Expert finding and expertise retrieval
Поиск экспертов и извлечение компетенций

Николай Карпов
НИУ ВШЭ Нижний Новгород
nkarpov@hse.ru

Поиск экспертов и извлечение компетенций

Задачи не имеют четкой постановки, так как существуют различные определения, что такое компетенции.

- В одних работах это область интересов человека (+ уровень компетентности в каждой)
- В других это навыки человека (что конкретно умеет делать, выражается отглагольным существительным)

Что часто понимают под компетенциями

- Область знания (управление рисками, формальная логика)
- Инструментальное средство (среда SPSS, пакет Matlab)
- Модель, теория, понятие (модель Эрроу-Дебре, дефлятор ВВП)
- Умение, навык (обработка древесины, разработка под iOS)

Источники

- Balog, K and others: Expertise Retrieval, (2012). State-of-the-Art overview
- TREC Enterprise Track [Balog et al., 2008]
- Expert finding on DBLP data [Deng et al., 2008]
- Fang, H., Zhai, C.: Probabilistic models for expert finding. Advances in Information Retrieval. (2007).
- Serdyukov, P., Hiemstra, D.: Modeling documents as mixtures of persons for expert finding. (2008).
- Fomichov, V.: Semantics-Oriented Natural Language Processing (2009).
- Wei, X., Croft, W.B.: LDA-based document models for ad-hoc retrieval. (2006).
- Momtazi, S., Naumann, F.: Topic modeling for expert finding using latent Dirichlet allocation, (2013).
- Baroni, M., Lenci, A.: Distributional memory: A general framework for corpus-based semantics, (2010).
- Thomas L. Griffiths, Mark Steyvers: Finding scientific topics, (2004).
- Thomas Minka, John Lafferty: Expectation-propagation for the generative aspect model. (2002).

Поиск экспертов и извлечение компетенций

Поиск экспертов

- Дано: компетенции
- Найти: эксперта удовлетворяющего требованиям

Извлечение компетенций

- Дано: эксперт и результат его деятельности
- Найти: какими компетенциями обладает эксперт

Извлечение компетенций. Приложения

- Системы управления компетенциями
  - Управления знаниями на предприятии
  - Составление профиля сотрудника
- Выбор рецензента для проекта или статьи
- Рекомендательные системы для выбора
  - работы
  - претендента
  - веб сайтов, блогов, статей

Извлечение компетенций – сложная задача

Извлечение компетенций

- Kivimki I., Panchenko A., Dessy A., Verdegem D., Francq P., Bersini H. and Saerens M. "A Graph-Based Approach to Skill Extraction from Text". In Proceedings of the 8thWorkshop TextGraphs-8 Graph-based Methods for Natural Language Processing. EMNLP 2013: Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Seattle, USA, October 18-21, 2013
- http://aclweb.org/anthology/W/W13/W13-5011.pdf
- Слайды Alexander Panchenko www.slideshare.net/alexanderpanchenko/presentations

Извлечение компетенций

Цель работы системы:

- Сопоставить профессиональные компетенции с людьми на основе текстов, которые те пишут (электронная почта, блоги, форумы, статьи и так далее).

Инструменты:

- Список компетенций извлеченный из LinkedIn.
- Компетенции связанные ссылками со страницами Википедии.

