

Оптимизация и регуляризация вероятностных тематических моделей (лекция №1)

Воронцов Константин Вячеславович

(ФИЦ ИУ РАН • МФТИ • МГУ • ВШЭ • Яндекс • FORECSYS • Aithea)



- Традиционная молодёжная летняя школа •
14–20 июня 2017

- 1 Вероятностное тематическое моделирование**
 - Цели, приложения, постановка задачи
 - Аддитивная регуляризация тематических моделей
 - Классические модели: PLSA и LDA
- 2 Модель LDA: латентное размещение Дирихле**
 - Распределение Дирихле
 - Максимизация апостериорной вероятности
 - Обобщённая не-байесовская интерпретация LDA
- 3 Разведочный информационный поиск**
 - Концепция разведочного поиска
 - Оценивание качества тематического поиска
 - Оптимизация параметров модели

Наши мотивации

Мотивации исследований по тематическим моделям:

- Создавать сервисы, делающие людей информированнее
- Автоматизировать научный поиск
- Создать оружие пропаганды
- Создать защиту против оружия пропаганды
- Научиться выделять темы и систематизировать доступную информацию по каждой теме

Мотивации этой пары лекций:

- Больше рассказать про то, как ставить прикладные задачи оптимизации, и немного про то, как их решать
- Обозначить несколько открытых проблем

Пусть

- W — конечное множество слов (терминов, токенов)
- D — конечное множество текстовых документов
- T — конечное множество тем
- каждое слово w в документе d связано с некоторой темой t
- $D \times W \times T$ — дискретное вероятностное пространство
- порядок слов в документе не важен (bag of words)
- порядок документов в коллекции не важен (bag of docs)
- коллекция — это i.i.d. выборка $(d_i, w_i, t_i)_{i=1}^n \sim p(d, w, t)$
- d_i, w_i — наблюдаемые, темы t_i — скрытые
- гипотеза условной независимости: $p(w|d, t) = p(w|t)$

Тематическая модель, по формуле полной вероятности:

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

Постановка задачи тематического моделирования

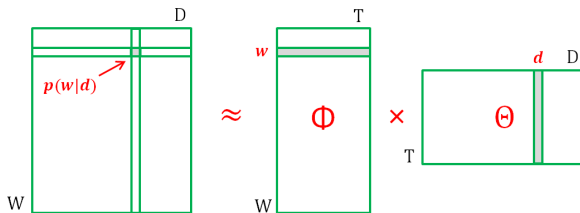
Дано: коллекция текстовых документов

- n_{dw} — частоты терминов в документах, $\hat{p}(w|d) = \frac{n_{dw}}{n_d}$

Найти: параметры тематической модели $p(w|d) = \sum_{t \in T} \phi_{wt} \theta_{td}$

- $\phi_{wt} = p(w|t)$ — вероятности терминов w в каждой теме t
- $\theta_{td} = p(t|d)$ — вероятности тем t в каждом документе d

Это задача стохастического матричного разложения:



Как проверить адекватность модели?

Тесты согласия эмпирических распределений с модельными:

- документ d порождён тематической моделью:

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

- документ d в теме t порождён тематической моделью:

$$\hat{p}(w|d, t) = \frac{n_{tdw}}{n_{td}} \sim p(w|t) = \phi_{wt}$$

Проблемы:

- На практике никто таких проверок не делает
- Асимптотики χ^2 не верны для разреженных распределений
- Перестановочные тесты увеличивают объём вычислений

Принцип максимума правдоподобия

Правдоподобие — плотность распределения выборки $(d_i, w_i)_{i=1}^n$:

$$\prod_{i=1}^n p(d_i, w_i) = \prod_{d \in D} \prod_{w \in d} p(d, w)^{n_{dw}}$$

Максимизация логарифма правдоподобия

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln p(w|d)p(d) \rightarrow \max_{\Phi, \Theta}$$

эквивалентна максимизации функционала

$$\mathcal{L}(\Phi, \Theta) = \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln \sum_t \phi_{wt} \theta_{td} \rightarrow \max_{\Phi, \Theta}$$

при ограничениях неотрицательности и нормировки

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

Задачи, некорректно поставленные по Адамару

Задача *корректно поставлена*,
если её решение

- существует,
- единственно,
- устойчиво.



