Вероятностные тематические модели
Лекция 9.
Модели локальных контекстов

К. В. 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 – ФИЦ ИУ РАН • 14 ноября 2024

Содержание

Напоминание. Задача тематического моделирования

Дано: коллекция текстовых документов $\hat{p}(w|d) = \frac{n_{dw}}{n_d}$

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

Критерий: максимум регуляризованного log-правдоподобия:

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

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

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

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

Воронцов К. В. Аддитивная регуляризация тематических моделей коллекций текстовых документов. Доклады РАН, 2014.

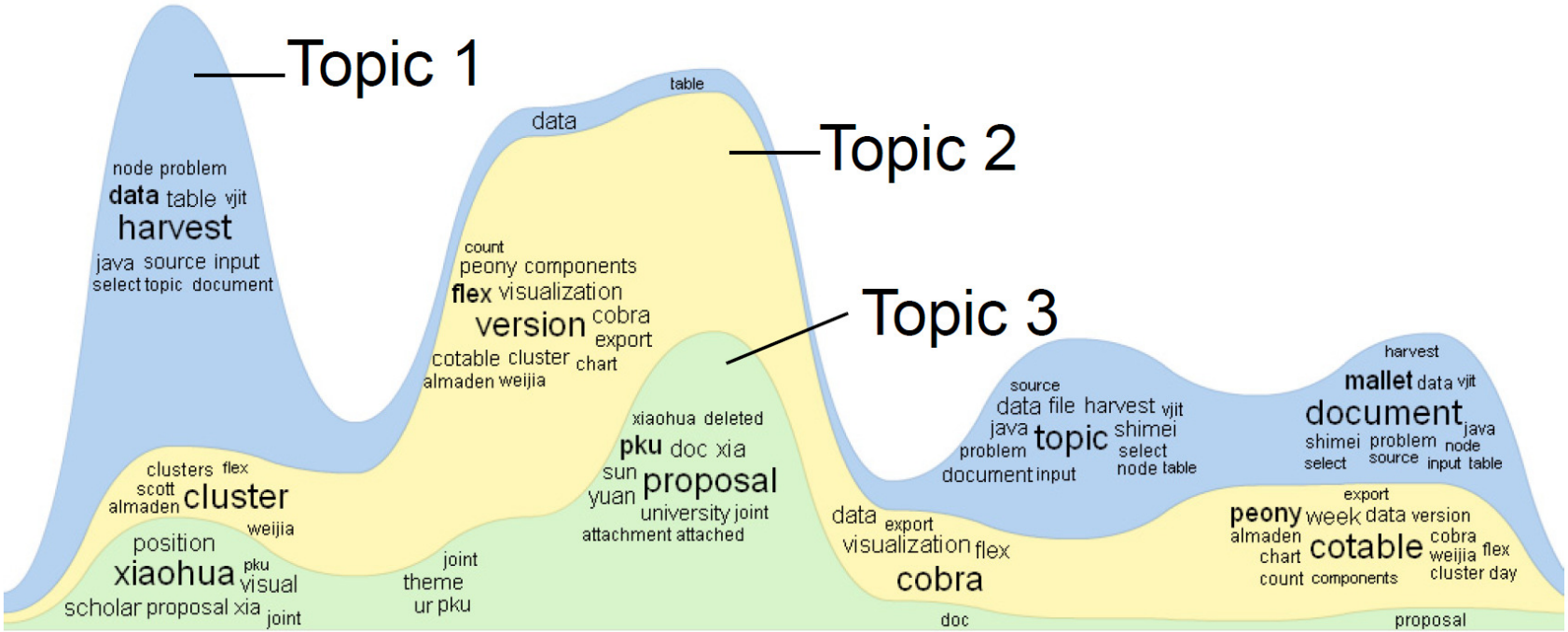
Задача тематизации фрагмента текста

Ситуации, в которых необходим тематический вектор $p(t|s)$ текстового фрагмента s, возможно, короткого:

- поиск в тексте фрагментов, наиболее релевантных запросу
- поиск наиболее тематичных предложений или фраз для
  — суммаризации документа (document summarization)
  — суммаризации темы (topic summarization)
  — автоматического именования темы (topic labeling)
- определение тематики нового слова/словосочетания по окружающему его локальному контексту s
- тематические модели предложений
  — когда разбиение текста на предложения/секции задано
- тематические модели сегментации текста
  — когда границы сегментов требуется найти
- отображение карты распределения тем внутри документа

