Вероятностные тематические модели
Лекция 9. Анализ зависимостей

Константин Вячеславович Воронцов
k.v.vorontsov@phystech.edu

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

МФТИ.ФПМИ.ИС.ИАД — ФИЦ ИУ РАН • 2025-11-13

Содержание

Напоминание. Мультимодальная ARTM: постановка задачи

Дано: W^m — словарь термов m-й модальности, $m \in M$,
D — коллекция текстовых документов $d \subset W = \bigsqcup_m W^m$,
n_{dw} — сколько раз терм w встретился в документе d.

Найти: модель $p(w|d) = \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td}$ с параметрами $\underset{W^m \times T}{\Phi_m}$ и $\underset{T \times D}{\Theta}$:
$\phi_{wt} = p(w|t)$ — вероятности терма w в каждой теме t,
$\theta_{td} = p(t|d)$ — вероятности тем t в каждом документе d.

Критерий максимума регуляризованного log-правдоподобия:

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

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

$\Phi = \begin{pmatrix} \Phi_1 \\ \cdots \\ \Phi_M \end{pmatrix}$ — блочная $W \times T$-матрица по всем модальностям.

K.Vorontsov, O.Frei, M.Apishev, P.Romov, M.Suvorova, A.Yanina. Non-Bayesian additive regularization for multimodal topic modeling of large collections. CIKM, 2015.

Напоминание. Мультимодальная ARTM: EM-алгоритм

Максимизация log правдоподобия с регуляризатором R:

$$\sum_{d\in D}\sum_{w\in d}\tilde{n}_{dw}\ln\sum_{t\in T}\phi_{wt}\theta_{td} + R(\Phi,\Theta) \to \max_{\Phi,\Theta};$$

где $\tilde{n}_{dw} = \tau_{m(w)} n_{dw}$, $m(w)$ — модальность терма w.

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

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

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

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.

Напоминание. Пакетный онлайновый EM-алгоритм

Коллекция D разбивается на пакеты D_b, $b = 1, \ldots, B$, которые могут обрабатываться параллельно и/или распределённо.

Вход: коллекция документов D,
параметры $\delta \equiv$ `decay_weight`, $\alpha \equiv$ `apply_weight`;
Выход: матрица Φ;

инициализировать ϕ_{wt} для всех $w \in W$, $t \in T$;
$n_{wt} := 0$, $\tilde{n}_{wt} := 0$ для всех $w \in W$, $t \in T$;
для всех пакетов D_b, $b = 1, \ldots, B$
  $(\tilde{n}_{wt}) := (\tilde{n}_{wt}) + \text{ProcessBatch}(D_b, \Phi)$;
  если пора обновить матрицу Φ **то**
    $n_{wt} := \delta n_{wt} + \alpha \tilde{n}_{wt}$ для всех $w \in W$, $t \in T$;
    $\phi_{wt} := \underset{w \in W^m}{\text{norm}} \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right)$ для всех $m \in M$, $w \in W^m$, $t \in T$;
    $\tilde{n}_{wt} := 0$ для всех $w \in W$, $t \in T$;

Функция **ProcessBatch** обрабатывает пакет документов D_b, не меняя матрицу Φ, и выдаёт счётчики термов в темах $\tilde{n}_{wt}$.

Напоминание. Пакетный онлайновый EM-алгоритм

Функция **ProcessBatch** обрабатывает пакет документов D_b, не меняя матрицу Φ, и выдаёт счётчики термов в темах $\tilde{n}_{wt}$.

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

$\tilde{n}_{wt} := 0$ 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 $w \in W,\ t \in T$;

Тематическая модель классификации (категоризации)

Обучающие данные: C — множество классов (категорий);
$C_d \subseteq C$ — классы, к которым d относится;
$C'_d \subseteq C$ — классы, к которым d не относится.

$p(c|d) = \sum_{t \in T} \phi_{ct}\theta_{td}$ — линейная модель классификации

Правдоподобие вероятностной модели бинарных данных:

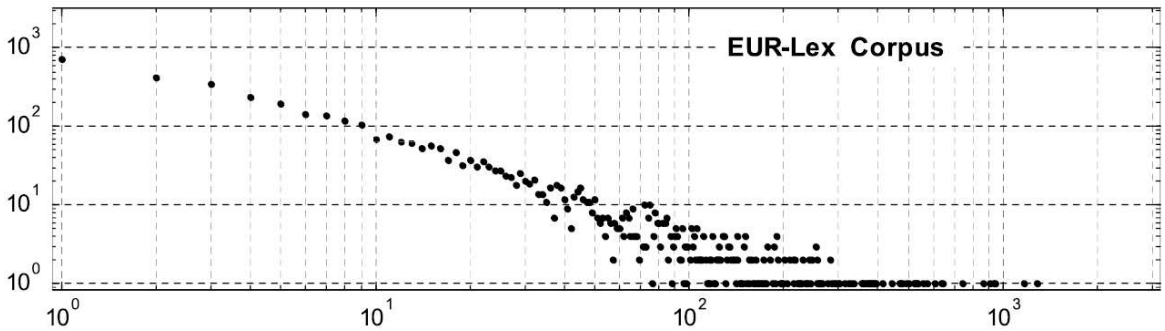
$$R(\Phi, \Theta) = \tau \sum_{d \in D} \sum_{c \in C_d} \ln \sum_{t \in T} \phi_{ct}\theta_{td} + \\ + \tau \sum_{d \in D} \sum_{c \in C'_d} \ln\Big(1 - \sum_{t \in T} \phi_{ct}\theta_{td}\Big) \;\to\; \max$$

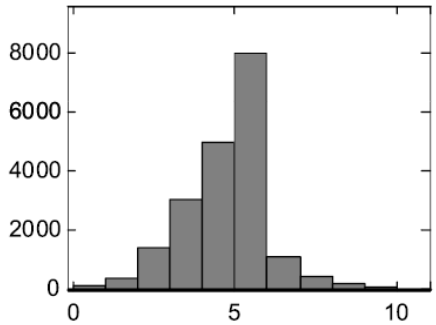
При $C'_d = \varnothing$, $n_{dc} = [c \in C_d]$ это правдоподобие модальности C.

Rubin T. N., Chambers A., Smyth P., Steyvers M. Statistical topic models for multi-label document classification // Machine Learning, 2012, no. 88 (1–2).

Эксперимент. Категоризация коллекции EUR-Lex

- EUR-Lex: $|D| = 19\,800$ документов — законы Евросоюза
- Две модальности: W^1 слова (21K), W^2 категории (3 250)
- Нет данных о не-принадлежности документов категориям
- Категории несбалансированные и пересекающиеся:





- слева: # категорий с заданным # документов в категории
- справа: # документов с заданным # категорий

Rubin T. N., Chambers A., Smyth P., Steyvers M. Statistical topic models for multi-label document classification // Machine Learning, 2012, no. 88 (1–2).

Эксперимент. Категоризация коллекции EUR-Lex

Регуляризаторы:

- Равномерное сглаживание Θ
- Равномерное сглаживание матрицы слова–темы Φ_1
- *Label regularization* для матрицы категории–темы Φ_2:

$$R(\Phi_2) = \tau \sum_{c \in W^2} \hat{p}_c \ln p(c) \to \max,$$

где $p(c) = \sum_{t \in T} \phi_{ct} p(t)$ — распределение на категориях c,

$p(t) = \frac{n_t}{n}$ — распределение на темах,

$\hat{p}_c$ — доля документов категории c в обучающей выборке.

Mann G. S., McCallum A. Simple, robust, scalable semi-supervised learning via expectation regularization // ICML 2007, Pp. 593–600.

Эксперимент. Категоризация коллекции EUR-Lex

DLDA (Dependency LDA) [Rubin 2012] — среди байесовских моделей ближайший аналог ARTM для классификации

Критерии качества [Rubin 2012]:

- AUC-PR (%, ⇑) — Area under precision-recall curve
- AUC (%, ⇑) — Area under ROC curve
- OneErr (%, ⇓) — One error (most ranked label is not relevant)
- IsErr (%, ⇓) — Is error (no perfect classification)

	AUC-PR⇑	AUC⇑	OneErr⇓	IsErr⇓
BigARTM	**52.9**	98.0	**27.1**	**94.2**
DLDA [Rubin 2012]	49.2	**98.2**	32.0	97.2
SVM	43.5	97.5	31.6	98.1

Мурат Апишев. Мультимодальные регуляризованные вероятностные тематические модели. ВКР бакалавра, ВМК МГУ, 2015.

Тематическая модель регрессии

Обучающие данные: $y_d \in \mathbb{R}$ для всех документов $d \in D$.

$E(y|d) = \sum_{t \in T} v_t \theta_{td}$ — линейная модель регрессии, $v \in \mathbb{R}^{|T|}$.

Регуляризатор — среднеквадратичная ошибка (МНК):

$$R(\Theta, v) = -\tau \sum_{d \in D} \left(y_d - \sum_{t \in T} v_t \theta_{td} \right)^2 \to \max$$

Подставляем, получаем формулы M-шага:

$$\theta_{td} = \operatorname*{norm}_t \left(n_{td} + \tau v_t \theta_{td} \left(y_d - \sum_{s \in T} v_s \theta_{sd} \right) \right);$$

$$v = (\Theta \Theta^T)^{-1} \Theta y.$$

Sokolov E., Bogolubsky L. Topic Models Regularization and Initialization for Regression Problems // CIKM-2015 Workshop on Topic Models. ACM, pp. 21–27.