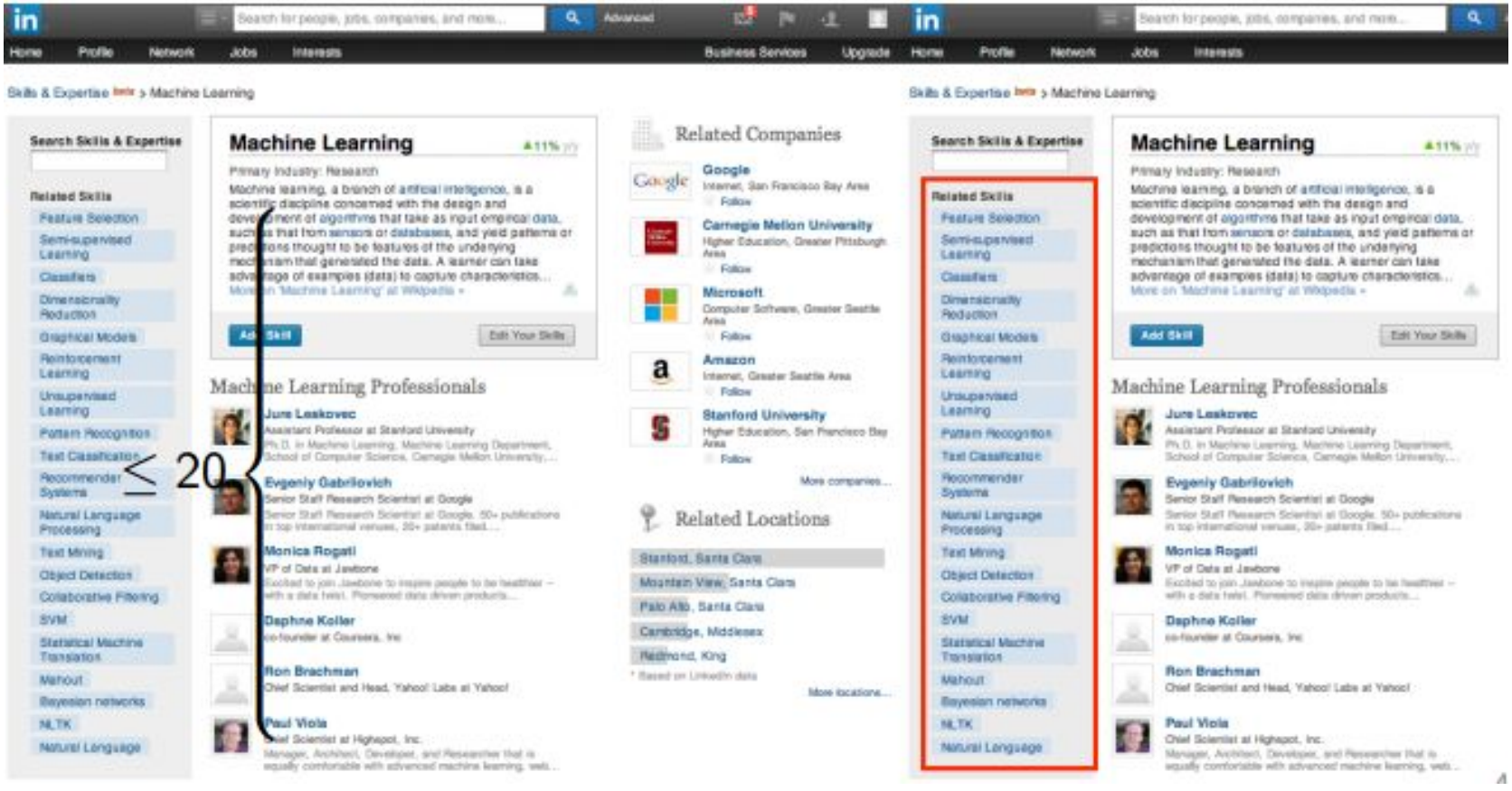
Метод:

- 1 Найти страницу Википедии релевантную входному документу
- 2 Использовать активизацию широкой сети на сети ссылок Википедии, чтобы найти компетенции, близкие или центральные для релевантных страниц.

Извлечение компетенций системой Elisit

- Исследуется извлечение компетенций из текста, то есть ассоциация компетенций с текстовым документом.
- Что тут называется компетенциями? То, что называется «Skills» в системе Linkedin
- Метод: Нахождение страницы Wikipedia релевантной профилю и Spreading activation на сети ссылок между страницами

Оценка работы системы



Производится оценка того, на сколько хорошо система находит компетенции, отмеченные в LinkedIn

Оценка работы системы

VSM	Pre@5	Pre@10	R-Pre	Rec@100
TF-IDF	**0.231**	**0.214**	0.190	0.516
LogEntropy	0.216	0.212	**0.193**	**0.525**
LogEnt + LSA	0.180	0.181	0.163	0.491
LogEnt + LDA	0.193	0.174	0.159	0.470

Например, если брать топ 5 наиболее часто активируемых компетенций (из 27000) встречаются 1-2 релевантные компетенции из <=20 отмеченных.

Поиск экспертов

Человек может сам может не знать до конца своих способностей

Профилеориентированный метод

- Формируется профиль эксперта, объединяющий все написанные им тексты
- По профилю строится языковая модель персоны
- Кандидат представляется в виде многомерной функции распределения терминов в словаре.
- По входному запросу определяется наиболее вероятная модель персоны, для генерации запроса

Поиск экспертов

Candidate Generation Models

$$P(e/Q) = \sum_d P(e,d/Q) = \sum_d P(e/d,Q)P(d/Q)$$

P(d|q) – вероятность на сколько документ d релевантен запросу *q*

$$P(d/Q) = \frac{P(Q/d)P(d)}{P(Q)} \propto P(Q/d) = \prod_{q \in Q} P(q/d)^{n(q,Q)}$$

$$P(e|D) = \frac{a(e,D)}{\sum_{i=1}^{m} a(e_i,D)}, \qquad (3)$$

Использование семантического анализа для поиска специалистов

- Semantics-Oriented Natural Language Processin. Vladimir A. Fomichov (2012)
- Usage of Semantic Analysis of Texts for Finding Specialists with Required Competencies. Igor V. Zakhlebin (2014)
- Используется профиле-ориентированный подход

Использование семантического анализа для поиска специалистов

- Предложен метод семантического поиска специалистов по набору составленных ими текстов
- В систему загружаются тексты: анкеты, резюме, проф. переписка, статьи и т.п.
- Для поиска пользователь вводит запрос определенной структуры (прил + сущ, сущ + сущ,)
- Система ищет специалистов, у которых в связанных с ними текстах присутствуют релевантные словосочетания. Чем большему числу критериев удовлетворяет специалист, тем выше он располагается в ранжировании.