Пример 1. Отображение распределения тем внутри документа

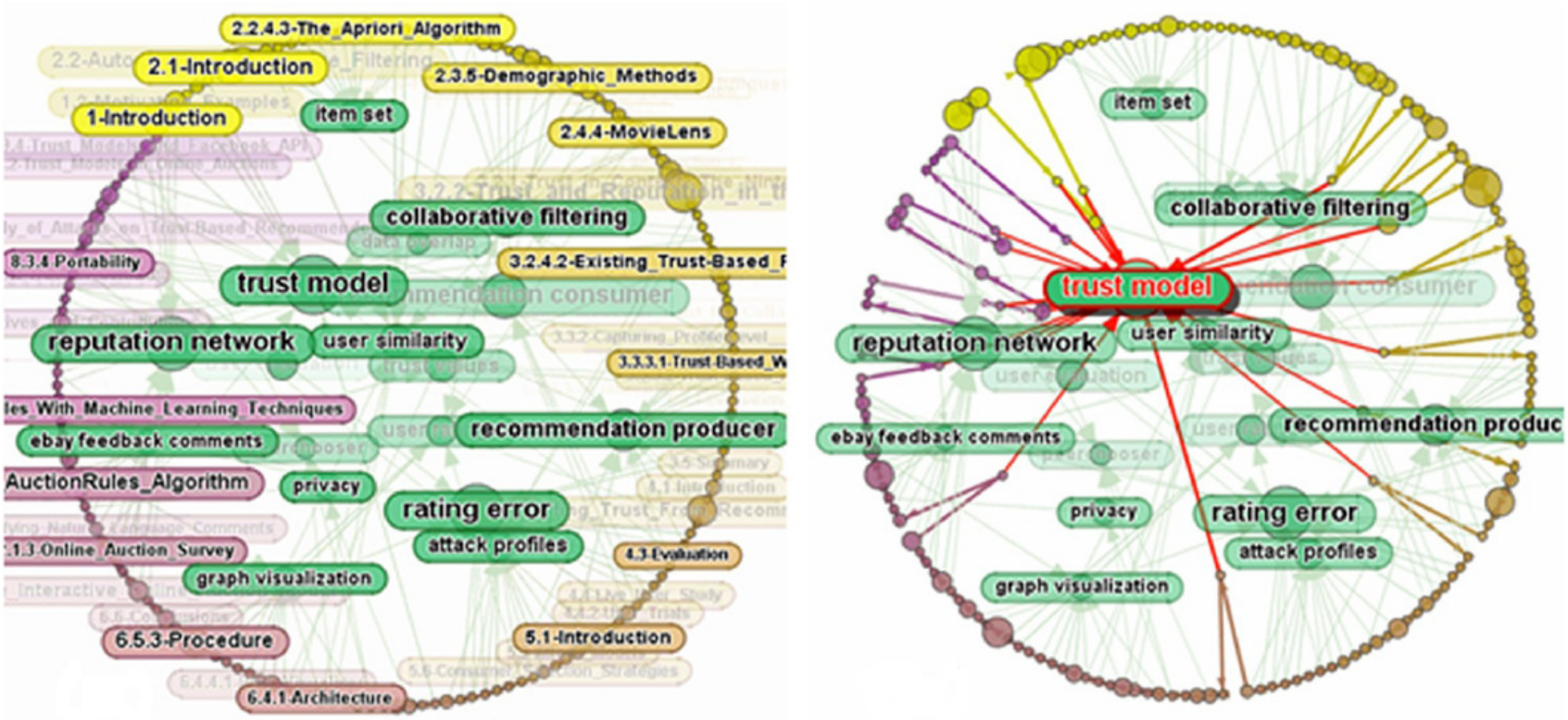
Визуализация динамики тем применяется к новостным потокам или к длинным документам, разбитым на сегменты.



Shixia Liu, Michelle X. Zhou, Shimei Pan, Yangqiu Song, Weihong Qian, Weijia Cai, Xiaoxiao Lian. TIARA: interactive, topic-based visual text summarization and analysis. 2012.

Пример 2. Отображение распределения тем внутри документа

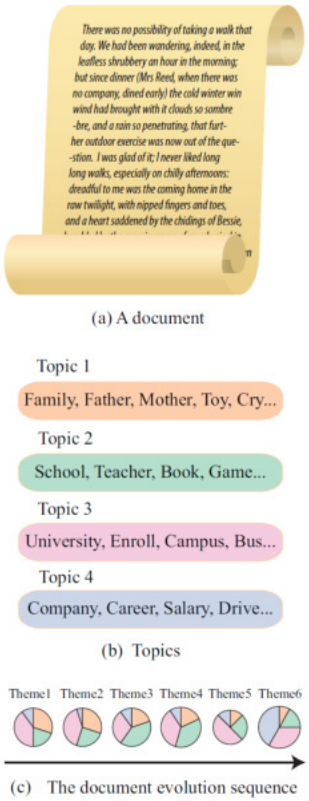
Динамика всех тем и одной выделенной темы в документе

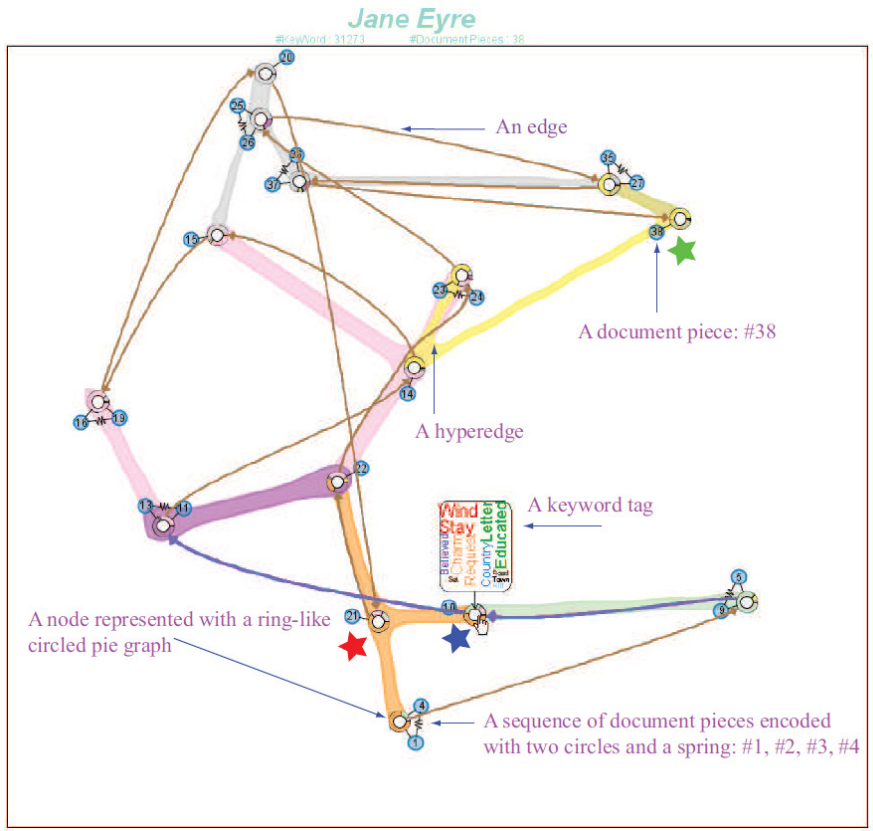


Gretarsson B., O'Donovan J., Bostandjiev S., Hollerer T., Asuncion A., Newman D., Smyth P. TopicNets: visual analysis of large text corpora with topic modeling. 2012.