Примеры задач регрессии на текстах

MovieReview [Pang, Lee, 2005]

d — текст отзыва на фильм

y_d — рейтинг фильма (1..5), поставленный автором отзыва

Salary (kaggle.com: *Adzuna Job Salary Prediction*)

d — описание вакансии, предлагаемой работодателем

y_d — годовая зарплата

Yelp (kaggle.com: *Yelp Recruiting Competition*)

d — отзыв (на ресторан, отель, сервис и т.п.)

y_d — число голосов «useful», которые получит отзыв

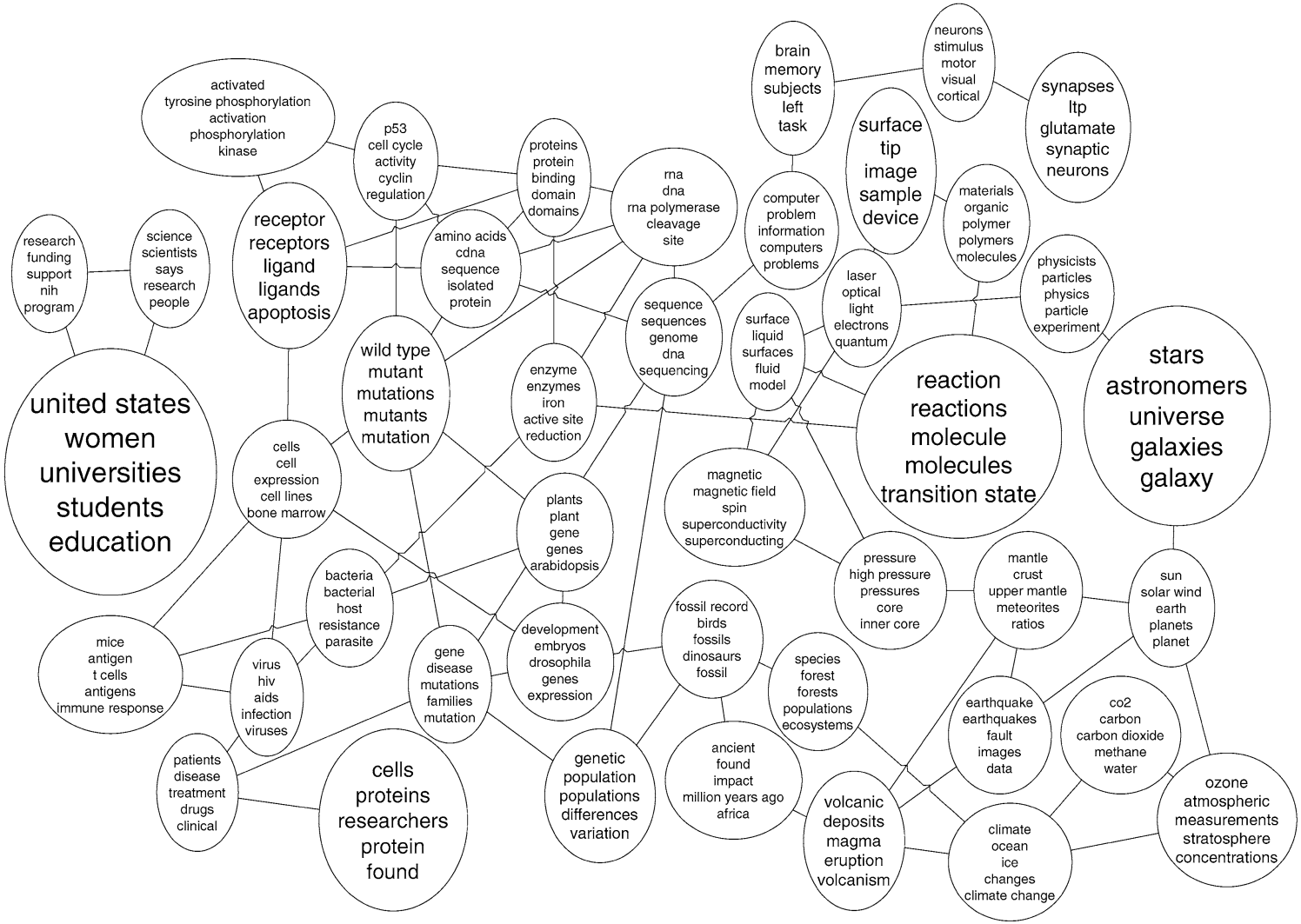
Прогнозирование скачков цен на финансовых рынках

d — текст новости

y_d — изменение цены в последующие 10–60 минут

B. Pang, L. Lee. Seeing stars: Exploiting class relationships for sentiment categorization with respect to rating scales // ACL, 2005.

CTM: модель коррелированных тем



David Blei, John Lafferty. A Correlated Topic Model of SCIENCE, 2007.

Многомерное лог-нормальное распределение

Мотивация. Темы могут коррелировать: «статьи по археологии чаще связаны с историей и геологией, чем с генетикой».

Цели: оценить корреляции, выявить междисциплинарные связи, улучшить распределения $p(t|d)$ с учётом этих связей.

Гипотеза. Вектор-столбцы θ_d порождаются $|T|$-мерным лог-нормальным распределением с ковариационной матрицей S:

$$p(\eta_d|\mu,S) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}|S|^{\frac{1}{2}}}\exp\Big(-\tfrac{1}{2}(\eta_d-\mu)^{\mathsf{T}}S^{-1}(\eta_d-\mu)\Big),$$

где $\eta_d = (\eta_{td})_{t\in T}$ — векторы документов, $\eta_{td} = \ln\theta_{td}$,

μ, S — параметры гауссовского распределения,

$$(\theta_{td}) = \mathrm{SoftMax}(\eta_{td}) = \frac{\exp(\eta_{td})}{\sum_s \exp(\eta_{sd})}.$$

David Blei, John Lafferty. A Correlated Topic Model of SCIENCE, 2007.

Регуляризатор модели коррелированных тем CTM

Максимизация правдоподобия выборки векторов $\eta_d = (\eta_{td})$:

$$\sum_{d \in D} \ln p(\eta_d | \mu, S) \to \max .$$

Регуляризатор с параметрами μ, S:

$$R(\Theta) = -\frac{\tau}{2} \sum_{d \in D} (\eta_d - \mu)^{\mathsf{T}} S^{-1} (\eta_d - \mu) \to \max .$$

Формулы M-шага (S, μ можно обновлять в конце итерации):

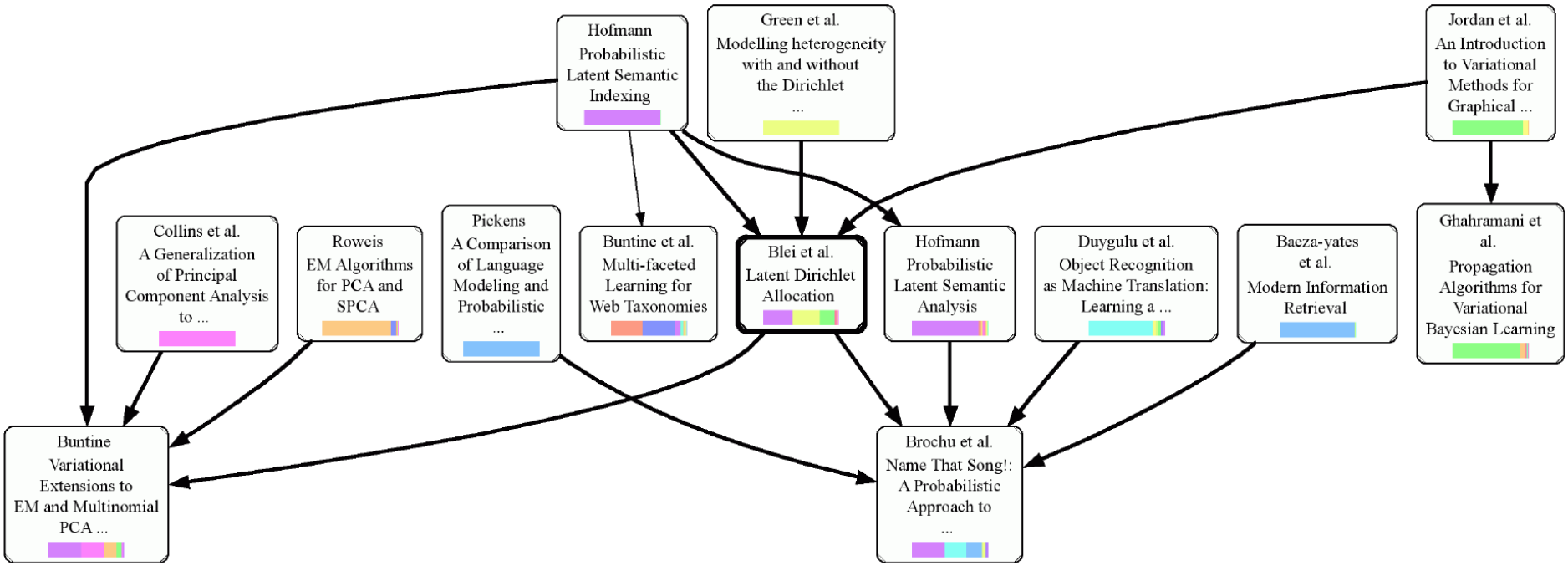
$$\theta_{td} = \operatorname*{norm}_{t \in T} \Big(n_{td} - \tau \sum_{s \in T} S^{-1}_{ts} \big(\ln \theta_{sd} - \mu_s \big) \Big);$$

$$\mu = \frac{1}{|D|} \sum_{d \in D} \ln \theta_d;$$

$$S = \frac{1}{|D|} \sum_{d \in D} \big(\ln \theta_d - \mu \big) \big(\ln \theta_d - \mu \big)^{\mathsf{T}}.$$

Модели, учитывающие цитирования или гиперссылки

- Учёт ссылок уточняет тематическую модель
- Тематическая модель выявляет влиятельные ссылки



Laura Dietz, Steffen Bickel, Tobias Scheffer. Unsupervised prediction of citation influences. ICML-2007.

Регуляризатор Θ для учёта связей между документами

Цель: улучшить темы, используя ссылки или цитирования (если документы ссылаются друг на друга, то их темы близки):

n_{dc} — число ссылок из d на c.

