

# Построение иерархической модели крупной конференции

Александр Сергеевич Златов

Московский физико-технический институт  
Факультет управления и прикладной математики  
Кафедра интеллектуальных систем

Научный руководитель: д.ф.-м.н. В. В. Стрижов  
Консультант: А. А. Кузьмин

29.06.2016.г

## Цель

- Построение тематической модели конференции и верификация экспертной модели.

## Задача

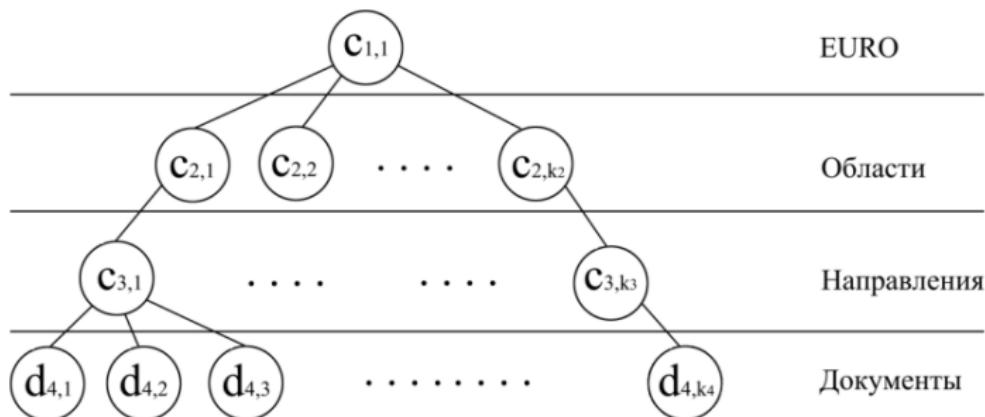
- Построить иерархическую тематическую модель крупной конференции по экспертной модели.

## Метод

- Существующий метод DPM адаптируется для плоской кластеризации тезисов крупной конференции.
- На основании плоского метода строится дивизимный иерархический алгоритм кластеризации.

# Структура крупной конференции

Структура крупной конференции на примере EURO



- ① Ee-Peng Lim, Arindam Banerjee, Qi He, Kuiyu Chang. Keep it simple with time: A re-examination of probabilistic topic detection models. 2009.
- ② Tu Z. Probabilistic boosting-tree: Learning discriminative models for classification, recognition, and clustering // Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on. – IEEE, 2005.
- ③ Kuzmin A.A., Aduenko A.A., Strijov V.V. Thematic Classification for EURO/IFORS Conference Using Expert Model // Conference of the International Federation of Operational Research Societies, 2014.

## Постановка задачи

Матрица  $\mathbf{X}$  содержит описания документов  $d_s$  из коллекции  $D$ . Слово  $x_j$  из словаря  $W$  в документе  $d_s$   $k$  раз:  $x_{s,j} = k$ ,  $k \geq 0$

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{|D|,1} & \dots & x_{|D|,n} \end{pmatrix}.$$

Процент правильно классифицированных документов на уровне  $\ell$ :  $S_\ell = \frac{1}{k_\ell} \sum_{i=1}^{k_\ell} [c_{\ell i} = \tilde{c}_{\ell i}]$ . Ставится задача  $S \rightarrow \max$ .

### Дополнительные критерии качества

- Качество по релевантности экспертного кластера:

$$Q = \frac{1}{|D|} \sum_{j=1}^{|D|} \text{pos}(R(\mathbf{x}_j), \tilde{c}_{\ell i}).$$

- Площадь под кривой AUC:

$$AUC = \frac{1}{k_\ell |D|} \sum_{i=1}^{k_\ell} \#\text{pos}(R(\mathbf{x}_j), \tilde{c}_{\ell i}) \leq i.$$

# Основные типы алгоритмов текстовой кластеризации

Тип моделей	Документ	Тема	Пример алгоритма
Жесткие	вектор	вектор	$k$ -means
Описательно-вероятностные	вектор	вероятность	DPM
Смеси	вектор	распределение	mixture of Gaussian, vMF
Вероятностные	распределение	распределение	LDA

# Разделяющая вероятностная модель (DPM)

Пусть  $W$  - весь словарь, а  $F$  - словарь информативных слов.

