Вероятностные тематические модели на основе данных о со-встречаемости слов

Михаил Солоткий

Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова
Факультет вычислительной математики и кибернетики
Кафедра математических методов прогнозирования

Выпускная квалификационная работа бакалавра

Научный руководитель — д.ф-м.н. Воронцов К. В.

Москва 2019 г.

Тематическое моделирование, модель PLSA

Тематическое моделирование — один из подходов к статистическому анализу текстов.

Дано: коллекция текстовых документов D, словарь токенов W, счётчики вхождения токенов в документы n_{dw}. Каждый токен в каждом документе описывается некоторой скрытой темой $t \in T$.

Найти: вероятностные распределения $\Phi = \mathrm{P}(w|t)$, $\Theta = \mathrm{P}(t|d)$ методом максимального правдоподобия:

$$\frac{n_{dw}}{\sum_w n_{dw}} \approx \mathrm{P}(w|d) = \sum_{t \in T} \mathrm{P}(w|t)\,\mathrm{P}(t|d)$$

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

Hofmann T., 1999: Probabilistic latent semantic analysis

Аддитивная регуляризация тематических моделей

APTM — один из подходов к регуляризации log-правдоподобия:

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

- Желаемые свойства полученных тем можно формализовать в виде регуляризаторов $R_i(\Phi,\Theta)$
- Можно оптимизировать EM-алгоритмом

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

Меры качества тематических моделей

- Перплексия:

$$\mathcal{P}(D) = \exp\left(-\frac{1}{n}\sum_{d\in D}\sum_{w\in d} n_{wd}\ln \mathrm{P}(w|d)\right)$$

- Средняя (по темам) когерентность:

$$C = \frac{1}{|T|}\frac{2}{m(m-1)}\sum_{t\in T}\sum_{i=1}^{m-1}\sum_{j=i+1}^{m}\mathrm{SPPMI}_k(w_{ti}, w_{tj})$$

SPPMI (Shifted Positive Pointwise Mutual Information):

$$\mathrm{PMI}(w_i, w_j) = \ln\frac{\mathrm{P}(w_i, w_j)}{\mathrm{P}(w_i)\,\mathrm{P}(w_j)}$$

$$\mathrm{SPPMI}_k = \max(0, \mathrm{PMI}(w_i, w_j) - \ln k)$$

Обоснование PMI как меры интерпретируемости тем

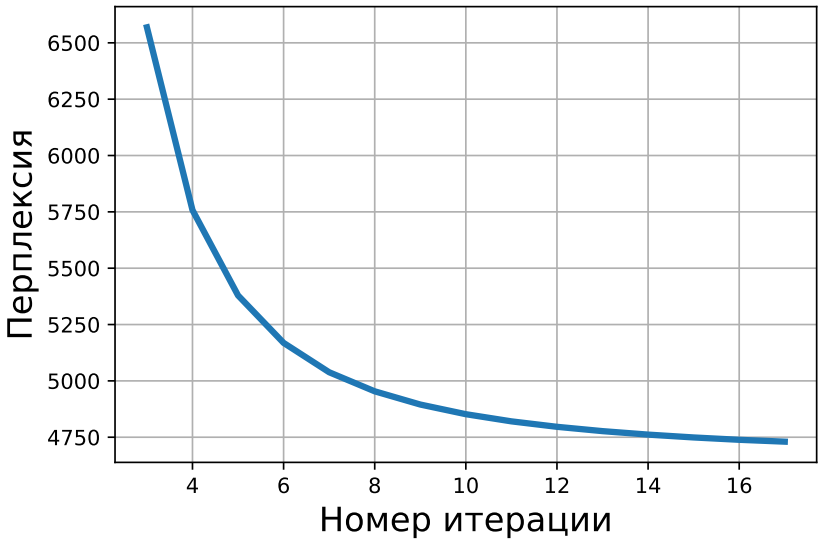
Newman et al показали, что средняя PMI хорошо коррелирует с человеческими оценками интерпретируемости.