Максимизируем ковариации тематических векторных представлений связанных документов θ_d, θ_c:

$$R(\Theta) = \tau \sum_{d,c \in D} n_{dc} \sum_{t \in T} \theta_{td}\theta_{tc} \to \max.$$

Подставляем, получаем ещё один вариант сглаживания:

$$\theta_{td} = \underset{t}{\text{norm}}\left(n_{td} + \tau\theta_{td} \sum_{c \in D} n_{dc}\theta_{tc}\right).$$

Laura Dietz, Steffen Bickel, Tobias Scheffer. Unsupervised prediction of citation influences. ICML-2007.

Связи как модальность. Регуляризатор Ф

Проблема учёта связей в пакетном EM-алгоритме: связанные документы могут оказаться в разных пакетах.

Документы содержат термы $w \in W^1$ и ссылки $c \in W^2 \subseteq D$
W^2 — модальность документов, на которые есть ссылки

Регуляризатор — log-правдоподобие модальности W^2:

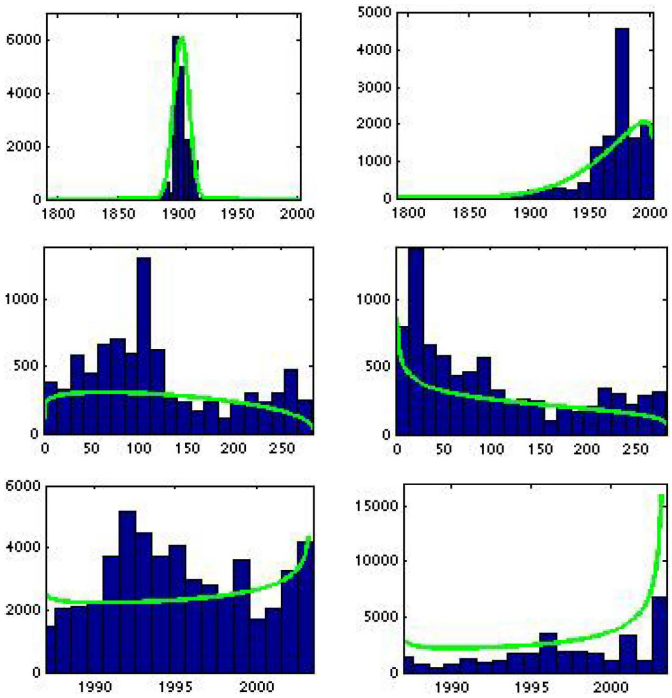
$$R(\Phi_2, \Theta) = \tau \sum_{d \in D} \sum_{c \in W^2} n_{dc} \ln \sum_{t \in T} \phi_{ct} \theta_{td} \to \max .$$

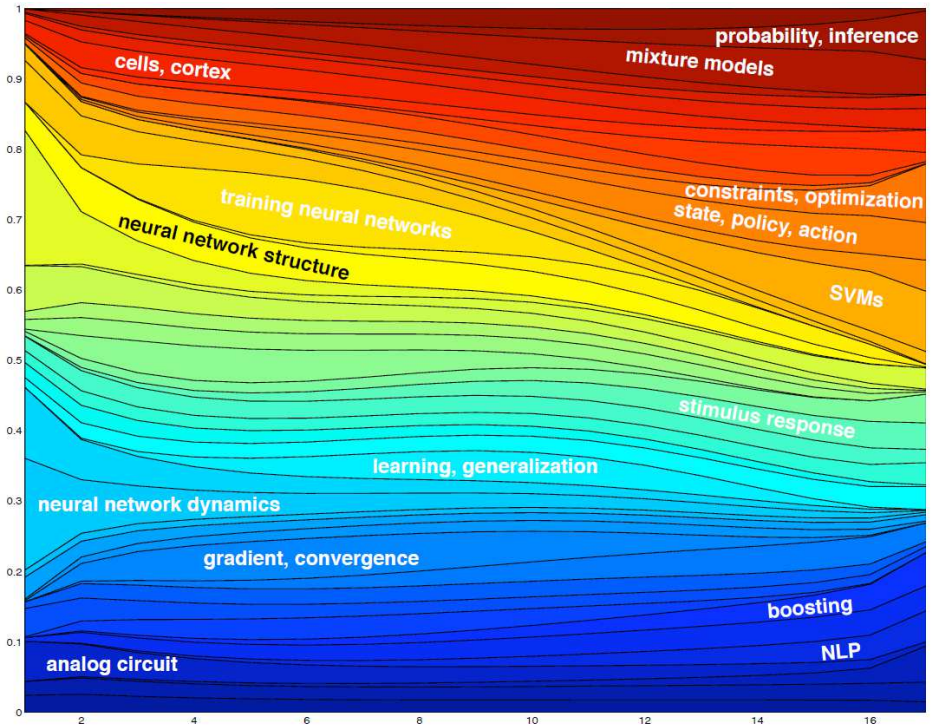
Другой вариант — сумма ковариационных регуляризаторов:

$$R(\Phi_2, \Theta) = \tau \sum_{d,c} n_{dc} \sum_{t \in T} \phi_{ct} \theta_{td} \to \max .$$

Модель TOT (Topics over Time)

1. Каждая тема имеет непрерывное β-распределение во времени
2. Каждое слово имеет метку времени





Xuerui Wang, Andrew McCallum. Topics over Time: A Non-Markov Continuous-Time Model of Topical Trends. ACM SIGKDD-2006

Темпоральные тематические модели

Неадекватность TOT очевидна даже по картинкам из статьи!

Наш подход. Предположения:

- Время дискретно, $i \in I$ — интервалы времени
- Как и в TOT, темы $p(w|t)$ не меняются во времени
- Метки времени приписываются документам, а не словам
- *Перманентные* темы имеют медленно меняющиеся $p(i|t)$
- *Событийные* темы имеют $p(i|t) = 0$ почти всё время
- Параметрические модели $p(i|t)$ не используются

Цели моделирования:

- Выделить событийные и перманентные темы
- Детектировать события (fist story / event detection)
- Проследить динамику развития тем во времени
- Выделить тренды (в новостях, в научных публикациях)

Регуляризаторы Θ для темпоральных тематических моделей

I — интервалы времени (например, годы публикаций),
$D_i \subset D$ — все документы, относящиеся к интервалу $i \in I$.
$n_i = \sum_{d \in D_i} n_d$ — доля коллекции, относящаяся к интервалу i.

1. Разреживание $p(t|i) = \sum_{d \in D_i} \theta_{td} \frac{n_d}{n_i}$ в каждом интервале i:

$$R_{\text{разр}}(\Theta) = \tau_{\text{разр}} \sum_{i \in I} \text{KL}\left(\tfrac{1}{|T|} \| p(t|i)\right) \to \max.$$

2. Сглаживание $p(i|t) = \sum_{d \in D_i} \theta_{td} \frac{n_d}{n_t}$ в соседних интервалах i, $i-1$:

$$R_{\text{сгл}}(\Theta) = -\tau_{\text{сгл}} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \left| p(i|t) - p(i-1|t) \right| \to \max.$$

Seung-Jean Kim, Kwangmoo Koh, Stephen Boyd, Dimitry Gorinevsky. L1 trend filtering. SIAM review, 2009.

Время как модальность. Регуляризаторы Ф

Проблема регуляризатора Θ в пакетном EM-алгоритме: соседние по времени документы могут попасть в разные пакеты.

Документы содержат слова $w \in W^1$ и время $i \in W^2 = I$
W^2 — модальность интервалов времени (time stamps)

1. Разреживание $p(t|i)$ эквивалентно разреживанию $p(i|t) = \phi_{it}$:

$$R_{\text{разр}}(\Phi_2) = -\tau_{\text{разр}} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \ln \phi_{it} \to \max$$

2. Сглаживание $p(i|t) = \phi_{it}$ в соседних интервалах i, $i-1$:

$$R_{\text{сгл}}(\Phi_2) = -\tau_{\text{сгл}} \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \left|\phi_{it} - \phi_{i-1,t}\right| \to \max$$

Мультимодальная ARTM с суммой L_1-регуляризаторов

Максимизация суммы log-правдоподобий с регуляризацией:

$$\sum_{m,d,w} \tau_m n_{dw} \ln \sum_{t\in T} \phi_{wt}\theta_{td} + R(\Phi,\Theta) - \sum_{j\in J} \lambda_j \left|R_j(\Phi,\Theta)\right| \to \max_{\Phi,\Theta}$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

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

M-шаг:
$$\begin{cases} \phi_{wt} = \underset{w\in W^m}{\text{norm}}\left(n_{wt} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} - \phi_{wt}\sum_{j\in J}\lambda_j \operatorname{sign}(R_j)\frac{\partial R_j}{\partial \phi_{wt}}\right) \\ \theta_{td} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(n_{td} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} - \theta_{td}\sum_{j\in J}\lambda_j \operatorname{sign}(R_j)\frac{\partial R_j}{\partial \theta_{td}}\right); \end{cases}$$

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

Сглаживающий L_1-регуляризатор временного ряда

подходит для интерполяции разрывных временных рядов, т.к.

- не штрафует модель за резкие скачки,
- не сглаживает $p(i|t)$ в момент i появления новой темы,
- в отличие от сглаживающего L_2-регуляризатора

Формула M-шага для модальности времени с $R_{\text{сгл}}(\Phi)$:

$$\phi_{it} = \underset{i \in I}{\text{norm}}\Big(n_{it} - \tau_{\text{сгл}}\phi_{it}\big(\text{sign}(\phi_{it} - \phi_{i-1,t}) + \text{sign}(\phi_{it} - \phi_{i+1,t})\big)\Big)$$

- если ϕ_{it} выше соседних $\phi_{i\pm1,t}$, то ϕ_{it} уменьшается
- если ϕ_{it} ниже соседних $\phi_{i\pm1,t}$, то ϕ_{it} увеличивается
- если ϕ_{it} попадает между ними, то ϕ_{it} не изменяется

Seung-Jean Kim, Kwangmoo Koh, Stephen Boyd, Dimitry Gorinevsky.
L1 trend filtering. SIAM review, 2009.