Жак Саломон Адамар
(1865–1963)

Наша задача матричного разложения *некорректно поставлена*:
если Φ, Θ — решение, то стохастические Φ', Θ' — тоже решения

- $\Phi'\Theta' = (\Phi S)(S^{-1}\Theta)$, $\text{rank} S = |T|$
- $\mathcal{L}(\Phi', \Theta') = \mathcal{L}(\Phi, \Theta)$
- $\mathcal{L}(\Phi', \Theta') \leq \mathcal{L}(\Phi, \Theta) + \varepsilon$ — приближённые решения

Регуляризация — стандартный приём доопределения решения
с помощью дополнительных критериев.

ARTM: аддитивная регуляризация тематических моделей

Максимизация логарифма правдоподобия с регуляризатором:

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

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

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

где $\mathop{\text{norm}}_{t \in T}(x_t) = \frac{\max\{x_t, 0\}}{\sum_{s \in T} \max\{x_s, 0\}}$ — операция нормировки вектора.

Элементарная интерпретация EM-алгоритма

EM-алгоритм — это чередование E и M шагов до сходимости.

E-шаг: условные вероятности тем $p(t|d, w)$ для всех t, d, w вычисляются через ϕ_{wt}, θ_{td} по формуле Байеса:

$$p(t|d, w) = \frac{p(w, t|d)}{p(w|d)} = \frac{p(w|t)p(t|d)}{p(w|d)} = \frac{\phi_{wt}\theta_{td}}{\sum_s \phi_{ws}\theta_{sd}}.$$

M-шаг: при $R = 0$ частотные оценки условных вероятностей вычисляются суммированием счётчика $n_{tdw} = n_{dw}p(t|d, w)$:

$$\begin{aligned} \phi_{wt} &= \frac{n_{wt}}{n_t}, & n_{wt} &= \sum_{d \in D} n_{tdw}, & n_t &= \sum_{w \in W} n_{wt}; \\ \theta_{td} &= \frac{n_{td}}{n_d}, & n_{td} &= \sum_{w \in D} n_{tdw}, & n_d &= \sum_{t \in T} n_{td}. \end{aligned}$$

Условия вырожденности модели для тем и документов

Решение может быть вырожденным для некоторых тем (столбцов матриц Φ) и документов (столбцов матрицы Θ).

Тема t вырождена, если для всех терминов $w \in W$

$$n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \leq 0.$$

Если тема t вырождена, то $p(w|t) = \phi_{wt} \equiv 0$; это означает, что тема исключается из модели (происходит отбор тем).

Документ d вырожден, если для всех тем $t \in T$

$$n_{td} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \leq 0.$$

Если документ d вырожден, то $p(t|d) = \theta_{td} \equiv 0$; это означает, что модель не в состоянии описать данный документ.

Напоминания. Условия Каруша–Куна–Таккера

Задача математического программирования:

$$\begin{cases} f(x) \rightarrow \min_x; \\ g_i(x) \leq 0, & i = 1, \dots, m; \\ h_j(x) = 0, & j = 1, \dots, k. \end{cases}$$

Необходимые условия. Если x — точка локального минимума, то существуют множители $\mu_i, i = 1, \dots, m, \lambda_j, j = 1, \dots, k$:

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x} = 0, & \mathcal{L}(x; \mu, \lambda) = f(x) + \sum_{i=1}^m \mu_i g_i(x) + \sum_{j=1}^k \lambda_j h_j(x); \\ g_i(x) \leq 0; h_j(x) = 0; & \text{(исходные ограничения)} \\ \mu_i \geq 0; & \text{(двойственные ограничения)} \\ \mu_i g_i(x) = 0; & \text{(условие дополняющей нежёсткости)} \end{cases}$$

Вывод системы уравнений из условий Каруша–Куна–Таккера

1. Условия ККТ для ϕ_{wt} (для θ_{td} всё аналогично):

$$\sum_d n_{dw} \frac{\theta_{td}}{p(w|d)} + \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} = \lambda_t - \mu_{wt}; \quad \mu_{wt} \geq 0; \quad \mu_{wt} \phi_{wt} = 0.$$

2. Умножим обе части равенства на ϕ_{wt} и выделим p_{tdw} :

$$\phi_{wt} \lambda_t = \sum_d n_{dw} \frac{\phi_{wt} \theta_{td}}{p(w|d)} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} = n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}.$$

3. Если $\lambda_t \leq 0$, то тема t вырождена, $\phi_{wt} \equiv 0$ для всех w .