Пример 3. Выделение сюжетных линий в длинных текстах

Иерархическая модель выделяет сюжетные линии (topics) и их сочетания (themes) в тексте художественного произведения





Guizhen Wang, Chaokai Wen, Binghui Yan, Jing Xia, Zhen Liu, Wei Chen. Topic hypergraph: hierarchical visualization of thematic structures in long documents. 2012.

Идея тематизации текста за один проход

Дано: s — фрагмент текста d, Φ — тематическая модель
Найти: $p(t|s)$ — тематический вектор фрагмента текста

Проблемы:

- как не переобучить вектор $p(t|s)$, если текст короткий?
- как согласовать $p(t|s)$ с объемлющим контекстом $p(t|d)$?
- как согласовать $p(t|s)$ с $p(t|w) = \phi_{wt}\frac{p(t)}{p(w)}$ термов $w \in s$?

Наводящие соображения:

- первая итерация EM-алгоритма с инициализацией $\theta_{td}^0 = \frac{1}{|T|}$:

$$\theta_{td}(\Phi) = \underset{t\in T}{\text{norm}}\Big(\sum_{w\in W} n_{dw} p_{tdw}\Big) = \sum_{w\in d}\frac{n_{dw}}{n_d}\underset{t\in T}{\text{norm}}\big(\phi_{wt}\theta_{td}^0\big)$$

- формула полной вероятности:

$$\theta_{td}(\Phi) = \sum_{w\in d} p(w|d)\,p(t|w) = \sum_{w\in d}\frac{n_{dw}}{n_d}\underset{t\in T}{\text{norm}}\big(\phi_{wt}p_t\big)$$

EM-алгоритм для ARTM с явным выражением Θ через Φ

Максимизация логарифма правдоподобия:

$$\sum_{d,w} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt} \theta_{td}(\Phi) + R\big(\Phi, \Theta(\Phi)\big) \to \max_{\Phi}$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$p_{tdw} = \underset{t \in T}{\operatorname{norm}}\big(\phi_{wt}\theta_{td}\big); \quad n_{td} = \sum_{w \in d} n_{dw} p_{tdw} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}};$$

$$p'_{tdw} = p_{tdw} + \frac{1}{n_{dw}} \sum_{s \in T} \frac{n_{sd}}{\theta_{sd}} \phi_{wt} \frac{\partial \theta_{sd}}{\partial \phi_{wt}};$$

$$\phi_{wt} = \underset{w \in W}{\operatorname{norm}} \left(\sum_{d \in D} n_{dw} p'_{tdw} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right).$$

И.А.Ирхин, В.Г.Булатов, К.В.Воронцов. Аддитивная регуляризация тематических моделей с быстрой векторизацией текста. КиМ, 2020.

Доказательство (по Лемме о максимизации на симплексах)

Оптимизационная задача M-шага относительно Φ и $\Theta(\Phi)$:

$$Q(\Phi) = \sum_{d\in D}\sum_{u\in W}\sum_{s\in T} n_{du}p_{sdu}\ln\big(\phi_{us}\theta_{sd}(\Phi)\big) + R\big(\Phi,\Theta(\Phi)\big) \to \max_{\Phi}$$

Применим Лемму к регуляризованному log-правдоподобию Q:

$$\phi_{wt}\frac{\partial Q}{\partial \phi_{wt}} = \sum_{d\in D} n_{dw}p_{tdw} + \sum_{d,s,u} n_{du}p_{sdu}\frac{\phi_{wt}}{\theta_{sd}}\frac{\partial\theta_{sd}}{\partial\phi_{wt}} + \phi_{wt}\sum_{d,s}\frac{\partial R}{\partial\theta_{sd}}\frac{\partial\theta_{sd}}{\partial\phi_{wt}} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial\phi_{wt}} =$$

$$= \sum_{d\in D} n_{dw}\left(p_{tdw} + \frac{1}{n_{dw}}\sum_{s\in T}\frac{\phi_{wt}}{\theta_{sd}}\underbrace{\left(\sum_{u\in d} n_{du}p_{sdu} + \theta_{sd}\frac{\partial R}{\partial\theta_{sd}}\right)}_{n_{sd}}\frac{\partial\theta_{sd}}{\partial\phi_{wt}}\right) + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial\phi_{wt}} =$$

$$= \sum_{d\in D} n_{dw}\underbrace{\left(p_{tdw} + \frac{1}{n_{dw}}\sum_{s\in T}\frac{n_{sd}}{\theta_{sd}}\phi_{wt}\frac{\partial\theta_{sd}}{\partial\phi_{wt}}\right)}_{p'_{tdw}} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial\phi_{wt}}.$$