Задача анализа потока пресс-релизов

Коллекция официальных пресс-релизов внешнеполитических ведомств ряда стран на английском языке.
Более 20 тыс. сообщений за 10 лет, 180Мб текста.

Цели исследования:

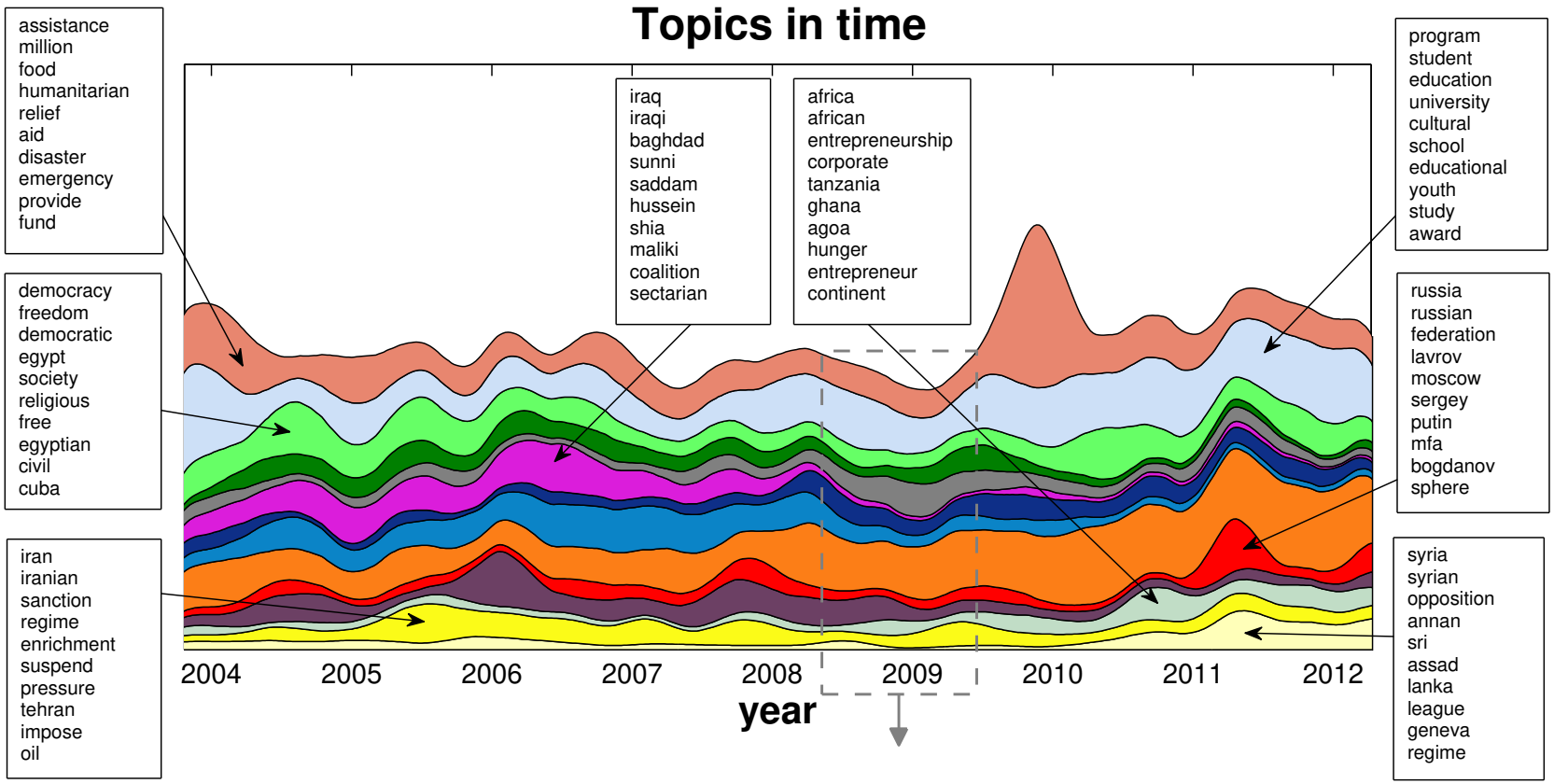
- какие темы общие, какие специфичны для источников?
- какие темы событийные, какие перманентные?
- какие темы и когда коррелируют с заданной темой?

Модальности и регуляризаторы:

- две модальности: источники, интервалы времени
- разреживание, сглаживание, декоррелирование
- сглаживание тем во времени