4. Если $\lambda_t > 0$, то либо $\phi_{wt} = 0$, либо $n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} > 0$:

$$\phi_{wt} \lambda_t = \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right)_+.$$

5. Суммируем обе части равенства по $w \in W$:

$$\lambda_t = \sum_{w \in W} \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right)_+.$$

6. Подставим λ_t из (5) в (4), получим требуемое. ■

Рациональный EM-алгоритм

Идея: E-шаг встраивается внутрь M-шага, чтобы не хранить трёхмерный массив значений n_{dwt} .

Вход: коллекция D , число тем $|T|$, число итераций i_{\max} ;

Выход: матрицы терминов тем Θ и тем документов Φ ;

инициализация ϕ_{wt}, θ_{td} для всех $d \in D, w \in W, t \in T$;

для всех итераций $i = 1, \dots, i_{\max}$

$n_{wt}, n_{td} := 0$ для всех $d \in D, w \in W, t \in T$;

для всех документов $d \in D$ и всех слов $w \in d$

$n_{tdw} := n_{dw} \operatorname{norm}_{t \in T}(\phi_{wt} \theta_{td})$ для всех $t \in T$;

$n_{wt} += n_{tdw}; n_{td} += n_{tdw}$ для всех $t \in T$;

$\phi_{wt} := \operatorname{norm}_{w \in W} \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right)$ для всех $w \in W, t \in T$;

$\theta_{td} := \operatorname{norm}_{t \in T} \left(n_{td} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \right)$ для всех $d \in D, t \in T$;

Онлайновый EM-алгоритм (реализован в BigARTM)

Вход: коллекция D , число тем $|T|$, параметры i_{\max} , j_{\max} , γ ;

Выход: матрицы терминов тем Θ и тем документов Φ ;

инициализировать $n_{wt} := 0$ и ϕ_{wt} ;

для всех $i = 1, \dots, i_{\max}$ (для больших коллекций $i_{\max} = 1$)

для всех документов $d \in D$

инициализировать $\theta_{td} := \frac{1}{|T|}$;

для всех $j = 1, \dots, j_{\max}$ (итерации по документу)

$n_{tdw} := n_{dw} \operatorname{norm}_{t \in T}(\phi_{wt} \theta_{td})$ для всех $w \in d$;

$\theta_{td} := \operatorname{norm}_{t \in T} \left(\sum_w n_{tdw} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \right)$;

$n_{wt} := \gamma n_{wt} + n_{tdw}$;

если пора обновить матрицу Φ **то**

$\phi_{wt} := \operatorname{norm}_{w \in W} \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right)$;

Обобщение на произвольные функции потерь

Максимизация логарифма правдоподобия с регуляризатором:

$$\sum_{d,w} n_{dw} \ell \left(\sum_t \phi_{wt} \theta_{td} \right) + R(\Phi, \Theta) \rightarrow \max_{\Phi, \Theta}$$

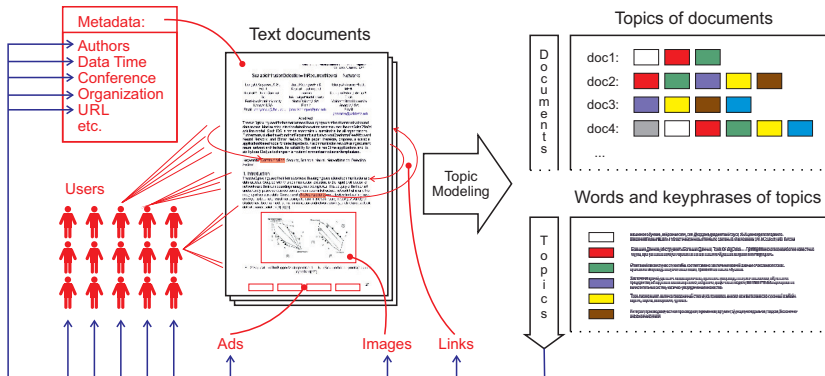
EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$\begin{cases} \text{E-шаг:} & p_{tdw} = \phi_{wt} \theta_{td} \ell' \left(\sum_s \phi_{ws} \theta_{sd} \right) \\ \text{M-шаг:} & \begin{cases} \phi_{wt} = \text{norm}_{w \in W} \left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right), & n_{wt} = \sum_{d \in D} n_{dw} p_{tdw} \\ \theta_{td} = \text{norm}_{t \in T} \left(n_{td} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \right), & n_{td} = \sum_{w \in D} n_{dw} p_{tdw} \end{cases} \end{cases}$$

Вероятностная интерпретация p_{tdw} — только при $\ell = \ln$.