■

EM-алгоритм для ARTM с линейной тематизацией документов

$$\theta_{td}(\Phi) = \sum_{w \in d} p_{wd} \operatorname*{norm}_{t \in T}(\phi_{wt} p_t) \quad \Rightarrow \quad \phi_{wt} \frac{\partial \theta_{sd}}{\partial \phi_{wt}} = p_{wd} \phi'_{tw} \left(\delta_{st} - \phi'_{sw}\right)$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$\phi'_{tw} = \operatorname*{norm}_{t \in T}\left(\phi_{wt} n_t\right); \qquad \theta_{td} = \sum_{w \in d} p_{wd} \phi'_{tw};$$

$$p_{tdw} = \operatorname*{norm}_{t \in T}\left(\phi_{wt} \theta_{td}\right); \qquad n_t = \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} p_{tdw};$$

$$n_{td} = \sum_{w \in d} n_{dw} p_{tdw} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}};$$

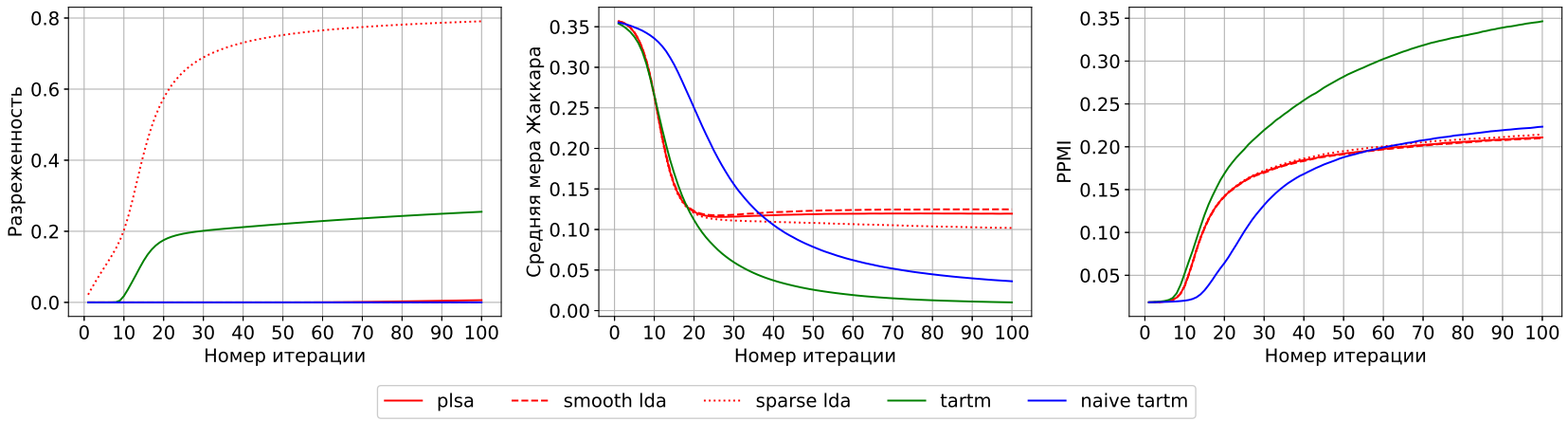
$$p'_{tdw} = p_{tdw} + \frac{\phi'_{tw}}{n_d} \left(\frac{n_{td}}{\theta_{td}} - \sum_{s \in T} \phi'_{sw} \frac{n_{sd}}{\theta_{sd}} \right);$$

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

Эксперимент. Проверка модифицированного EM-алгоритма

Коллекция NIPS, $|T| = 50$, модели:

- TARTM (Θless ARTM) — модифицированный EM-алгоритм
- naive TARTM — одна итерация обычного EM-алгоритма



- TARTM очищает темы от общеупотребительных слов,
- улучшает разреженность, различность и когерентность тем

И.А.Ирхин, В.Г.Булатов, К.В.Воронцов. Аддитивная регуляризация тематических моделей с быстрой векторизацией текста, 2020.

Упрощение EM-алгоритма для линейной тематизации

- Нет регуляризации по Θ, следовательно, $\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} = 0$
- Подстановка несмещённых оценок $\theta_{td} = \frac{n_{td}}{n_d}$, $\theta_{sd} = \frac{n_{sd}}{n_d}$ в формулу M-шага приводит к упрощению: $p'_{tdw} = p_{tdw}$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$\phi'_{tw} \equiv p(t|w) = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt} n_t\right); \qquad \theta_{td} = \sum_{w\in d} p_{wd}\phi'_{tw};$$

$$p_{tdw} \equiv p(t|d,w) = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right); \qquad n_t = \sum_{d\in D}\sum_{w\in d} n_{dw} p_{tdw};$$

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

Это обычный EM-алгоритм, только с однопроходным E-шагом!
ОГО! И ТАК МОЖНО БЫЛО?!

Линейная тематизация: от документа к локальным контекстам

Тематизация документа $d = (w_1, \ldots, w_{n_d})$ за один проход:

$$\theta_{td}(\Phi) \equiv p(t|d) = \frac{1}{n_d} \sum_{i=1}^{n_d} p(t|w_i) = \frac{1}{n_d} \sum_{i=1}^{n_d} \phi'_{tw_i}$$

Тематизация *локального контекста* $C_i = (\ldots, w_i, \ldots)$ терма w_i:

$$\theta_{ti}(\Phi) \equiv p(t|i) = \frac{1}{|C_i|} \sum_{u \in C_i} p(t|u) = \frac{1}{|C_i|} \sum_{u \in C_i} \phi'_{tu}$$

Тематизация локального контекста с распределением весов:

$$\theta_{ti}(\Phi) \equiv p(t|i) = \sum_{u \in C_i} \phi'_{tu} \alpha(u|i), \quad \sum_{u \in C_i} \alpha(u|i) = 1, \quad \alpha(u|i) \geqslant 0$$

Локализованная тематическая модель (похожа на BitermTM):

$$p(w|d,i) = \sum_{t \in T} p(w|t)\, p(t|i) = \sum_{t \in T} \phi_{wt} \sum_{u \in C_i} \phi'_{tu} \alpha(u|i)$$