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

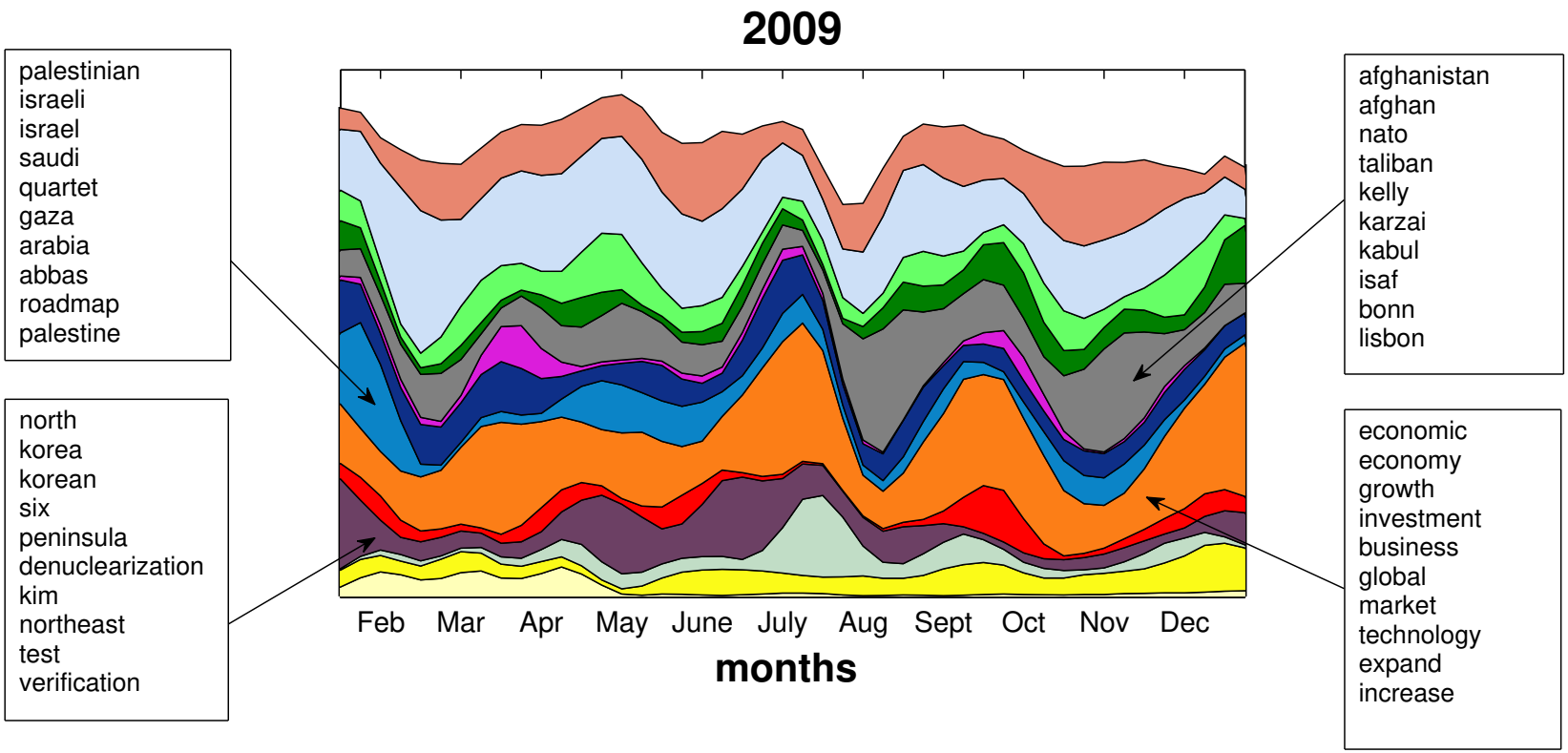
Динамика тем во времени



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

Динамика тем во времени

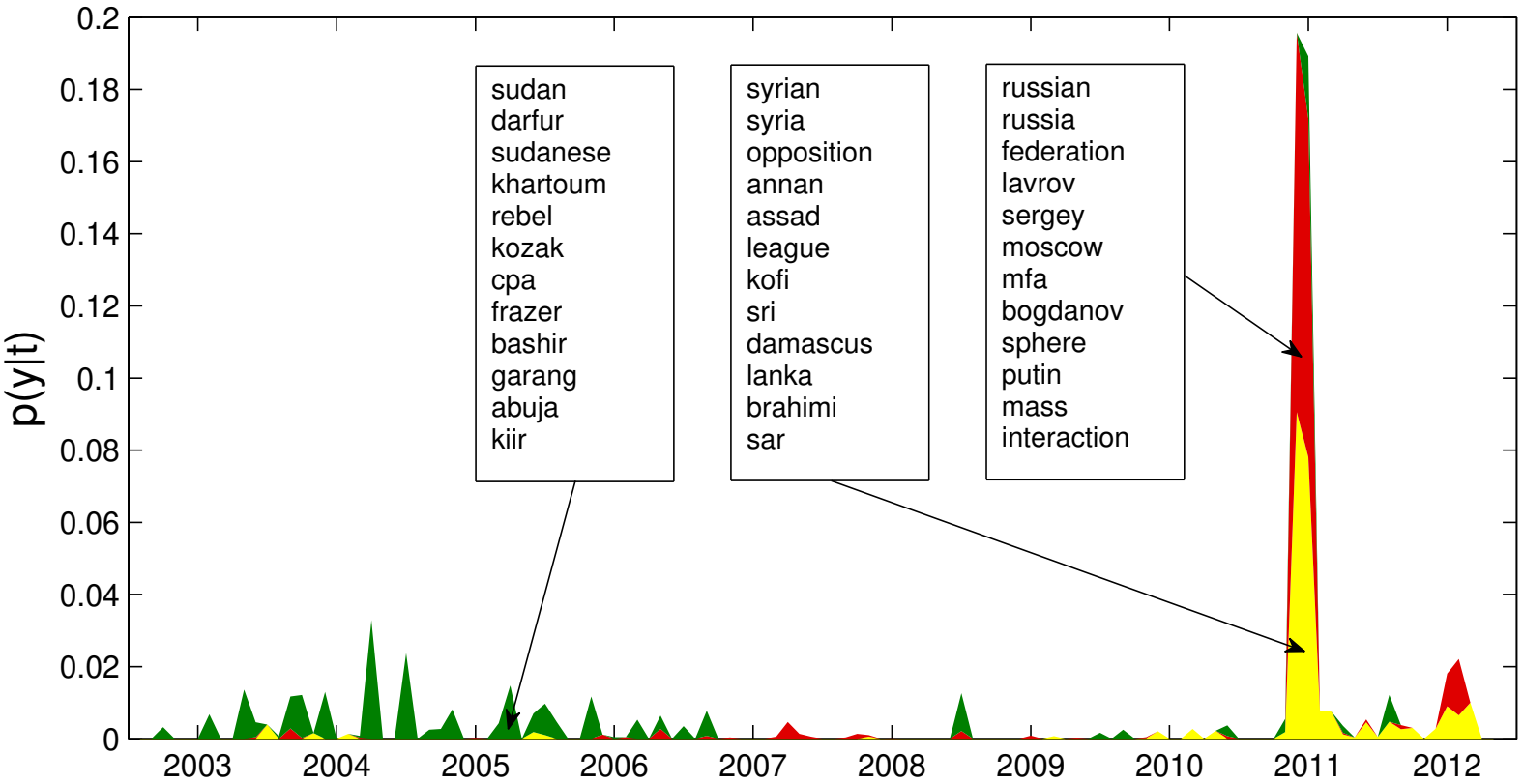
Укрупнение масштаба времени



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

Динамика тем во времени

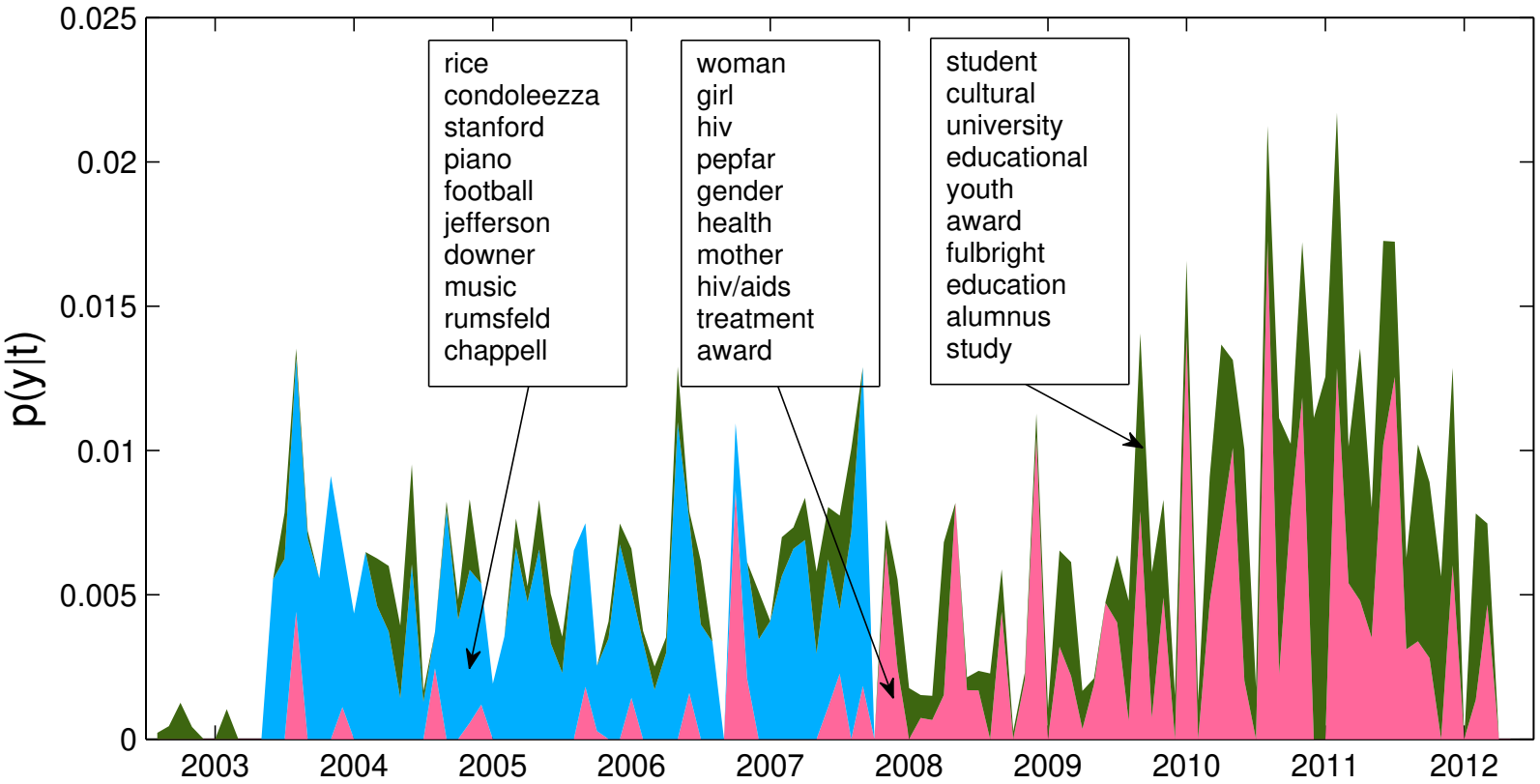
Пример: событийные темы и момент их совместного всплеска



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

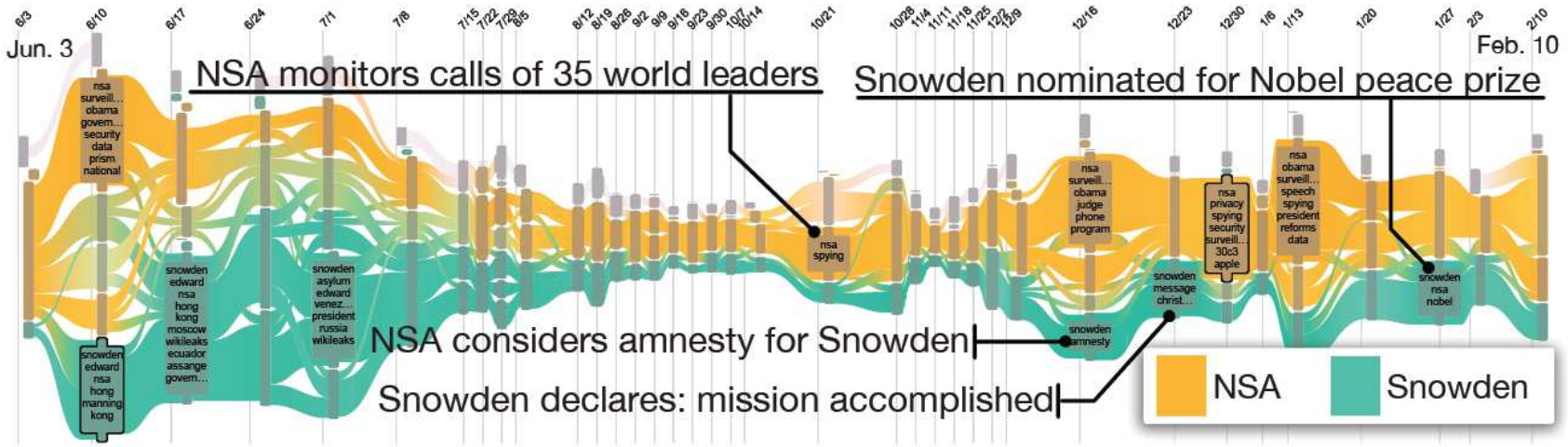
Динамика тем во времени

Примеры перманентных тем (сглаживание отключено)