Пусть для кластера  $c_{\ell i}$ , документа  $\mathbf{x}$  и слова  $x$ :

$$p(c_{\ell i}, \mathbf{x}|x) = p(c_{\ell i}|x)p(\mathbf{x}|x), \text{ т.е. } p(c_{\ell i}, \mathbf{x}|\mathbf{x}) = p(c_{\ell i}|x).$$

Тогда искомая вероятность

$$\begin{aligned} P(c_{\ell i}|\mathbf{x}) &= \sum_{x \in W} P(c_{\ell i}, x|\mathbf{x})P(x|\mathbf{x}) = \\ &\sum_{x \in F} P(c_{\ell i}, x|\mathbf{x})P(x|\mathbf{x}) + \sum_{x \in W \setminus F} P(c_{\ell i}, x|\mathbf{x})P(x|\mathbf{x}) = \\ &\sum_{x \in F} P(c_{\ell i}|x)P(x|\mathbf{x}) + P(c_{\ell i}|\mathbf{x}) \sum_{x \in W \setminus F} P(x|\mathbf{x}). \end{aligned}$$

Положим для каждого документа  $\sum_{x \in W \setminus F} P(x|\mathbf{x}) = R$ , тогда

$$P(c_{\ell i}|\mathbf{x}) = \frac{1}{1-R} \sum_{x \in F} P(c_{\ell i}|x)P(x|\mathbf{x}).$$

# Алгоритм DPM

Полученное выражение можно переписать в виде:

$$P(c_{\ell i}|\mathbf{x}) = \frac{1}{1-R} \sum_{x \in F} \frac{P(x|c_{\ell i})P(c_{\ell i})}{\sum_{c_{\ell j} \in C} P(x|c_{\ell j})P(c_{\ell j})} P(x|\mathbf{x}).$$

Оценки для величин в данном выражении:  $P(x|\mathbf{x}) = \frac{x}{\|\mathbf{x}\|}$ ,

$$P(c_{\ell j}) = \frac{N(c_{\ell j})}{N}, \quad P(x|c_{\ell j}) = \frac{1}{N(c_{\ell j})} \sum_{\mathbf{x}' \in c_{\ell j}} P(x|\mathbf{x}').$$

Введем обозначения  $\text{TF}'(w_i, d) = \frac{x_i}{\|\mathbf{x}\|}$ ,  $\text{IDF}'(w_i) = \sqrt{\frac{N}{\sum_{\mathbf{x} \in D} \frac{x_i}{\|\mathbf{x}\|}}}$

и перейдём к представлению документа  $x_i = \text{TF}'(x_i, d) \cdot \text{IDF}'(x_i)$ .

Документ  $\mathbf{x}$  принадлежит кластеру  $c_{\ell i}$  с вероятностью

$$P(c_{\ell i}|\mathbf{x}) = \frac{1}{1-R} \cdot \frac{N(c_{\ell i})}{N} \mathbf{x}^T \mathbf{c}_{\ell i}, \quad \mathbf{c}_{\ell i} = \frac{1}{N(c_{\ell i})} \cdot \sum_{\mathbf{x}' \in c_{\ell i}} \mathbf{x}'.$$

**Шаг 1.** Пересчитываем центры кластеров

$$\mathbf{c}_{\ell i} = \frac{1}{N(c_{\ell i})} \cdot \sum_{\mathbf{x}' \in c_{\ell i}} \mathbf{x}'.$$

**Шаг 2.** Рассчитываем новые вероятности  $P^{\text{new}}(c_{\ell i} | \mathbf{x})$  по старым  $P(c_{\ell i} | \mathbf{x})$  и  $\mathbf{c}_{\ell i}$

$$P^{\text{new}}(c_{\ell i} | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 - R} \cdot \frac{N(c_{\ell i})}{N} \mathbf{x}^T \mathbf{c}_{\ell i}, \quad \text{где} \quad N(c_{\ell i}) = \sum_{\mathbf{x} \in c_{\ell i}} P(c_{\ell i} | \mathbf{x}).$$

**Шаг 3.** Присваиваем вероятности для документов из обучающей выборки по правилу

$$P(c_{\ell i} | \mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{при } c_{\ell i} = \tilde{c}_{\ell i}, \\ 0 & \text{при } c_{\ell i} \neq \tilde{c}_{\ell i}. \end{cases}$$

**IDPM и nDPM.** Данные алгоритмы позволяют снизить влияние величины кластера в формуле для  $P(c_{\ell i}|\mathbf{x})$ .

На Шаге 2 алгоритма IDPM используется формула

$$P^{\text{new}}(c_{\ell i}|\mathbf{x}) = \frac{1}{1-R} \cdot \frac{\ln N(c_{\ell i})}{N} \mathbf{x}^T \mathbf{c}_{\ell i}.$$

На Шаге 2 алгоритма nDPM используется формула

$$P^{\text{new}}(c_{\ell i}|\mathbf{x}) = \frac{1}{1-R} \cdot \frac{1}{N} \mathbf{x}^T \mathbf{c}_{\ell i}.$$

**hDPM.** Для иерархической кластеризации алгоритм DPM запускается для второго уровня иерархии ( $\ell = 2$ ). После чего для каждого кластера запускается аналогичный алгоритм DPM, разделяющий документы уже по кластерам третьего уровня и так далее.