EM-алгоритм с локализованным E-шагом

$w_1, \ldots, w_n$ — сквозная нумерация термов во всей коллекции
C_i — локальный контекст (окружение) терма w_i
$\alpha(u|i)$ — распределение важности термов $u \in C_i$ для терма w_i

- не нужна гипотеза «мешка слов»
- не нужно разбиение на документы

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$\phi'_{tw} \equiv p(t|w) = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt} n_t\right); \qquad \theta_{ti} = \sum_{u\in C_i} \phi'_{tu}\alpha(u|i);$$

$$p_{ti} \equiv p(t|d, w_i) = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{w_i t}\theta_{ti}\right); \qquad n_t = \sum_{i=1}^{n} p_{ti};$$

$$\phi_{wt} = \underset{w\in W}{\text{norm}}\left(\sum_{i=1}^{n}[w_i = w]p_{ti} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right).$$

Быстрое вычисление двунаправленных векторов контекста

Два прохода по тексту — «слева направо» и «справа налево» для вычисления *экспоненциальных скользящих средних* (ЭСС):

$$\vec{p}(t|i) = \vec{\gamma}_i\, p(t|w_i) + (1-\vec{\gamma}_i)\, \vec{p}(t|i-1),\ \ i = 1,\ldots,n,\ \ \vec{\gamma}_1 = 1$$
$$\overleftarrow{p}(t|i) = \overleftarrow{\gamma}_i\, p(t|w_i) + (1-\overleftarrow{\gamma}_i)\, \overleftarrow{p}(t|i+1),\ \ i = n,\ldots,1,\ \ \overleftarrow{\gamma}_n = 1$$

где $\vec{\gamma}_i$, $\overleftarrow{\gamma}_i$ — коэффициенты сглаживания в позиции i

Основное свойство: если $\gamma_i = \gamma$, то $\alpha(w_k|i) = \gamma(1-\gamma)^{|i-k|}$

Несколько соображений, как распоряжаться выбором $\vec{\gamma}_i$, $\overleftarrow{\gamma}_i$:

- $\gamma_i \approx \frac{1}{h}$, где h — ширина окна, размер контекста
- $\gamma_i = 1$, если надо забыть контекст, сменить документ
- $\gamma_i = 0$, если надо проигнорировать терм
- γ_i можно умножать на оценку важности терма

Онлайновый EM-алгоритм с локализованным E-шагом

Вход: коллекция, число тем $|T|$, параметры β, $\vec{\gamma}_i$, $\overleftarrow{\gamma}_i$, α, δ;
Выход: матрица Φ, векторы термов документов p_{ti};

инициализация: $n_{wt} := 0$; $\tilde{n}_{wt} := 0$; $n_t := 1$; $\phi_{wt} := \text{random}$;
для всех документов $d \in D$

$p_{ti} := \text{norm}_t(\phi_{w_i t} n_t)$, $i = 1, \ldots, n_d$, $t \in T$;

$\vec{\theta}_{ti} := \vec{\gamma}_i\, p_{ti} + (1 - \vec{\gamma}_i)\, \vec{\theta}_{t,i-1}$, $i = 1, \ldots, n_d$, $\vec{\gamma}_1 = 1$, $t \in T$;

$\overleftarrow{\theta}_{ti} := \overleftarrow{\gamma}_i\, p_{ti} + (1 - \overleftarrow{\gamma}_i)\, \overleftarrow{\theta}_{t,i+1}$, $i = n_d, \ldots, 1$, $\overleftarrow{\gamma}_{n_d} = 1$, $t \in T$;

$p_{ti} := \text{norm}_t\left(\phi_{w_i t}\left(\beta \vec{\theta}_{ti} + (1-\beta)\overleftarrow{\theta}_{ti}\right)\right)$, $i = 1, \ldots, n_d$, $t \in T$;

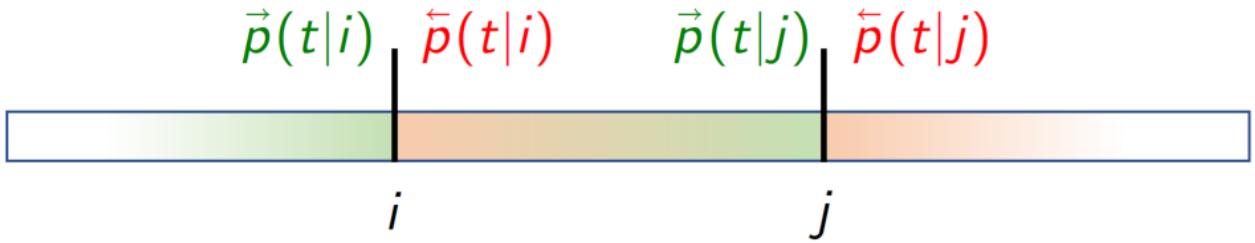
$\tilde{n}_{w_i t} := \tilde{n}_{w_i t} + p_{ti}$; $n_t := n_t + p_{ti}$, $i = 1, \ldots, n_d$, $t \in T$;

если пора обновить матрицу Φ **то**

$n_{wt} := \delta n_{wt} + \alpha \tilde{n}_{wt}$; $\tilde{n}_{wt} := 0$;

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

Использование двунаправленных векторов контекста



Через *двунаправленные тематические векторы* определяется:

- $\vec{p}(t|i)$ — тематика левого контекста терма w_i
- $\overleftarrow{p}(t|i)$ — тематика правого контекста терма w_i
- $\frac{1}{2}\left(\vec{p}(t|i) + \overleftarrow{p}(t|i)\right)$ — тематика двустороннего контекста w_i
- $p(t|i\ldots j) = \frac{1}{2}\left(\overleftarrow{p}(t|i) + \vec{p}(t|j)\right)$ — тематика сегмента $[i\ldots j]$
- $\overleftarrow{p}(t|i) \approx \vec{p}(t|j)$ — однородность тематики сегмента $[i\ldots j]$
- $\max_i \left\|\vec{p}(t|i) - \overleftarrow{p}(t|i)\right\|$ — граница i между сегментами
- при различных γ_i — короткие и длинные контексты

Гипотеза: нет ли полезной аналогии с моделями внимания?