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

Динамика тем: эволюция предметной области



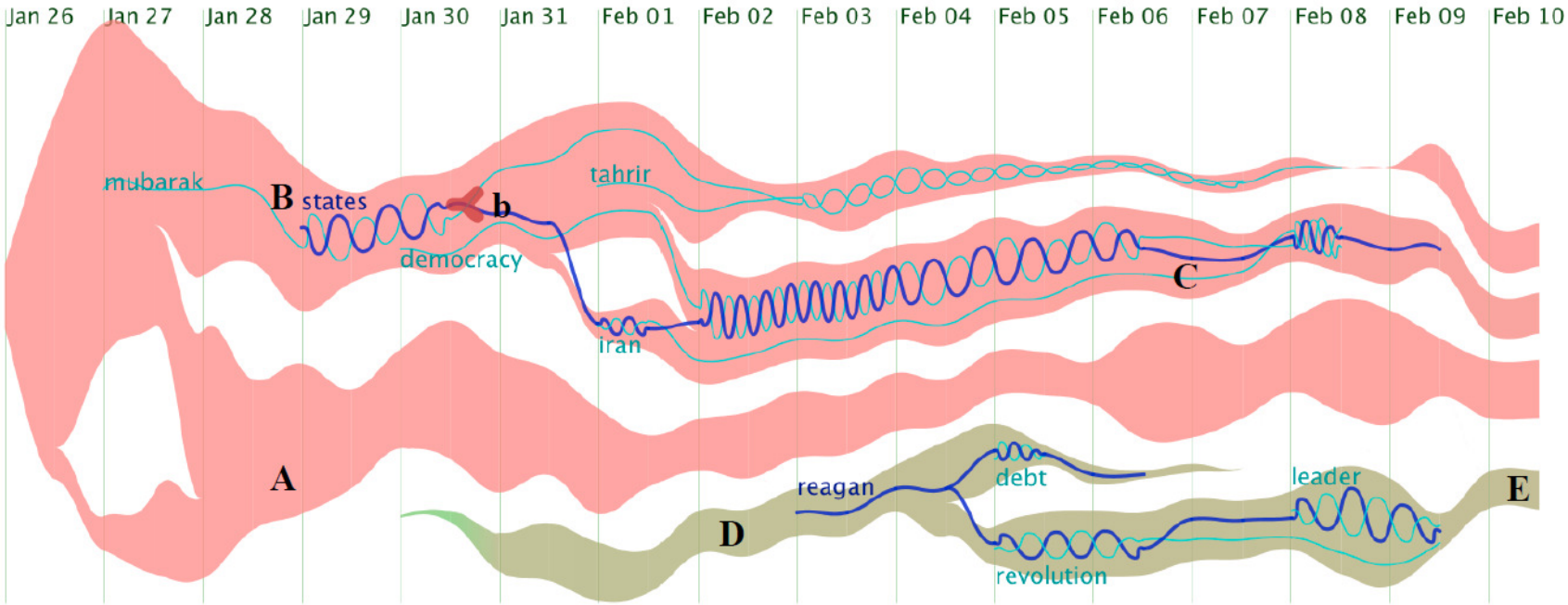
Эволюция выбранных тем иерархии. Данные Prism (2013/06/03–2014/02/09)

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.

Пример динамической модели

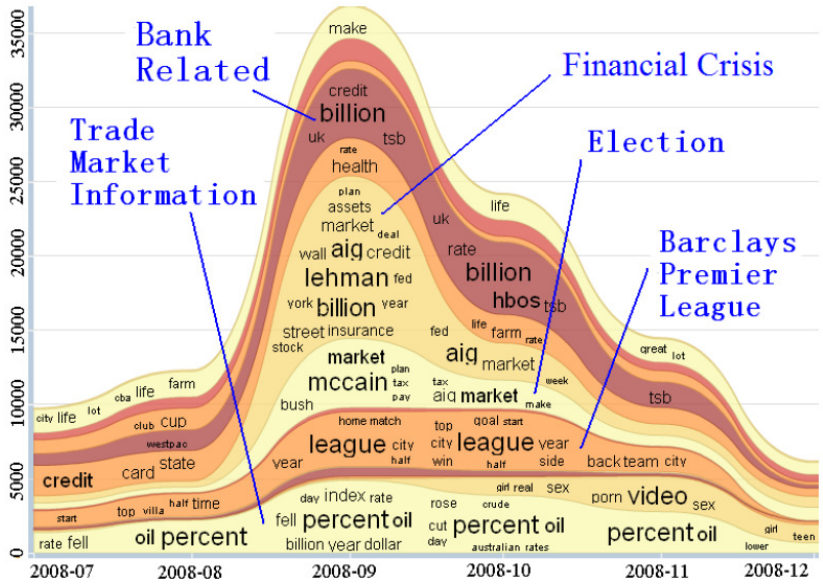


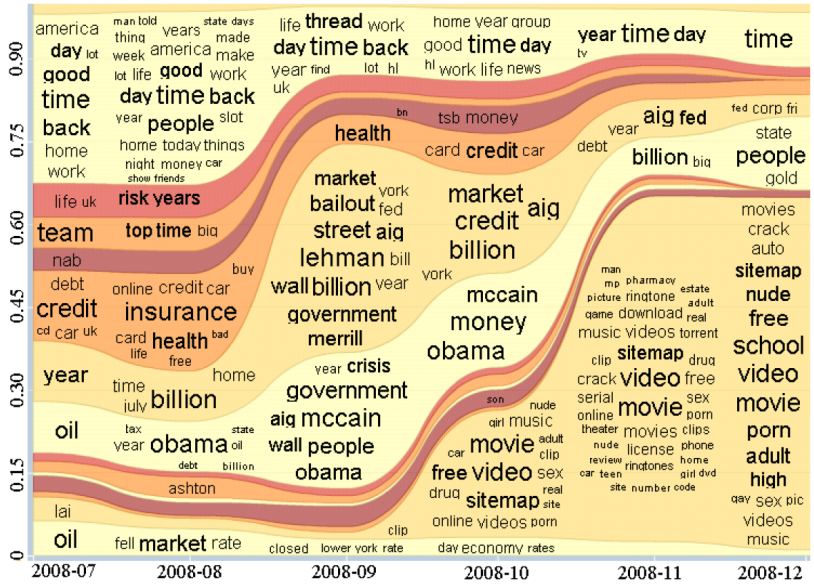
Выявляются и отображаются:

- моменты разделения и слияния тем
- критические события; подтемы или нити повествования
- корреляции между частотами ключевых слов

Weiwei Cui, Shixia Liu, Li Tan, Conglei Shi, Yangqiu Song, Zekai J. Gao, Xin Tong, Huamin Qu. TextFlow: Towards better understanding of evolving topics in text. 2011.

Ещё пример динамической модели





Выявляются и отображаются:

- динамика тем по новостным источникам
- «облака слов» по их значимости в динамике

Jianwen Zhang, Yangqiu Song, Changshui Zhang, Shixia Liu. Evolutionary hierarchical Dirichlet processes for multiple correlated time-varying corpora. 2010.

Гео-пространственные модели

Данные: $\ell_d = (x_d, y_d)$ — геолокация (GPS) документа d

Цели исследования:

- какие темы общие, какие специфичны для регионов?
- есть ли похожие темы в разных регионах?

Регуляризатор:

$$R(\Theta) = -\frac{\tau}{2} \sum_{(c,d)} w_{cd} \sum_{t \in T} (\theta_{td} - \theta_{tc})^2 \to \max,$$

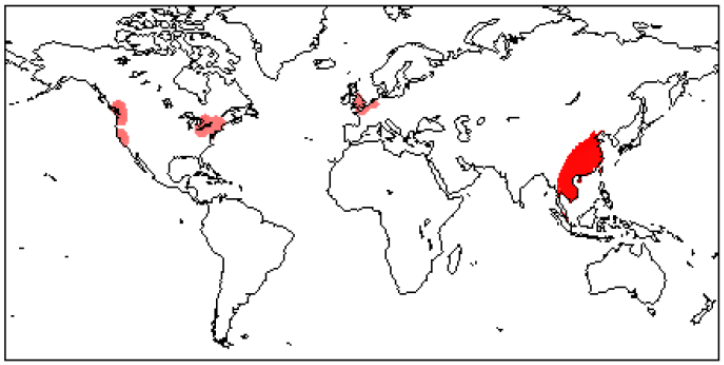
w_{cd} — вес пары (c, d), близость геолокаций (x_c, y_c) и (x_d, y_d):

$w_{cd} = K\big(\rho(\ell_c, \ell_d)\big)$, $K(\rho)$ — убывающая функция расстояния

Zhijun Yin, Liangliang Cao, Jiawei Han, Chengxiang Zhai, Thomas Huang. Geographical Topic Discovery and Comparison. WWW 2011.

Пример: Food dataset

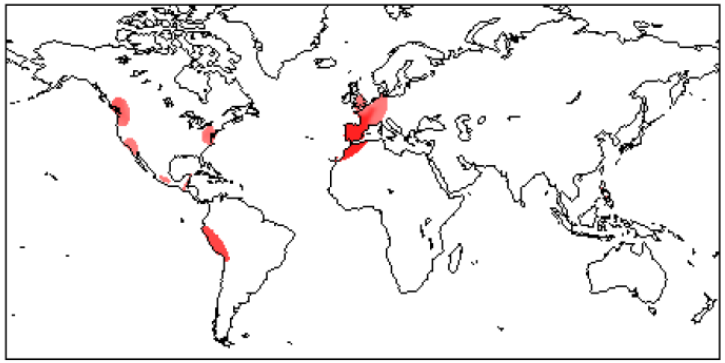
Где и что едят пользователи Flickr?



Chinese Food

Japanese Food

French Food



Spanish Food

Zhijun Yin, Liangliang Cao, Jiawei Han, Chengxiang Zhai, Thomas Huang. Geographical Topic Discovery and Comparison. WWW 2011.