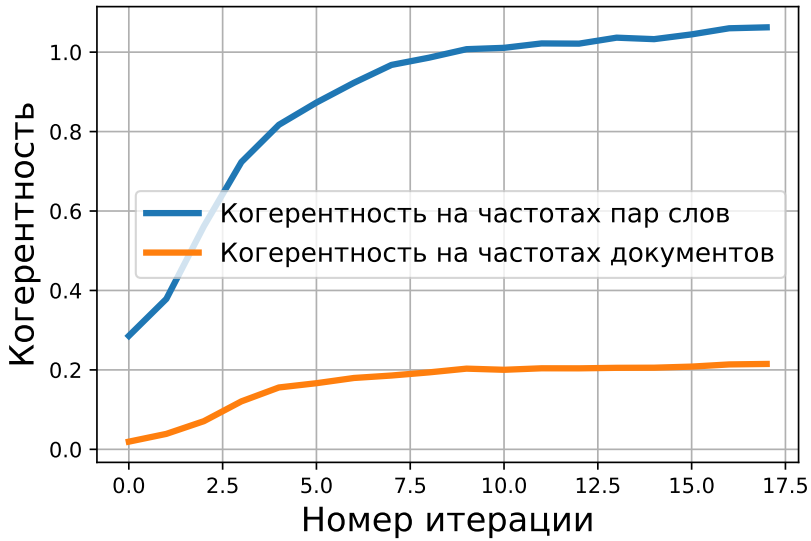
Resource	Method	Median	Mean
WordNet	HSO	0.15	0.59
	JCn	-0.2	0.19
	LCh	-0.31	-0.15
	Lesk	0.53	0.53
	Lin	0.09	0.28
	Path	0.29	0.12
	Res	0.57	0.66
	Vector	-0.8	0.27
	WuP	0.41	0.26
Wikipedia	RACO	0.62	0.69
	MiW	0.68	0.70
	DocSim	0.59	0.60
	PMI	**0.74**	**0.77**
Google	Titles	0.51	
	LogHits	-0.19	
Gold-standard	IAA	0.82	0.78

Newman, D., Lau, J.H., Grieser, K., Baldwin, T., 2010: Automatic evaluation of topic coherence

Обучение PLSA, рост когерентности

Обучение модели PLSA на коллекции статей журнала «NY Times»





- Перплексия падает, она явно минимизируется
- Когерентность растёт, но явно она нигде в функционале не участвует

Цели и задачи

- Придумать и реализовать эффективный алгоритм подсчёта статистики со-встречаемости по большим коллекциям
- Сравнить разные статистики со-встречаемостей по качеству построенных тематических моделей
- Показать, что можно без серьёзного ухудшения перплексии существенно увеличивать когерентность модели

Вероятность совместной встречаемости токенов

Со-встречаемость пар токенов:

$$n_{uv} = \sum_{d=1}^{|D|} \sum_{i=1}^{n_d} \sum_{j=1}^{n_d} [0 < |i-j| \leq k][w_{di} = u][w_{dj} = v]$$

$$n_u = \sum_{v \in W} n_{uv} \qquad n_v = \sum_{u \in W} n_{uv}$$

$$n = \sum_{(u,v) \in W^2} n_{uv}$$

$$\mathrm{PMI}(u,v) = \ln \left[\frac{n_{uv} n}{n_u n_v} \right]$$

Вероятность совместной встречаемости токенов

Документная со-встречаемость:

$$n_{uv} = \left| \left\{ d \in D \,\middle|\, \exists\, (i,j) : w_{di} = u,\ w_{dj} = v,\ 0 < |i-j| \leq k \right\} \right|$$

n_u — количество документов, в которых встретился токен u

n_v — количество документов, в которых встретился токен v

n — количество документов всего

$$\mathrm{PMI}(u,v) = \ln \left[\frac{n_{uv}\, n}{n_u\, n_v} \right]$$

Регуляризатор когерентности

$$R(\Phi) = -\sum_{t \in T} n_t \, \mathrm{KL}\big(\hat{\mathrm{P}}(u|t) \,||\, \phi_{ut}\big)$$