Напоминание. Модель внимания Query–Key–Value

q — *вектор-запрос*, трансформируемый в контекстный вектор z.
Контекст задаётся последовательностью n значений с ключами:
$V = (v_1, \ldots, v_n)$ — *векторы-значения*;
$K = (k_1, \ldots, k_n)$ — *векторы-ключи*.

Модель внимания — это выпуклая комбинация векторов v_i, взвешенных по сходству их ключей k_i с запросом q:

$$z = \text{Attn}(q, K, V) = \sum_{i=1}^{n} v_i \operatorname*{SoftMax}_i \langle k_i, q \rangle$$

Модель само-внимания (self-attention) трансформирует
$X = (x_1, \ldots, x_n)$ — входные *бесконтекстные векторы* в
$Z = (z_1, \ldots, z_n)$ — выходные *контекстные векторы*:

$$z_i = \text{Attn}(W_q x_i, W_k X, W_v X),$$

где W_q, W_k, W_v — обучаемые матрицы параметров.

Vaswani et al. Attention is all you need. 2017.

BERT — Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Трансформер BERT — двунаправленный кодировщик текста, предобучаемый для решения различных задач NLP

Схема преобразования данных:

- $S = (w_1, \ldots, w_n)$ — токены входного текста
  $\downarrow$ обучение векторов (эмбедингов) токенов
- $X = (x_1, \ldots, x_n)$ — бесконтекстные векторы токенов
  $\downarrow$ многократная трансформация через само-внимание
- $Z = (z_1, \ldots, z_n)$ — контекстные векторы токенов
  $\downarrow$ дообучение на конкретную задачу
- Y — разметка текста / классификация и т.п.

Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova (Google AI Language) BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. 2019.

Dichao Hu. An introductory survey on attention mechanisms in NLP problems. 2018.

Архитектура трансформера-кодировщика

1. Добавляются позиционные векторы p_i:
$h_i = x_i + p_i, \quad H = (h_1, \ldots, h_n)$
$d = \dim x_i, p_i, h_i = 512$
$\dim H = 512 \times n$

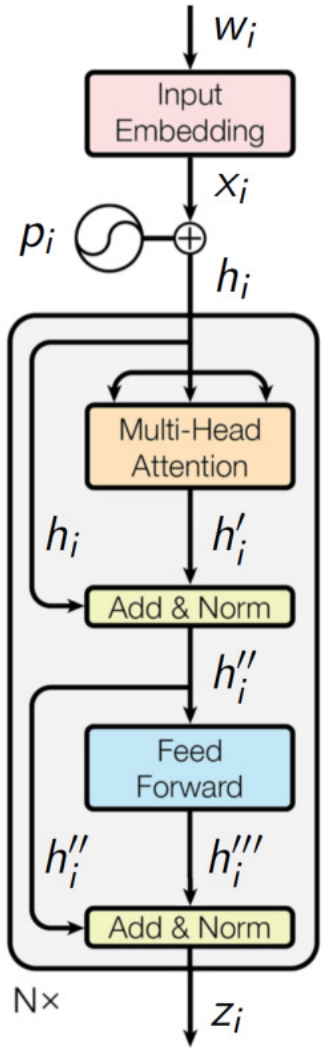
2. Многомерное само-внимание:
$h_i^j = \text{Attn}(W_q^j h_i, W_k^j H, W_v^j H)$
$j = 1, \ldots, J = 8$
$\dim h_i^j = 64$
$\dim W_q^j, W_k^j, W_v^j = 64 \times 512$

3. Конкатенация (multi-head attention):
$h'_i = \text{MH}_j(h_i^j) \equiv \left[h_i^1 \cdots h_i^J\right]$
$\dim h'_i = 512$

4. Сквозная связь + нормировка уровня:
$h''_i = \text{LN}(h'_i + h_i; \mu_1, \sigma_1)$
$\dim h''_i, \mu_1, \sigma_1 = 512$

5. Полносвязная 2х-слойная сеть FFN:
$h'''_i = W_2\,\text{ReLU}(W_1 h''_i + b_1) + b_2$
$\dim W_1 = 2048 \times 512$
$\dim W_2 = 512 \times 2048$

6. Сквозная связь + нормировка уровня:
$z_i = \text{LN}(h'''_i + h''_i; \mu_2, \sigma_2)$
$\dim z_i, \mu_2, \sigma_2 = 512$



Критерий обучения MLM (Masked Language Modeling)

Критерий маскированного языкового моделирования MLM, строится автоматически по текстам (self-supervised learning):

$$\sum_S \sum_{i \in M(S)} \ln p(w_i | i, S, W) \to \max_W,$$

где $M(S)$ — подмножество (15%) маскированных токенов из S,

$$p(w|i, S, W) = \underset{w}{\text{SoftMax}}(W_z z_i(S, W_T) + b_z)$$

— языковая модель, предсказывающая i-й токен в тексте S;
$z_i(S, W_T)$ — контекстный вектор i-го токена текста S на выходе Трансформера с параметрами W_T;
$W = (W_T, W_z, b_z)$ — все параметры языковой модели

Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova (Google AI Language)
BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. 2019.