Задача выявления тематических сообществ

Граф $\langle V, E \rangle$, вершины v — подмножества $D_v \subset D$, например:
D_v — отдельный документ $v \equiv d$
D_v — все статьи одного автора v
D_v — все посты из одной геолокации v

Тематика вершины:

$$p(t|v) = \sum_{d \in D_v} p(t|d)p(d|v) = \frac{1}{|D_v|} \sum_{d \in D_v} \theta_{td}$$

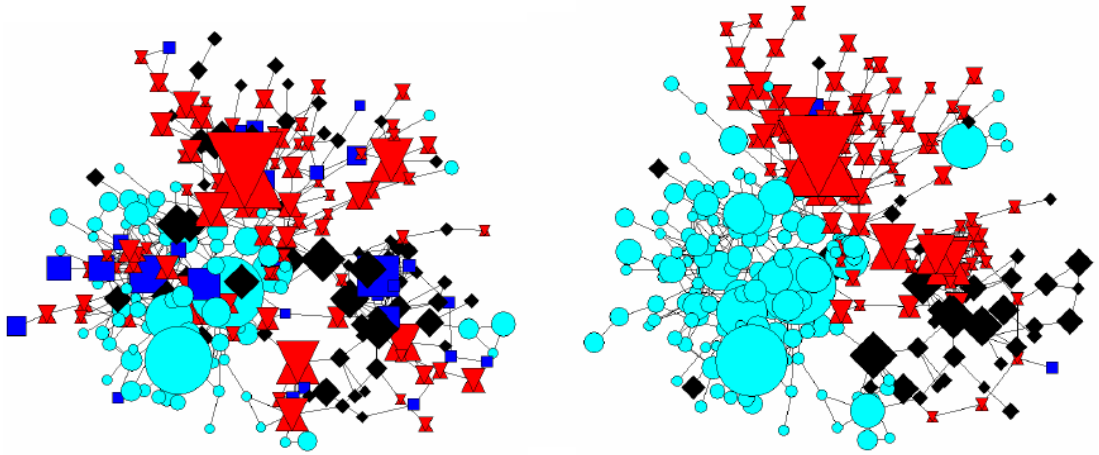
Регуляризатор NetPLSA, при заданных весах рёбер w_{uv}:

$$R(\Theta) = -\frac{\tau}{2} \sum_{(u,v) \in E} w_{uv} \sum_{t \in T} \big(p(t|v) - p(t|u)\big)^2 \to \max_{\Theta}$$

Qiaozhu Mei, Deng Cai, Duo Zhang, ChengXiang Zhai. Topic Modeling with Network Regularization. WWW-2008.

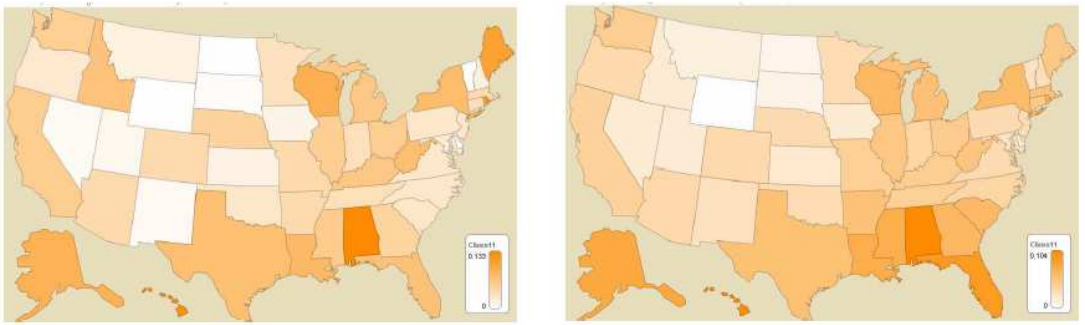
Примеры тематических сообществ

D_v — все статьи автора v на четырёх конференциях:



PLSA NetPLSA

D_v — все посты из штата v про ураган Катрина:



With PLSA With NetPLSA

От NetPLSA к модальности вершин графа

Проблема регуляризатора Θ в пакетном EM-алгоритме: связанные документы могут попасть в разные пакеты.

$W^2 = V$ — модальность вершин графа $\langle V, E \rangle$.
В каждый документ $d \in D_v$ добавляется терм-вершина v.

Тематика вершины:

$$p(t|v) = p(v|t)\frac{p(t)}{p(v)} = \phi_{vt}\frac{n_t}{n_v}$$

Регуляризатор NetPLSA, при заданных весах рёбер w_{uv}:

$$R(\Phi_2) = -\frac{\tau}{2}\sum_{(u,v)\in E} w_{uv}\sum_{t\in T} n_t^2\left(\frac{\phi_{vt}}{n_v} - \frac{\phi_{ut}}{n_u}\right)^2 \to \max_{\Phi}$$

Виктор Булатов. Использование графовой структуры в тематическом моделировании // Магистерская диссертация, ФИВТ МФТИ, 2016.

Направленные связи

Проблема: квадратичный регуляризатор NetPLSA игнорирует направленность связей $u \to v$.

Предположение: направление связи $u \to v$ означает, что распределение $p(t|v)$ «подчиняется» распределению $p(t|u)$, т. е. тематика вершины u шире, чем тематика вершины v.

Модель iTopicModel. Вместо квадратичного регуляризатора минимизируется дивергенция $\mathrm{KL}\big(p(t|v) \,\big\|\, p(t|u)\big)$:

$$R(\Theta \text{ или } \Phi_2) = \frac{\tau}{2} \sum_{(u,v)\in E} w_{uv} \sum_{t\in T} p(t|v) \ln p(t|u) \to \max,$$

причём $p(t|v)$ можно выразить и через Θ, и через Φ_2.

Yizhou Sun, Jiawei Han, Jing Gao, Yintao Yu. iTopicModel: Information Network-Integrated Topic Modeling. 2009.

Создатель или распространитель контента?

Документ $a \in D$ — все твиты, созданные пользователем a

Документ $b \in D$ — все ретвиты пользователя b

n_a — число сообщений пользователя a

r_b — число ретвитов пользователя b

r_{ab} — сколько раз b сделал ретвит сообщения пользователя a

$\theta_{ta} = p(t|a)$ — тематика a в роли создателя контента

$\theta'_{tb} = p'(t|b)$ — тематика b в роли распространителя контента

Предположения:

- если b ретвитит a, то тематики θ_{ta} и θ'_{tb} близки
- если c ретвитит a и b, то тематики θ_{ta} и θ_{tb} близки
- если a и b ретвитят c, то тематики θ'_{ta} и θ'_{tb} близки

Wayne Xin Zhao, Jinpeng Wang, Yulan He, Jian-Yun Nie, Xiaoming Li. Originator or Propagator? Incorporating Social Role Theory into Topic Models for Twitter Content Analysis. CIKM 2013.

Создатель или распространитель контента?

Меры близости пар пользователей a и b:

$\text{sim}_1(a,b) = \frac{r_{ab}}{n_a + r_b - r_{ab}}$ — как непосредственно взаимодействующих

$\text{sim}_2(a,b) = \frac{\sum_c r_{ac}\, r_{bc}}{\left(\sum_c r_{ac}^2\right)^{1/2}\left(\sum_c r_{bc}^2\right)^{1/2}}$ — как создателей контента

$\text{sim}_3(a,b) = \frac{\sum_c r_{ca}\, r_{cb}}{\left(\sum_c r_{ca}^2\right)^{1/2}\left(\sum_c r_{cb}^2\right)^{1/2}}$ — как распространителей контента

Регуляризаторы:

$$R_1(\Theta) = \tau_1 \sum_{(a,b)} \text{sim}_1(a,b) \sum_{t\in T} \left(\theta_{ta} - \theta'_{tb}\right)^2 \to \max;$$

$$R_2(\Theta) = \tau_2 \sum_{(a,b)} \text{sim}_2(a,b) \sum_{t\in T} \left(\theta_{ta} - \theta_{tb}\right)^2 \to \max;$$

$$R_3(\Theta) = \tau_3 \sum_{(a,b)} \text{sim}_3(a,b) \sum_{t\in T} \left(\theta'_{ta} - \theta'_{tb}\right)^2 \to \max;$$

Переход к модальностям создателей и распространителей

Проблема регуляризатора Θ в пакетном EM-алгоритме: связанные пользователи могут попасть в разные пакеты.

Документ $d \in D$ — отдельный твит, содержащий:
$a_d \in A$ — один терм модальности Φ_A создателя,
$b \in B_d \subset B$ — термы модальности Φ_B распространителей,
$A \equiv B$ — множество всех пользователей социальной сети.

Регуляризаторы над $p(t|a) = \phi^A_{at} \frac{n_a}{n_t}$ и $p(t|b) = \phi^B_{bt} \frac{n_b}{n_t}$:

$$R_1(\Phi) = \tau_1 \sum_{(a,b)} \text{sim}_1(a,b) \sum_{t \in T} \left(\phi^A_{at} \frac{n_a}{n_t} - \phi^B_{bt} \frac{n_b}{n_t}\right)^2 \to \max;$$

$$R_2(\Phi) = \tau_2 \sum_{(a,b)} \text{sim}_2(a,b) \sum_{t \in T} \left(\phi^A_{at} \frac{n_a}{n_t} - \phi^A_{bt} \frac{n_b}{n_t}\right)^2 \to \max;$$

$$R_3(\Phi) = \tau_3 \sum_{(a,b)} \text{sim}_3(a,b) \sum_{t \in T} \left(\phi^B_{at} \frac{n_a}{n_t} - \phi^B_{bt} \frac{n_b}{n_t}\right)^2 \to \max;$$

Резюме

- Регуляризаторы позволяют нацелить тематическую модель на классификацию, регрессию, выявление связей
- Связи могут быть различными:
  — между темами
  — между документами
  — между токенами одной модальности
  — между токенами разных модальностей
- Классы, категории, время, геотеги можно представлять модальностями, а данные о связях — частотами или индикаторами токенов этих модальностей
- Регуляризаторы Θ, не удобные в пакетном алгоритме, можно превращать в регуляризаторы Φ

Задания по курсу

Задача-минимум: научиться решать задачи NLP
с использованием тематического моделирования в BigARTM

Задача-максимум: сделать полезное мини-исследование

виды деятельности	оценка
теоретические задания	$\sum_i X_i$
решение прикладной задачи	$5X$
обзор по последним NeuralTM	$5X$
интеграция ARTM в pyTorch	$5X$
участие в одном из проектов	$10X$
работа над открытой проблемой	$10X$

где X — оценка за вид деятельности по 5-балльной шкале.
score — суммарная оценка по всем видам деятельности.

Итоговая оценка: $\min\big(10, \lfloor \text{score}/5 \rfloor\big)$ по 10-балльной шкале.

Теоретическое задание к лекции 1

Упражнения на принцип максимума правдоподобия:

1. Униграммная модель документов: $p(w|d) = \xi_{dw}$
Найти параметры модели ξ_{dw}.