Задачи мультимодального тематического моделирования

Темы определяют распределения не только терминов $p(w|t)$, но и других *модальностей*: $p(\text{автор}|t)$, $p(\text{время}|t)$, $p(\text{ссылка}|t)$, $p(\text{баннер}|t)$, $p(\text{элемент_изображения}|t)$, $p(\text{пользователь}|t)$, ...



Мультимодальная ARTM

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

Максимизация суммы \log правдоподобий с регуляризацией:

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

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

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

Классические модели PLSA и LDA

PLSA: probabilistic latent semantic analysis [Hofmann, 1999]
(вероятностный латентный семантический анализ):

$$R(\Phi, \Theta) = 0.$$

M-шаг — частотные оценки условных вероятностей:

$$\phi_{wt} = \underset{w}{\text{norm}}(n_{wt}), \quad \theta_{td} = \underset{t}{\text{norm}}(n_{td}).$$

LDA: latent Dirichlet allocation (латентное размещение Дирихле):

$$R(\Phi, \Theta) = \sum_{t,w} (\beta_w - 1) \ln \phi_{wt} + \sum_{d,t} (\alpha_t - 1) \ln \theta_{td}.$$

M-шаг — сглаженные частотные оценки с параметрами β_w, α_t :

$$\phi_{wt} = \underset{w}{\text{norm}}(n_{wt} + \beta_w - 1), \quad \theta_{td} = \underset{t}{\text{norm}}(n_{td} + \alpha_t - 1).$$

Hofmann T. Probabilistic latent semantic indexing. SIGIR 1999.

Blei D., Ng A., Jordan M. Latent Dirichlet allocation. 2003.

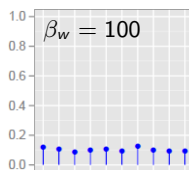
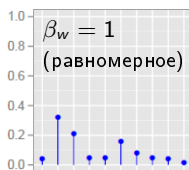
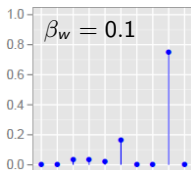
Вероятностная байесовская интерпретация LDA [Blei, 2003]

Гипотеза. Вектор-столбцы $\phi_t = (\phi_{wt})_{w \in W}$ и $\theta_d = (\theta_{td})_{t \in T}$ порождаются распределениями Дирихле, $\alpha \in \mathbb{R}^{|T|}$, $\beta \in \mathbb{R}^{|W|}$:

$$\text{Dir}(\phi_t | \beta) = \frac{\Gamma(\beta_0)}{\prod_w \Gamma(\beta_w)} \prod_w \phi_{wt}^{\beta_w - 1}, \quad \phi_{wt} > 0; \quad \beta_0 = \sum_w \beta_w, \quad \beta_t > 0;$$

$$\text{Dir}(\theta_d | \alpha) = \frac{\Gamma(\alpha_0)}{\prod_t \Gamma(\alpha_t)} \prod_t \theta_{td}^{\alpha_t - 1}, \quad \theta_{td} > 0; \quad \alpha_0 = \sum_t \alpha_t, \quad \alpha_t > 0;$$

Пример. Распределение $\phi \sim \text{Dir}(\beta)$ при $|W| = 10$, $\phi, \beta \in \mathbb{R}^{10}$:



Максимизация апостериорной вероятности для модели LDA

Совместное правдоподобие данных и модели:

$$\ln \prod_{d \in D} \prod_{w \in d} p(d, w | \Phi, \Theta)^{n_{dw}} \prod_{t \in T} \text{Dir}(\phi_t | \beta) \prod_{d \in D} \text{Dir}(\theta_d | \alpha) \rightarrow \max_{\Phi, \Theta}$$

Регуляризатор — логарифм априорного распределения:

$$R(\Phi, \Theta) = \sum_{t, w} (\beta_w - 1) \ln \phi_{wt} + \sum_{d, t} (\alpha_t - 1) \ln \theta_{td}$$

M-шаг — сглаженные или слабо разреженные оценки:

$$\phi_{wt} = \text{norm}_w(n_{wt} + \beta_w - 1), \quad \theta_{td} = \text{norm}_t(n_{td} + \alpha_t - 1).$$

при $\beta_w > 1$, $\alpha_t > 1$ — сглаживание,

при $0 < \beta_w < 1$, $0 < \alpha_t < 1$ — слабое разреживание,

при $\beta_w = 1$, $\alpha_t = 1$ априорное распределение равномерно, PLSA.