Трасформер для генерации текста

Добавляется трасформер-декодировщих схожей архитектуры

Схема преобразования данных:

- $S = (w_1, \ldots, w_n)$ — токены входного текста
  $\downarrow$ обучаемая или пред-обученная векторизация
- $X = (x_1, \ldots, x_n)$ — бесконтекстные векторы токенов
  $\downarrow$ трансформер-кодировщик
- $Z = (z_1, \ldots, z_n)$ — контекстные векторы входных токенов
  $\downarrow$ трансформер-декодировщик
- $Y = (y_1, \ldots, y_m)$ — контекстные векторы выходных токенов
  $\downarrow$ генерация токенов по контекстным векторам
- $\tilde{S} = (\tilde{w}_1, \ldots, \tilde{w}_m)$ — токены выходного текста

Vaswani et al. (Google) Attention is all you need. 2017.

Tom B. Brown et al. (OpenAI) Language models are few-shot learners. 2020.

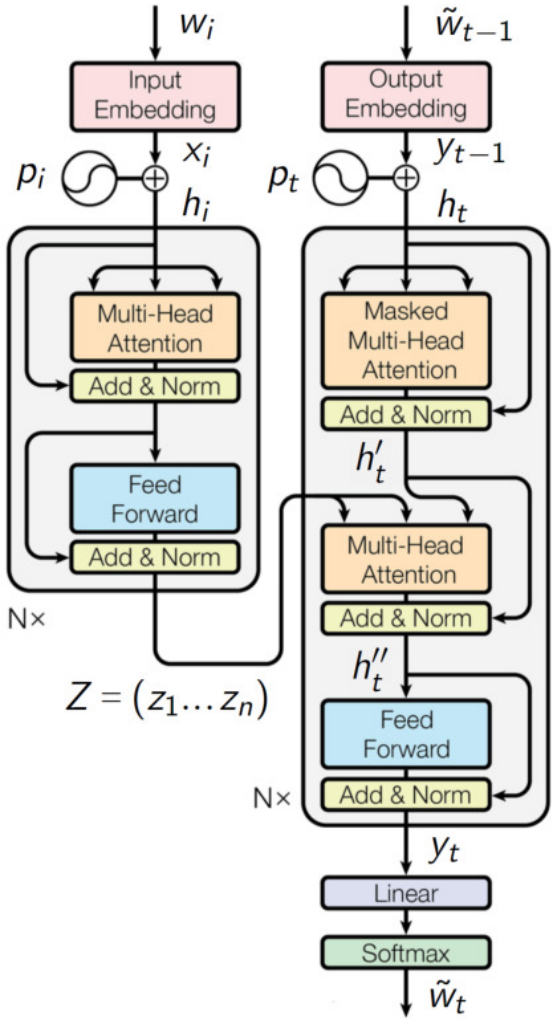
Архитектура трансформера декодировщика

$y_0 = \langle \text{BOS} \rangle$ — эмбединг символа начала;

для всех $t = 1, 2, \ldots$:

1. Маскирование «данных из будущего»:
   $h_t = y_{t-1} + p_t; \quad H_t = (h_1, \ldots, h_t)$
2. Многомерное самовнимание:
   $h'_t = \text{LN} \circ \text{MH}_j \circ \text{Attn}(W^j_q h_t, W^j_k H_t, W^j_v H_t)$
3. Многомерное внимание на кодировку Z:
   $h''_t = \text{LN} \circ \text{MH}_j \circ \text{Attn}(\tilde{W}^j_q h'_t, \tilde{W}^j_k Z, \tilde{W}^j_v Z)$
4. Двухслойная полносвязная сеть:
   $y_t = \text{LN} \circ \text{FFN}(h''_t)$
5. Линейный предсказывающий слой:
   $p(\tilde{w}|t) = \underset{\tilde{w}}{\text{SoftMax}}(W_y y_t + b_y)$

генерация $\tilde{w}_t = \arg\max_{\tilde{w}} p(\tilde{w}|t)$ **пока** $\tilde{w}_t \neq \langle \text{EOS} \rangle$



Vaswani et al. (Google) Attention is all you need. 2017.

Аналогия локализованного E-шага с моделью само-внимания

Тематический вектор локального контекста на выходе E-шага:

$$p(t|C_i, w_i) \equiv p_{ti} = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\phi_{w_i t}\theta_{ti}\right) = \underset{t\in T}{\text{norm}}\left(\sum_{u\in C_i} \phi'_{tu}\phi_{w_i t}\alpha(u|i)\right)$$

Контекстный вектор на выходе модели само-внимания:

$$z_i = \sum_{u\in C_i} W_v x_u\, \alpha(u|i) = \sum_{u\in C_i} W_v x_u \underset{u\in C_i}{\text{SoftMax}}\langle W_q x_i, W_k x_u\rangle$$

Сходство:

- вектор терма w_i трансформируется в контекстный вектор
- путём усреднения векторов ϕ'_u из контекста терма w_i,
- наиболее (семантически) схожих с вектором терма w_i.

Отличия:

- адамарово умножение вектора ϕ'_u на вектор-фильтр ϕ_{w_i};
- нет обучаемых матриц W_q, W_k, W_v как у модели внимания;
- проецирование итогового вектора на единичный симплекс.