2. Униграммная модель коллекции: $p(w|d) = \xi_w$ для всех d
Найти параметры модели ξ_w.

Подсказка: применить условия KKT или основную лемму.

3. Творческое задание (возможны разные решения)
Предложите модель, определяющую роли слов в текстах:
— тематические слова
— специфичные слова документа (шум)
— слова общей лексики (фон)

Подсказка 1: искать распределение ролей слов $p(r|w)$, $r \in \{\text{т}, \text{ш}, \text{ф}\}$.
Подсказка 2: можно разреживать $p(r|w)$ для жёсткого определения ролей.
Подсказка 3: можно использовать документную частоту слов.

Теоретическое задание к лекции 2

4. Запишите критерий логарифма правдоподобия с регуляризацией для тематической модели $p(w|d) = \sum_t \phi_{wt}\theta_{td}$, используя исходные данные $(d_i, w_i)_{i=1}^n$ вместо счётчиков n_{dw}. Выведете из него EM-алгоритм, докажите его эквивалентность обычному EM-алгоритму для ARTM.

5. Запишите критерий логарифма правдоподобия для локализованной тематической модели $p(w|C_i) = \sum_t \phi_{wt} p(t|C_i)$. Выведете из него EM-алгоритм с локализованным E-шагом.

Какие приближения пришлось сделать в процессе вывода? Какие переменные удобнее оставить в модели, ϕ_{wt} или ϕ'_{tw}?

6. Творческое задание (возможны разные решения) Предложите «какую-нибудь разумную» параметризацию для тематической модели внимания. Используя «основную лемму», получите уравнения для новых параметров модели.

Исследовательское задание к лекции 2

Открытая проблема. Продолжить исследование Ильи Ирхина:

- Освоить код: https://github.com/ilirhin/python_artm
- Реализовать локализованный E-шаг

Исследовать зависимость метрик качества от параметров (перплексия, разреженность, различность, когерентность):

- L — число проходов
- $\vec{\gamma}_i$, $\overleftarrow{\gamma}_i$ — длина скользящего среднего
- $\vec{\gamma}_i$, $\overleftarrow{\gamma}_i$ — асимметричность левого и правого контекста
- $\vec{\gamma}_i$, $\overleftarrow{\gamma}_i$ — учёт границ предложений, абзацев, глав
- β — баланса левого и правого контекста
- α, δ — параметры онлайнового EM-алгоритма
- опция «подставлять p_{ti}/n_t вместо $\phi_{w_i t}$ на E-шаге»
- опция «исключать p_{ti} позиции i из контекстов $\vec{\theta}_{ti}$, $\overleftarrow{\theta}_{ti}$»

Теоретическое задание к лекции 3

7. Выведете формулы EM-алгоритма в случае, когда логарифм в функции потерь заменяется гладкой монотонно возрастающей функцией ℓ:

$$\sum_{d\in D}\sum_{w\in d} n_{dw}\ell\left(\sum_{t\in T}\phi_{wt}\theta_{td}\right) + R(\Phi,\Theta) \;\to\; \max_{\Phi,\Theta}$$

Подумайте, какие замены логарифма полезны, и почему.

8. Замените ln гладкой монотонно возрастающей функцией μ в регуляризаторе сглаживания–разреживания (модель LDA):

$$R(\Phi,\Theta) = \sum_{t\in T}\sum_{w\in W}\beta_w\mu(\phi_{wt}) + \sum_{d\in D}\sum_{t\in T}\alpha_t\mu(\theta_{td}).$$

Как изменится M-шаг и воздействие регуляризатора на модель?

9. Какому регуляризатору соответствует формула M-шага

$$\phi_{wt} = \operatorname*{norm}_w\big(n_{wt}[n_{wt} > \gamma n_t]\big)$$

Теоретическое задание к лекции 3

Аналитик построил тематическую модель Φ^0, Θ^0
и отметил среди столбцов матрицы Φ^0 темы двух типов:
удачные $T_+ \subset T$ и неудачные $T_- \subset T$.

Теперь он хочет построить модель ещё раз так, чтобы

- удачные темы остались в матрице Φ;
- остальные темы построились по-другому и были не похожи на каждую из неудачных тем $t \in T_-$.

10. Предложите регуляризаторы для этого.

11. Не получится ли так, что новые темы будут отдаляться от суммы неудачных тем $\sum_{t \in T_-} \phi^0_{wt}$ вместо того, чтобы отдаляться от каждой из неудачных тем по отдельности? Почему это плохо и как этого избежать?

12. Предложите способ инициализации Φ для новой модели.

Исследовательские задания к лекции 4

- Проблема несбалансированности тем
  - генераторы синтетических несбалансированных коллекций
  - модели локального контекста лишены этой проблемы?
  - регуляризаторы декоррелирования + семантической однородности
- Семейство средневзвешенных статистик
  - генераторы синтетических коллекций, удовлетворяющих гипотезе условной независимости
  - как (и нужно ли) определять пороги для построения статистических тестов условной независимости?
  - как ослабить проверку гипотезы условной независимости в модели локального контекста?
  - как перестраивать несогласованные темы?
- Критерий внутритекстовой когерентности
  - найти лучший вариант критерия с помощью калибровки по размеченным тематическим цепочкам
  - вычисление критерия должно естественным образом встраиваться в модель локального контекста

Теоретическое задание к лекции 5

13. Для иерархической тематической модели с рег. $R(\Phi, \Psi)$ предложите способ разреживания матрицы связей $\Psi = \big(p(s|t)\big)$, гарантирующий, что
1) у каждой родительской темы будет хотя бы одна дочерняя;
2) у каждой дочерней темы будет хотя бы одна родительская.

Подсказка: можно придумывать критерий регуляризации, а можно — формулу М-шага для матрицы Ψ.

14. Предложите способ гарантировать, что если родительская тема t получает только одну дочернюю s, то она переходит в неё целиком и как распределение: $p(w|s) = p(w|t)$, то есть тема t на данном уровне не расщепляется на подтемы.

15. Предложите способ согласования вероятностных смесей $p(w|t) \approx \sum_{s \in S} p(w|s)p(s|t)$ и $p(t|d) \approx \sum_{s \in S} p(t|s)p(s|d)$ с учётом тождества $p(s|t)p(t) = p(t|s)p(s)$.

Исследовательское задание к лекции 5

Участие в проекте «Мастерская знаний»

Дано:

- подборки, сгенерированные SciRus по одной статье
- асессорская разметка статей подборки по релевантности
- несколько вариантов токенизации
  — в том числе с автоматическим выделением терминов

Найти:

- тематическую модель
- модель ранжирования подборки по релевантности
- оптимальные: токенизацию, число тем, регуляризаторы
- распределение терминов по тематичности

Критерий:

- качество ранжирования
- (визуально) интерпретируемость тем
  — в том числе автоматического именования тем

Теоретическое задание к лекции 9

16. Выведите EM-алгоритм для тематической модели битермов (Biterm Topic Model) из предыдущей лекции.

17. Выведите EM-алгоритм для тематической модели с гладким регуляризатором $R(\Phi, \Theta)$ и суммой L_1-регуляризаторов

$$\sum_{d,w} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td} + R(\Phi, \Theta) - \sum_{j \in J} \lambda_j \big| R_j(\Phi, \Theta) \big|.$$

Подсказка: ввести дополнительные неотрицательные переменные, чтобы избавиться от негладкой функции модуля, затем применить условия Каруша–Куна–Таккера.

18. Запишите формулы M-шага для частного случая — L_1-сглаживания $p(i|t) = \phi_{it}$ в соседних интервалах i, $i-1$:

$$R_{\text{сгл}}(\Phi) = -\tau \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \big| \phi_{it} - \phi_{i-1,t} \big| \to \max.$$

Примеры датасетов для практических заданий по курсу

- Открытые датасеты (английский): 20 newsgroups, NIPS, KOS
- Научные статьи: eLibrary, Semantic Scholar, arXiv, PubMed
- Научно-популярные статьи: ПостНаука, Элементы, Хабр,...
- TechCrunch (английский)
- Данные социальных сетей: VK, Twitter, Telegram,...
- Википедия
- Новостной поток (20 источников на русском языке)
- Данные кадровых агентств: резюме + вакансии
- Транзакции клиентов Sberbank DSD 2016
- Акты арбитражных судов РФ

---

http://bigartm.org
http://drive.google.com/drive/folders/1PPnw6aZOJAJoLRYuwdGm437RssV-XQx0

Проекты

- «Мастерская знаний» для научного поиска
  — пользователь строит тематические подборки статей,
  — поисковая выдача формируется моделью SciRus.
  — задача: показать пользователю тематику подборки
  — понадобится автоматическое выделение терминов,
  — выделение тематических фраз из документов,
  — автоматическое именование и суммаризация тем
  — конечная цель: ускорить понимание предметной области
- «Тематизатор» для социо-гуманитарных исследований
  — пользователь задаёт грубый фильтр текстового потока
  — задача: «классифицировать иголки в стоге сена»,
  — разделив темы на информативные и мусорные,
  — выделив аспекты и тональности в каждой теме
  — конечная цель: q&q аналитика проблемной среды

Открытые проблемы тематического моделирования

1. Проблема несбалансированности тем в коллекции
2. Обеспечение 100%-й интерпретируемости тем
3. Тематические модели внимания последовательного текста
4. Обнаружение новых тем или трендов в потоке текстов
5. Автоматическое именование и аннотирование тем
6. Обзор подходов в нейросетевых тематических моделях
7. Обеспечение полноты и устойчивости множества тем
8. Автоматический подбор гиперпараметров, AutoML
9. Оптимизация гиперпараметров в потоковом режиме
10. Проблема несбалансированности текстов по длине
11. Бережное слияние моделей нескольких коллекций
12. Гиперграфовые тематические модели в RecSys