По формуле полной вероятности:

$$\hat{\mathrm{P}}(u|t) = \sum_{v \in W} \mathrm{P}_{cooc}(u|v)\, \mathrm{P}(v|t)$$

Формула M-шага:

$$\phi_{wt} = \underset{w \in W}{\mathrm{norm}}\Big(n_{wt} + \tau \sum_{v \in W \setminus w} \mathrm{P}_{cooc}(u|v)\, n_{vt}\Big)$$

Vorontsov, K., Potapenko, A.: Additive regularization of topic models. Machine Learning 101(1), 303–323 (2015)

Алгоритм сбора статистики со-встречаемостей

3 этапа:

1. Обработка входной коллекции:
   - Загрузка в оперативную память *batch_size* документов
   - Параллельная обработка
   - Сохранение статистики со-встречаемостей по пакетам во внешнюю память в отсортированном формате
2. Слияние файлов с помощью k-Way Merge
   - Если файлов слишком много, многошаговое слияние
3. Вычисление PMI

Реализован в библиотеке тематического моделирования BigARTM

Время работы: $\mathcal{O}\big(|D| + |W|^2\big)$
Оперативная память: $\mathcal{O}\big(1\big)$
Внешняя память: $\mathcal{O}\big(|D| \log |D|\big)$

---

https://github.com/bigartm/bigartm

Эксперимент на корпусе Википедии

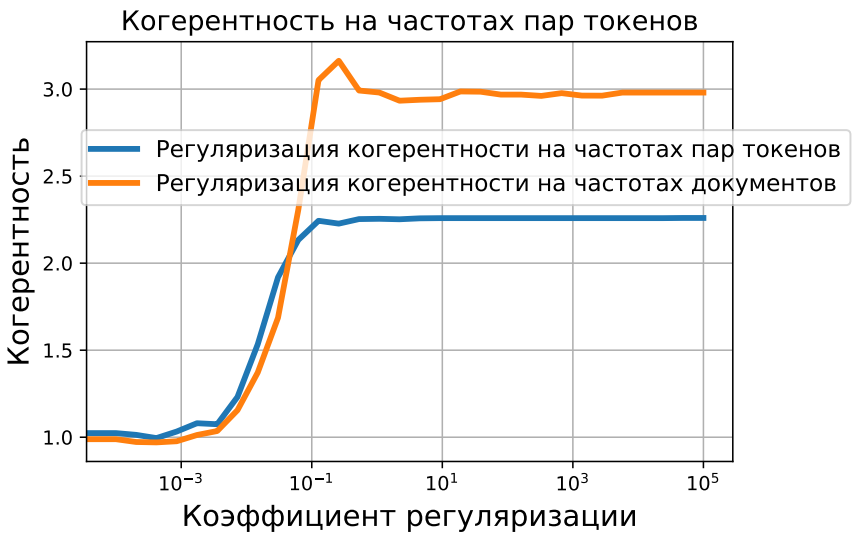
Обработка полного текста англоязычной Википедии:

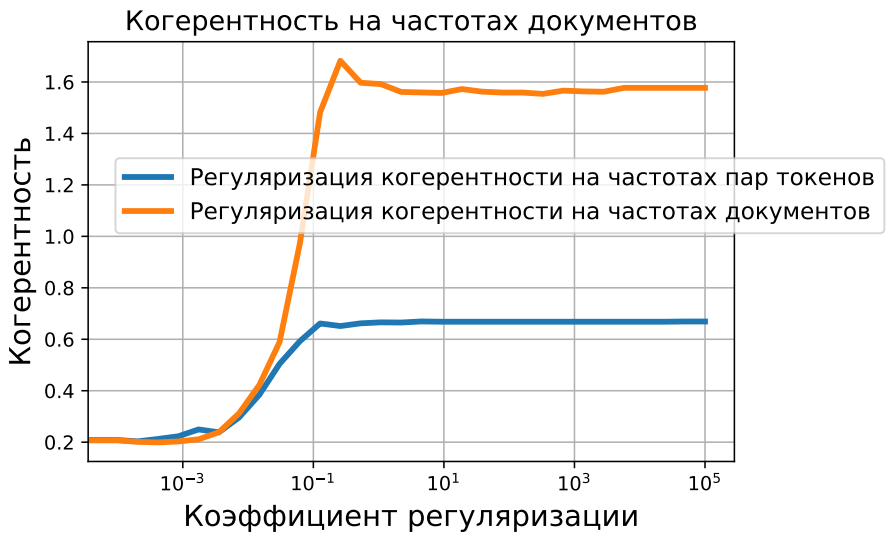
- $\approx$ 20 Гб текста
- $\approx$ 8.5 млн статей
- $\approx$ 8.2 млн уникальных токенов
- $\approx$ 3.8 млрд токенов всего
- $window\_width = 10$

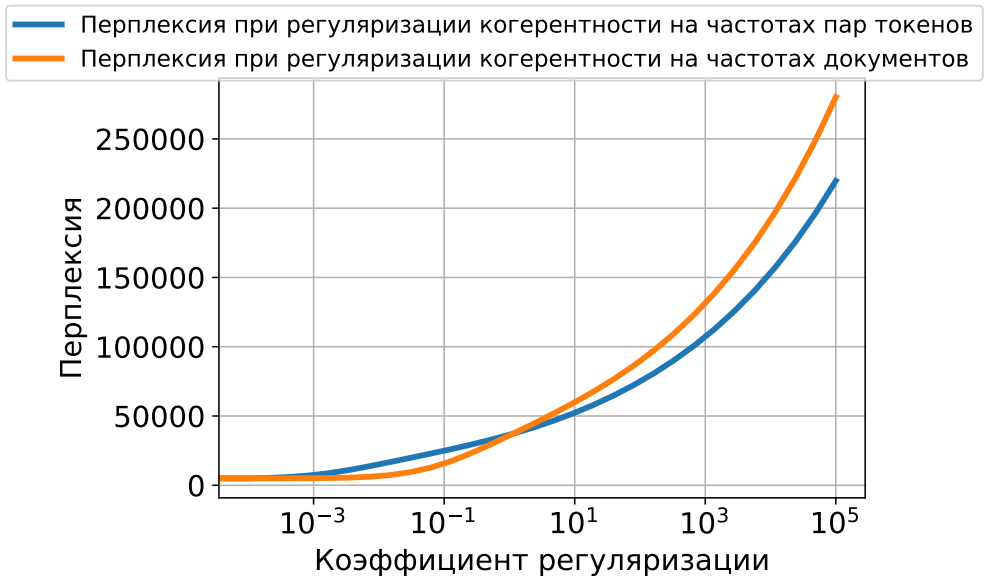
В результате:

- время работы: 4 часа 18 минут на ноутбуке с 8-ядерным процессором
- около 130 Гб занимают промежуточные файлы

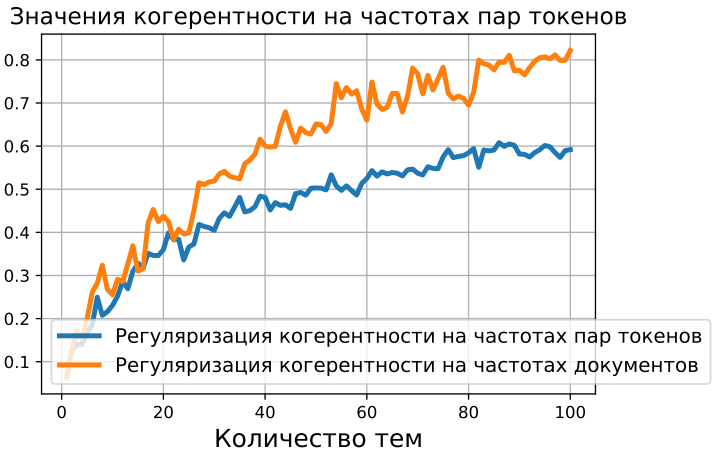
KL-регуляризатор, разные типы когерентности