Почему именно распределение Дирихле?

Плюсы:

- удобно для байесовского вывода, т. к. является сопряжённым к мультиномиальному распределению
- описывает широкий класс распределений на симплексе
- позволяет управлять разреженностью ϕ_{wt} и θ_{td}
- при малых n_{wt} , n_{td} уменьшает переобучение

Минусы:

- не имеет лингвистических обоснований
- не даёт выигрыша против PLSA на больших коллекциях
- слабый разреживатель: запрещены $\beta_w \leq 0$, $\alpha_t \leq 0$
- слабый регуляризатор: проблема неустойчивости остаётся

Обобщённая не-байесовская интерпретация LDA

Сглаживание распределений по KL-дивергенции:

приблизить $\phi_{wt} \equiv p(w|t)$ к заданным распределениям $\beta_t(w)$,
 приблизить $\theta_{td} \equiv p(t|d)$ к заданным распределениям $\alpha_d(t)$:

$$\sum_{t \in T} \tau_t \text{KL}(\beta_t(w) \parallel \phi_{wt}) \rightarrow \min_{\Phi}; \quad \sum_{d \in D} \tau_d \text{KL}(\alpha_d(t) \parallel \theta_{td}) \rightarrow \min_{\Theta}.$$

Взвешенная сумма регуляризаторов:

$$R(\Phi, \Theta) = \sum_{t \in T} \tau_t \sum_{w \in W} \beta_t(w) \ln \phi_{wt} + \sum_{d \in D} \tau_d \sum_{t \in T} \alpha_d(t) \ln \theta_{td}.$$

Формулы M-шага:

$$\phi_{wt} = \text{norm}_w \left(n_{wt} + \underbrace{\tau_t \beta_t(w)}_{\beta_{wt}} \right), \quad \theta_{td} = \text{norm}_t \left(n_{td} + \underbrace{\tau_d \alpha_d(t)}_{\alpha_{td}} \right).$$

Сглаживание, разреживание и частичное обучение тем

Формулы M-шага:

$$\phi_{wt} = \operatorname{norm}_w(n_{wt} + \beta_{wt}), \quad \theta_{td} = \operatorname{norm}_t(n_{td} + \alpha_{td}).$$

Разреживание и сглаживание описывается общей формулой:

- разреживание — максимизация KL, $\beta_{wt} < 0$, $\alpha_{td} < 0$
- сглаживание — минимизация KL, $\beta_{wt} > 0$, $\alpha_{td} > 0$

Частичное обучение темы t :

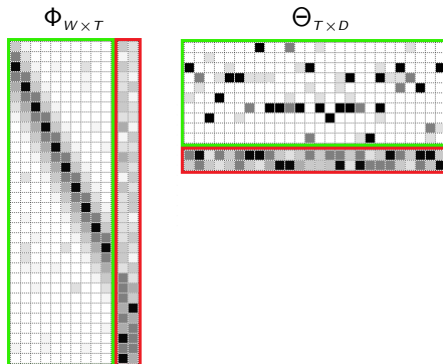
- $\beta_{wt} = +\tau_{6T}[w \in W_t]$ — «белый список» терминов
- $\beta_{wt} = -\tau_{чT}[w \in W_t]$ — «чёрный список» терминов
- $\alpha_{td} = +\tau_{6D}[d \in D_t]$ — «белый список» документов
- $\alpha_{td} = -\tau_{чD}[d \in D_t]$ — «чёрный список» документов

Разделение тем на предметные и фоновые

$T = S \sqcup B$ — множество всех тем

S — разреженные *предметные* темы, специальная лексика

B — сглаженные *фоновые* темы, общая лексика языка



Регуляризатор декоррелирования тем

Цель — выделить *лексическое ядро* каждой темы, набор терминов, отличающий её от других тем.