# Построение модели конференции EURO

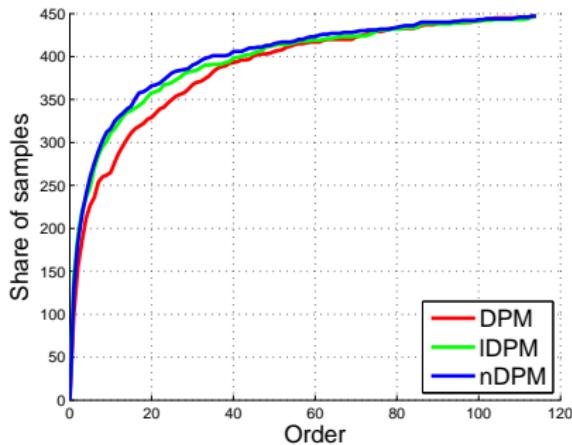
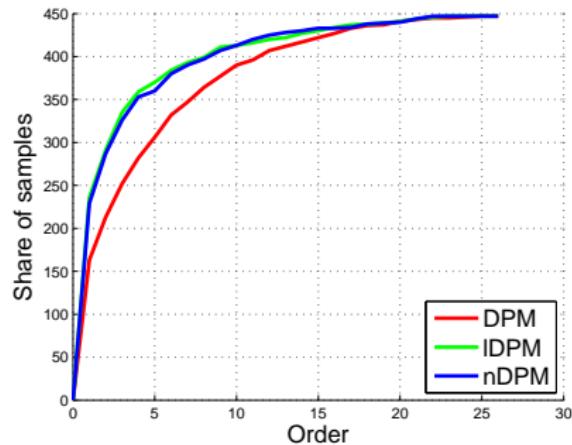
Сравнивалась работа алгоритмов DPM, IDPM и hDPM на наборе тезисов конференции EURO. Выборка состоит из 1342 тезисов. Объем словаря  $n = 3479$  слов. Структура конференции: 26 областей и 114 направлений.

	DPM		IDPM		hDPM	
	область	напр.	область	напр.	область	напр.
S, %	$35,6 \pm 2,1$	$24,0 \pm 1,8$	<b><math>53,1 \pm 2,1</math></b>	<b><math>33,8 \pm 1,6</math></b>	$51,9 \pm 1,8$	$30,6 \pm 1,8$
Q	$4,79 \pm 0,27$	$16,17 \pm 1,25$	<b><math>3,35 \pm 0,16</math></b>	$13,89 \pm 1,02$	$3,42 \pm 0,18$	<b><math>12,79 \pm 1,02</math></b>
AUC	$0,85 \pm 0,04$	$0,87 \pm 0,05$	<b><math>0,91 \pm 0,05</math></b>	$0,89 \pm 0,05$	$0,91 \pm 0,05$	<b><math>0,90 \pm 0,05</math></b>

Иерархический выриант IDPM позволил улучшить плоский алгоритм.

	IDPM	hDPM
S, %	$33,8 \pm 1,6$	<b><math>35,2 \pm 1,6</math></b>

# Качество модели



Верхние огибающие AUC.

# Классификация сайтов индустриальной тематики

Сравнивалась работа алгоритмов DPM, IDPM и nDPM на наборе сайтов индустриальной промышленности. Выборка состояла из 1076 тезисов. Объем словаря  $n = 20278$  слов. Структура: 11 областей и 77 направлений.

S, %	DPM		IDPM		nDPM	
	область	напр.	область	напр.	область	напр.
29.25±1,48	24.21±1,27	<b>65.41±2,36</b>	<b>49.06±1,87</b>	64.78±2,34	48.11±1,62	

Иерархический выриант IDPM на этих данных работает хуже, чем плоский алгоритм.

	IDPM	hDPM
S, %	<b>49.06±2,1</b>	48.70±2,0

## Заключение

- Построена модель конференции по адаптированным алгоритмам DPM.
- Снижение влияния величины кластера позволило повысить качество построения модели по сравнению с оригинальным DPM.
- Дивизимный иерархический алгоритм на основании плоского алгоритма увеличил качество построенной модели.

## Публикации

- Златов А. С., Кузьмин А. А. // Построение иерархической тематической модели крупной конференции // Искусственный интеллект и принятие решений, 2016.  
(Подана в журнал)