Предположения разреженности и непрерывности тематики:

- каждое предложение относится к 1–2 предметным темам
- соседние предложения часто имеют одинаковые темы
- слова общей лексики не влияют на тематику предложений
- между абзацами вероятность смены темы выше
- между секциями она ещё выше

EM-алгоритм с регуляризацией E-шага

Теорема

Если регуляризатор зависит от Φ, Θ через $p_{tdw} = \frac{\phi_{wt}\theta_{td}}{\sum_s \phi_{ws}\theta_{sd}}$,

$$\mathscr{L}(\Phi,\Theta) + \sum_{d\in D}\sum_{i=1}^{n_d} R_{di}(p_{1dw_i},\ldots,p_{Tdw_i}) + R(\Phi,\Theta) \;\to\; \max_{\Phi,\Theta},$$

то точка максимума удовлетворяет системе уравнений

$$\tilde{p}_{tdw} = p_{tdw}\frac{1}{n_{dw}}\sum_{\substack{i=1\\ w_i=w}}^{n_d}\left(1 + \frac{\partial R_{di}}{\partial p_{tdw}} - \sum_{s\in T} p_{sdw}\frac{\partial R_{di}}{\partial p_{sdw}}\right);$$

$$\phi_{wt} = \operatorname*{norm}_{w}\left(\sum_{d\in D} n_{dw}\tilde{p}_{tdw} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right);$$

$$\theta_{td} = \operatorname*{norm}_{t}\left(\sum_{w\in d} n_{dw}\tilde{p}_{tdw} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right).$$

Регуляризатор разреживания распределений $p(t|d,w)$

Гипотеза разреженности распределений $p_{tdw} = p(t|d,w)$:
в документе слово может относиться только к одной теме.

Максимизируем KL-дивергенции между $\hat{p}(t) = \frac{1}{|T|}$ и $p(t|d,w)$:

$$R(\Phi,\Theta) = -\tau \sum_{d\in D}\sum_{w\in d} n_{dw} \frac{1}{|T|} \sum_{t\in T} \ln p_{tdw}.$$

Подставляем, получаем формулу модифицированного E-шага:

$$\tilde{p}_{tdw} = \frac{\phi_{wt}\theta_{td}}{\sum\limits_{s\in T}\phi_{ws}\theta_{sd}}(1+\tau) - \frac{\tau}{|T|}.$$

Эффект:
если $p(t|w) < \frac{1}{|T|}$, то ϕ_{wt} уменьшается;
если $p(t|d) < \frac{1}{|T|}$, то θ_{td} уменьшается.

Регуляризатор сглаживания распределений $p(t|d,w)$ по контексту

Контекст слова w_i — множество слов w_j недалеко от слова w_i
$\hat{p}_{tdi}$ — эмпирическая оценка $p_{tdw_i} = p(t|d,w_i)$ по контексту,

$$\hat{p}_{tdi} = \sum_j K_{ij} p_{tdw_j},$$

где K_{ij} — оценка важности слова w_j в контексте w_i.

Минимизируем KL-дивергенции между $\hat{p}_{tdi}$ и p_{tdw_i}:

$$R(\Phi,\Theta) = \sum_{d\in D} \sum_{i=1}^{n_d} \hat{p}_{tdi} \ln p_{tdw_i}.$$

Подставляем, получаем формулу модифицированного E-шага:

$$\tilde{p}_{tdw} = \frac{\phi_{wt}\theta_{td}}{\sum_{s\in T} \phi_{ws}\theta_{sd}}(1-\tau) + \tau\hat{p}_{tdi}.$$

Выводы

- Для создания систем разведочного информационного поиска нужны многофункциональные тематические модели
- Разработка и комбинирование сложных моделей сильно затруднены в рамках байесовского подхода
- Аддитивная регуляризация тематических моделей (ARTM) радикально упрощает реализацию, понимание, комбинирование, сравнение тематических моделей
- ARTM допускает дальнейшие обобщения: мультимодальные, мультиязычные, иерархические, динамические, гиперграфовые, лингвистические модели.

Направления дальнейших исследований

- научиться строить 50 тысяч хорошо интерпретируемых тем
- научиться автоматически создавать и именовать темы
- соединить лингвистическую регуляризацию и word2vec
- применять гиперграфовые модели к данным соцсетей
- разработать визуальные средства систематизации знаний
- создать систему тематического разведочного поиска

http://bigartm.org
Join BigARTM community!