Минимизируем ковариации между вектор-столбцами ϕ_t, ϕ_s :

$$R(\Phi) = -\frac{\tau}{2} \sum_{t \in T} \sum_{s \in T \setminus t} \sum_{w \in W} \phi_{wt} \phi_{ws} \rightarrow \max.$$

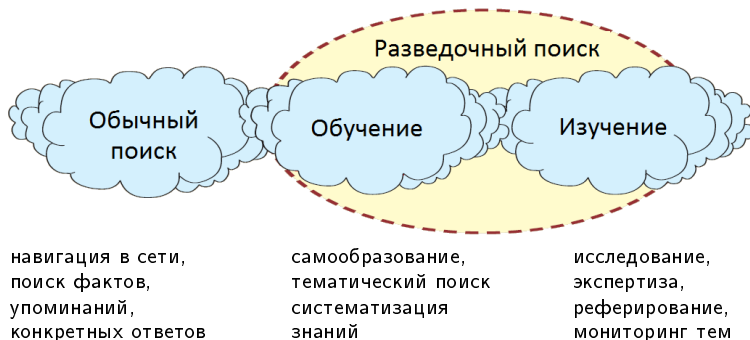
Подставляем, получаем ещё один вариант разреживания — постепенное контрастирование строк матрицы Φ :

$$\phi_{wt} = \operatorname{norm}_{w \in W} \left(n_{wt} - \tau \phi_{wt} \sum_{s \in T \setminus t} \phi_{ws} \right).$$

Tan Y., Ou Z. Topic-weak-correlated latent Dirichlet allocation // 7th Int'l Symp. Chinese Spoken Language Processing (ISCSLP), 2010. — Pp. 224–228.

Концепция разведочного поиска (exploratory search)

- пользователь может не знать ключевых терминов,
- запросом может быть текст произвольной длины,
- информационной потребностью — систематизация знаний



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

Разведочный тематический поиск

$q = (w_1, \dots, w_{n_q})$ — 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 :

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

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

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 rymorphy2

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 ассессорам

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

Поиск MapReduce

Поиск MapReduce – программа поиска (библиотека) написанная распределенно вычислений для больших объемов данных в рамках параллельных вычислений, представляющая собой набор Java-классов и исполняемых утилит для создания и обработки данных на параллельную обработку.

Основные компоненты Поиск MapReduce можно сформулировать как:

- обработка вычислений больших объемов данных;
- масштабируемость;
- автоматическое распределение заданий;
- работа на выделенных оборудовании;
- автоматическая обработка отказов вычислений заданий.

Поиск – популярная программная платформа (язык описания, библиотека) построения распределенных приложений для высоко-параллельной обработки (разделов, разделов, документов, МР) данных.

Поиск включает в себе следующие компоненты:

1. HDFS – распределенная файловая система;

2. **Поиск MapReduce** – программная платформа (библиотека) написанная распределенно вычислений для больших объемов данных в рамках параллельных вычислений.

Ключевые, значения и архитектура **Поиск MapReduce** и структура HDFS, стали привычной речью ученых и специалистов, в том числе и в отношении точки отказа. Это, в конечном итоге, определило ограниченную платформу **Поиск** в целом. К сожалению можно отметить:

Ограничение масштабируемости кластера **Поиск** –4K вычислительных узлов, –4K параллельных заданий.

Слабая связность **Поиск** распределенно вычислений и элементов вычисления распределенно вычислений. Как следствие:

Отсутствие поддержки альтернативной программы вычисления распределенно вычислений в **Поиск v1.0** поддерживается только только вычислений вычислений.

Многие вычислений, точки отказа и как следствие, неадекватность масштабов и средств с вычислениями требовались в вычислении.

Проблема **вычислений** совместности требования по единичному вычислению вычислений всех вычислений узлов кластера при обилии платформ **Поиск** (установка новых версий или пакета обновления).

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.

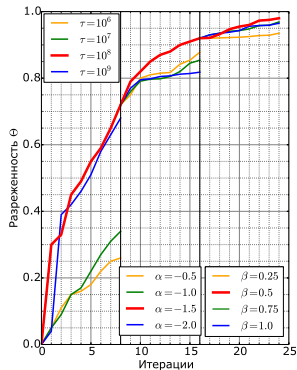
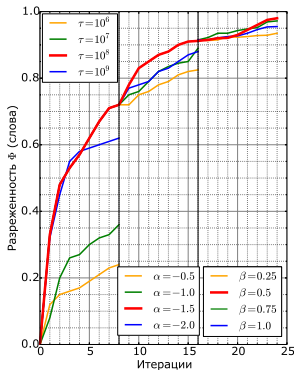
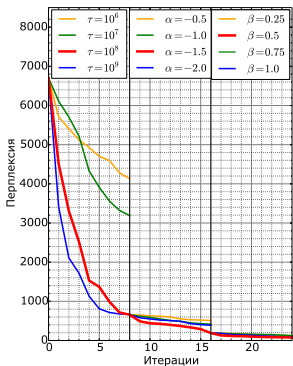
Тематика запросов разведочного поиска