Аналогия локализованного E-шага с моделью трансформера

Один проход документа аналогичен модели внимания:

— для каждого $d \in D$, для каждой позиции $i = 1, \ldots, n_d$ вычисляются 5 тематических векторов, связанных с термом w_i:

$\phi'_{tw_i} = \text{norm}_t(\phi_{w_i t} n_t)$ — бесконтекстный вектор терма w_i

$\vec{p}(t|i) = \vec{\theta}_{ti}$, $\overleftarrow{p}(t|i) = \overleftarrow{\theta}_{ti}$ — векторы левого и правого контекста

$\theta_{ti} = \beta \vec{\theta}_{ti} + (1-\beta)\overleftarrow{\theta}_{ti}$ — вектор двустороннего контекста

$p_{ti} = \text{norm}_t\left(\phi_{w_i t}\theta_{ti}\right)$ — контекстный вектор терма

Несколько таких проходов аналогичны трансформеру:

— контекстный вектор терма $p_{ti} = p(t|i)$ с предыдущего прохода используется вместо его бесконтекстного вектора $\phi'_{tw_i} = p(t|w_i)$

— L таких итераций аналогичны проходу L блоков внимания

Онлайновый EM с многопроходным локализованным E-шагом

Вход: коллекция, число тем $|T|$, параметры L, β, $\vec{\gamma}_i$, $\overleftarrow{\gamma}_i$, α, δ;
Выход: матрица Φ, векторы термов документов p_{ti};
инициализация: $n_{wt} := 0$; $\tilde{n}_{wt} := 0$; $n_t := 1$; $\phi_{wt} :=$ random;
для всех документов $d \in D$

$p_{ti} := \text{norm}_t(\phi_{wt} n_t)$;
для всех $l = 1, \ldots, L$ (аналог L блоков внимания)

$\vec{\theta}_{ti} := \vec{\gamma}_i\, p_{ti} + (1-\vec{\gamma}_i)\, \vec{\theta}_{t,i-1}, \quad i = 1, \ldots, n_d, \quad \vec{\gamma}_1 = 1;$

$\overleftarrow{\theta}_{ti} := \overleftarrow{\gamma}_i\, p_{ti} + (1-\overleftarrow{\gamma}_i)\, \overleftarrow{\theta}_{t,i+1}, \quad i = n_d, \ldots, 1, \quad \overleftarrow{\gamma}_{n_d} = 1;$

$p_{ti} := \text{norm}_t\big(\big(\beta \vec{\theta}_{ti} + (1-\beta)\overleftarrow{\theta}_{ti}\big) p_{ti}/n_t\big)$;

$\tilde{n}_{w_i t} := \tilde{n}_{w_i t} + p_{ti}$; $n_t := n_t + p_{ti}$;
если пора обновить матрицу Φ **то**

$n_{wt} := \delta n_{wt} + \alpha \tilde{n}_{wt}$; $\tilde{n}_{wt} := 0$;

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

Открытые проблемы и постановки задач

- надо ли исключать p_{ti} позиции i из контекстов $\vec{\theta}_{ti}$, $\overleftarrow{\theta}_{ti}$?
- какие другие варианты $\alpha(u|i)$ кроме скользящих средних?
- как выбрать вес β левого контекста?
- правильно ли подставлять p_{ti}/n_t вместо $\phi_{w_i t}$ на E-шаге?
- имеет ли смысл увеличивать число проходов L?

- как (и нужно ли) параметризовать модель внимания?
- как обучать её параметры, разные для разных проходов?
- как (и нужно ли) ввести аналог многих голов внимания?

- слишком много эвристических преобразований сделано... мы всё ещё решаем исходную оптимизационную задачу?
- действительно ли на E-шаге можно подвергать $p(t|d, w_i)$ всяким модификациям, почему и в каких пределах?

Резюме

- Работает ли такая тематическая модель внимания?
- Возможны ли другие тематические модели внимания?
  (есть много попыток объединять тематические модели
  с нейросетевыми моделями языка, attention, transformer)
- Механизмы учёта порядка слов в ARTM:
  — модели n-грамм, коллокаций, словосочетаний
  — модели сочетаемости пар слов: BitermTM, WNTM
  — линейная однопроходная тематизация документов
  — многопроходная тематизация (аналог трансформера)
  — регуляризация E-шага
  — модели предложений или сегментоидов
  — тематическая сегментация: модель TopicTiling

Rob Churchill, Lisa Singh. The Evolution of Topic Modeling. 2022

He Zhao et al. Topic Modelling Meets Deep Neural Networks: A Survey. 2021

Xiaobao Wu, Thong Nguyen, Anh Tuan Luu. A Survey on Neural Topic Models: Methods, Applications, and Challenges. 2023

Tian Tian et al. Attention-based Autoencoder Topic Model for Short Texts. 2019

Shuangyin Li et al. Recurrent Attentional Topic Model. 2017

Напоминание. 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 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.

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

Исследовательское задание (работа над открытой проблемой)

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 №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 ККТ или основную лемму.

3. (более творческое задание)
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. Заменим log другой монотонно возрастающей функцией μ:

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

Как изменится EM-алгоритм? Возможно ли подобрать функцию μ так, чтобы сократился объём вычислений?

5. Заменим log 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?

6. Какому регуляризатору соответствует формула M-шага

$$\phi_{wt} = \operatorname*{norm}_{w}\left(n_{wt}[n_{wt} > \gamma n_t]\right)$$

Теоретическое задание к лекции №2

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 $t \in T_-$.

7. Предложите регуляризаторы для этого.

8. 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?

9. Предложите способ инициализации Φ для новой модели.

Теоретическое задание к лекции №3

10. 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 M-шага для матрицы Ψ.

11. Предложите способ гарантировать, что если родительская тема t получает только одну дочернюю s, то она переходит в неё целиком и как распределение: $p(w|s) = p(w|t)$.

12. 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 $p(s|t)p(t) = p(t|s)p(s)$.

Теоретическое задание к лекции №9

15. Выведите EM-алгоритм с локализованным E-шагом (слайд 15) для локализованной тематической модели. Какие переменные удобнее оставить в модели, ϕ_{wt} или ϕ'_{tw}?

16. Предложите параметризацию для тематической модели внимания (слайд 25). Используя «основную лемму», получите уравнения для новых параметров модели.