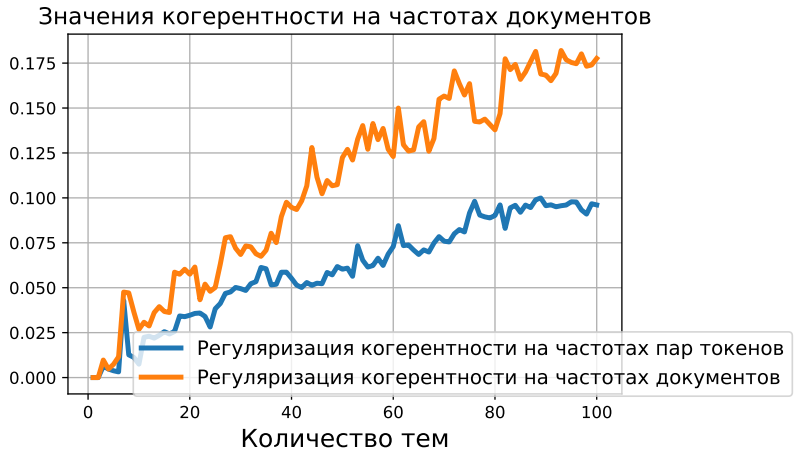






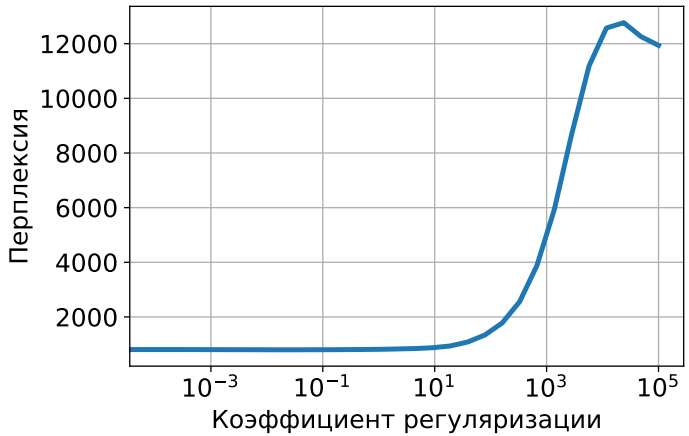
Зависимость когерентности от количества тем





Эксперимент с регуляризацией когерентности

1. Регуляризация когерентности на частотах документов
2. Экспоненциальное уменьшение коэффициента регуляризации
3. Достаточно большое число тем



Возможные применение данных со-встречаемости в BTM

- Измерение когерентности тематической модели
- Регуляризаторы когерентности
- Модель битермов BitermTM
- Модель WNTM (Word Network Topic Model)

Xiaohui Yan, Jiafeng Guo, Yanyan Lan, Xueqi Cheng. A Biterm Topic Model for Short Texts. WWW 2013.

Yuan Zuo, Jichang Zhao, Ke Xu. Word Network Topic Model: a simple but general solution for short and imbalanced texts. 2014.

A.Potapenko, A.Popov, K.Vorontsov. Interpretable probabilistic embeddings: bridging the gap between topic models and neural networks. AINL-6, 2017.

Результаты, выносимые на защиту

- Предложен метод повышения когерентности тематических моделей и исследованы условия его применимости
- Предложен и реализован эффективный параллельный пакетный алгоритм для вычисления статистики совместной встречаемости токенов в больших текстовых коллекциях