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	АВ-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

Последовательный подбор коэффициентов регуляризации

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



Оценки качества поиска

Precision — доля релевантных среди найденных

Recall — доля найденных среди релевантных

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

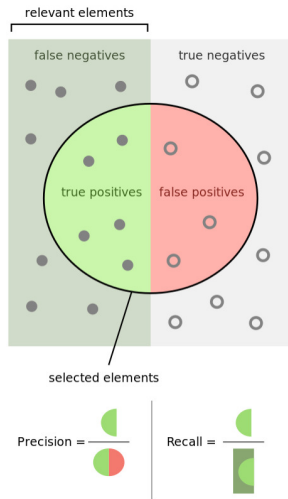
$$R = \frac{TP}{TP + FN} \text{ — полнота, (recall)}$$

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

TP (true positive) — найденные релевантные

FP (false positive) — найденные нерелевантные

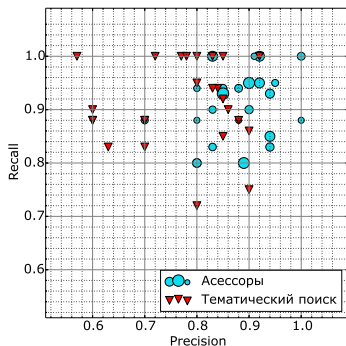
FN (false negative) — не найденные релевантные



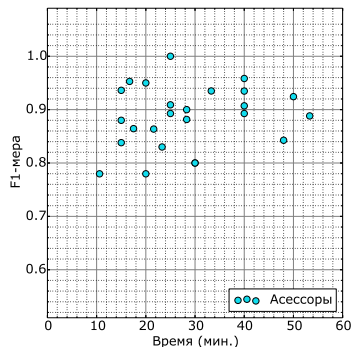
Результаты измерения точности и полноты по запросам

25 запросов, 3 ассессора на запрос

точность и полнота поиска



время и F_1 -мера (ассессоры)



- среднее время обработки запроса ассессором — 30 минут
- точность выше у ассессоров, полнота — у поисковика

Выбор модальностей по критериям точности и полноты

Habrahabr. Число тем $|T| = 200$.

Модальности: Слова, Авторы, Комментаторы, Теги, Хабы.

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

Выбор модальностей по критериям точности и полноты

TechCrunch. Число тем $|T| = 450$.

Модальности: Слова, Биграмммы, Категории, Авторы.

	асессоры	С	К	СБ	СБК	СБКА
Pr@5	0.83	0.71	0.55	0.77	0.80	0.80
Pr@10	0.88	0.72	0.58	0.78	0.81	0.81
Pr@15	0.87	0.73	0.59	0.79	0.83	0.83
Pr@20	0.86	0.72	0.56	0.77	0.82	0.82
Re@5	0.81	0.75	0.65	0.77	0.82	0.83
Re@10	0.85	0.77	0.66	0.80	0.85	0.86
Re@15	0.89	0.78	0.68	0.82	0.87	0.91
Re@20	0.90	0.82	0.69	0.83	0.89	0.93

- Наилучшее качество поиска — по всем модальностям
- Наиболее полезные модальности — слова и категории

Выбор числа тем по критериям точности и полноты

Habrahabr. Используем все 5 модальностей, меняем $|T|$

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

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

Выбор числа тем по критериям точности и полноты

TechCrunch. Используем все 4 модальности, меняем $|T|$

	ассессоры	350	400	450	475	500
Pr@5	0.83	0.65	0.72	0.75	0.80	0.68
Pr@10	0.88	0.66	0.73	0.76	0.81	0.69
Pr@15	0.87	0.68	0.74	0.78	0.82	0.68
Pr@20	0.86	0.65	0.74	0.77	0.81	0.67
R@5	0.81	0.65	0.75	0.78	0.83	0.79
R@10	0.85	0.66	0.78	0.79	0.86	0.80
R@15	0.89	0.68	0.79	0.79	0.91	0.83
R@20	0.90	0.69	0.79	0.80	0.93	0.85

- Наилучшее качество поиска — при 475 темах
- Тематический поиск превосходит ассессоров по полноте

Выбор меры близости документа и запроса

Меры близости распределений:

Euclidean, Cosine, Manhattan, Kullback-Leibler

	<i>Habrahabr</i> , $ T = 200$				<i>TechCrunch</i> , $ T = 450$			
	E	C	M	KL	E	C	M	KL
Pr@5	0.61	0.74	0.68	0.72	0.63	0.80	0.67	0.71
Pr@10	0.65	0.77	0.69	0.75	0.66	0.81	0.68	0.73
Pr@15	0.62	0.68	0.63	0.70	0.64	0.82	0.64	0.72
Pr@20	0.62	0.68	0.62	0.70	0.64	0.81	0.63	0.71
Re@5	0.67	0.82	0.69	0.80	0.66	0.83	0.67	0.77
Re@10	0.68	0.88	0.70	0.85	0.67	0.86	0.68	0.78
Re@15	0.70	0.90	0.72	0.87	0.71	0.91	0.70	0.80
Re@20	0.70	0.91	0.73	0.88	0.71	0.93	0.71	0.81

- Наилучшее качество поиска — при косинусной мере

Все ли регуляризаторы были нужны?

Декоррелирование, Разреживание

	<i>Habrahabr</i>					<i>TechCrunch</i>				
	асессоры	все	ДР	Д	нет	асессоры	все	ДР	Д	нет
Pr@5	0.82	0.74	0.69	0.58	0.52	0.83	0.80	0.71	0.57	0.54
Pr@10	0.87	0.77	0.70	0.59	0.55	0.88	0.81	0.72	0.59	0.55
Pr@15	0.86	0.68	0.65	0.56	0.53	0.87	0.82	0.68	0.58	0.54
Pr@20	0.85	0.68	0.65	0.55	0.52	0.86	0.81	0.68	0.58	0.54
Re@5	0.78	0.82	0.75	0.63	0.59	0.81	0.81	0.76	0.65	0.60
Re@10	0.84	0.88	0.76	0.65	0.60	0.85	0.86	0.78	0.66	0.62
Re@15	0.88	0.90	0.77	0.66	0.61	0.89	0.89	0.81	0.64	0.63
Re@20	0.88	0.91	0.77	0.66	0.61	0.90	0.92	0.82	0.64	0.63

- Все регуляризаторы необходимы

Сравнение с поиском по векторам TF-IDF слов

Поиск по векторам $TF\text{-}IDF(w|d) = \frac{n_{dw}}{\ln N_w}$

	<i>Habrahabr</i>			<i>TechCrunch</i>		
	ассессоры	topic	tf-idf	assessors	topic	tf-idf
Pr@5	0.82	0.74	0.76	0.83	0.80	0.78
Pr@10	0.87	0.77	0.77	0.88	0.81	0.79
Pr@15	0.86	0.68	0.72	0.87	0.82	0.76
Pr@20	0.85	0.68	0.71	0.86	0.81	0.75
Re@5	0.78	0.82	0.76	0.81	0.81	0.77
Re@10	0.84	0.88	0.77	0.85	0.86	0.78
Re@15	0.88	0.90	0.80	0.89	0.89	0.80
Re@20	0.88	0.91	0.81	0.90	0.92	0.83

- Тематический поиск немного лучше TF-IDF
- При этом поисковый индекс на 2–3 порядка компактнее

Янина А. О., Воронцов К. В. Мультиязычные тематические модели для разведочного поиска в коллективном блоге. JMLDA, 2016.

Открытые проблемы для исследований

- 1 Вычислительно эффективные тесты адекватности ТМ
- 2 Понимание структуры множества решений Φ, Θ
- 3 Сходимость EM-ARTM с функциями потерь $l \neq \ln$
- 4 EM-ARTM при распределённом хранении коллекции
- 5 Стратегии и адаптивные траектории регуляризации
- 6 Симбиозы EM-алгоритма с градиентными методами

- Тематическое моделирование — это восстановление латентных тем по коллекции текстовых документов
- Задача сводится к стохастическому матричному разложению
- Задача является некорректно поставленной, так как множество её решений в общем случае бесконечно
- Стандартные методы PLSA и LDA не решают эту проблему
- Аддитивная регуляризация (ARTM) доопределяет задачу и позволяет строить модели с заданными свойствами
- Онлайнный EM-алгоритм хорошо распараллеливается и тематизирует большие коллекции за один проход
- Разведочный информационный поиск — одно из основных перспективных приложений тематического моделирования
- В следующей лекции: регуляризаторы для всего-всего