Построение семантического представления (СП)

- Выделение морфологических признаков и лексемы
- К существительным применяется лексико-семантический словарь
- По начальной форме сопоставляются семантические значения (sem) и набор характеристик или сортов (st)

Lec	Sem	St_1 … St_k

- К существительным применяется семантико-синтаксические шаблоны. Prep – предлог, Grc – падеж Rel – отношение.

Prep	St_1	St_2	Grc	Rel

В результате выполнения алгоритма формируется СП фрагмента текста – ориентированное дерево, в вершинах которых находятся Sem и ребра заданы Rel. (Триплеты Sem Rel Sem)

Пример построения семантического представления (СП)

lec	sem	sr2
Программист	программирование	ints, progr
Разработчик	программирование	ints, progr
Разработка	программирование	progr

Prep	sr1	sr2	grc	rel	ex
-	tool	progr	1	Сфера	C++ программист
под	progr	tool	1	Сфера	Программирование на C++

Документоориентированный метод

- Входной запрос сравнивается сначала с документом, а через него ассоциируется с автором
- Формируем набор признаков для документа
- Новый объект классифицируем по методу ближайшего соседа (k соседей)
- При этом признаки документов могут быть всевозможными:
  - TF-IDF
  - LogEntropy
  - LSA
  - LDA

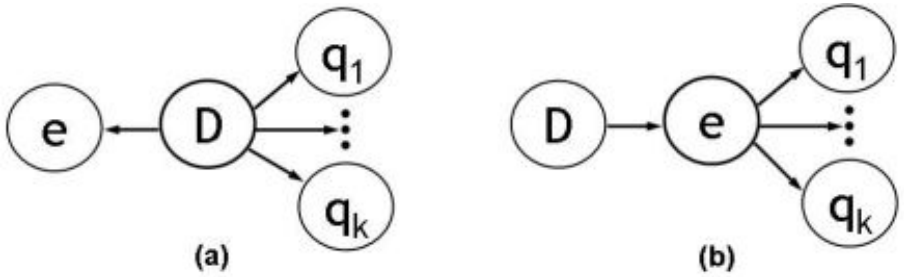
Документо-ориентированный метод

$$P(e, q_1, ..., q_k) = \sum_{D \in R} P(D) P(e, q_1, ..., q_k | D) \quad (1)$$

$$P(e, q_1, ..., q_k | D) = P(e|D) \prod_{i=1}^{k} P(q_i|D) \quad (2)$$

$$P(e|D) = \frac{a(e, D)}{\sum_{i=1}^{m} a(e_i, D)}, \quad (3)$$

$$P(w|D) = (1 - \lambda_G) \frac{c(w, D)}{|D|} + \lambda_G P(w|G), \quad (4)$$



Person-Centric Expert Finding

- Человеко-ориентированный метод может быть рассмотрен как гибридный метод, объединяющий параметры документо-ориентированного и профиле-ориентированного метода.
- Ключевое допущение состоит в том, что уровень экспертизы может быть определен как совокупность ранжированных документов относящихся к персоне.

Поиск экспертов на основе скрытых топиков

Цель: поиск экспертов для
- формирования проектных команд
- рецензирования проектов и статей
- Экспертных оценок и комментариев

Методология: Topic modeling for expert finding using latent Dirichlet allocation.
Saeedeh Momtazi and Felix Naumann (2013)

Поиск экспертов на основе скрытых топиков

LDA модель

- Распределение вероятности слов по топикам:

$$P(w_i / z_k);\ i \in \overline{1,|\mathbf{W}|}, k \in \overline{1,|\mathbf{Z}|}$$

- Распределение вероятностей топиков по документам в коллекции

$$P(z_k / d_n);\ k \in \overline{1,|\mathbf{Z}|}, n \in \overline{1,|\mathbf{D}|}$$

- Идея метода состоит в том, чтобы рассматривать экспертов не отдельно от вероятностной модели LDA, а непосредственно внутри ее, так как имена экспертов это тоже слова

$$w_{i=ENames} = \mathbf{E} \Rightarrow\ \exists\, P(\mathbf{E} / \mathbf{Z})$$

Поиск экспертов на основе скрытых топиков

- Запрос Q обозначим как d_0 - новый документ, Используя обученную модель LDA можем построить для него распределение вероятностей по топикам

$$P(d_0 / E) = \sum_{z \in Z} P(d_0 / z, E) P(z / E)$$

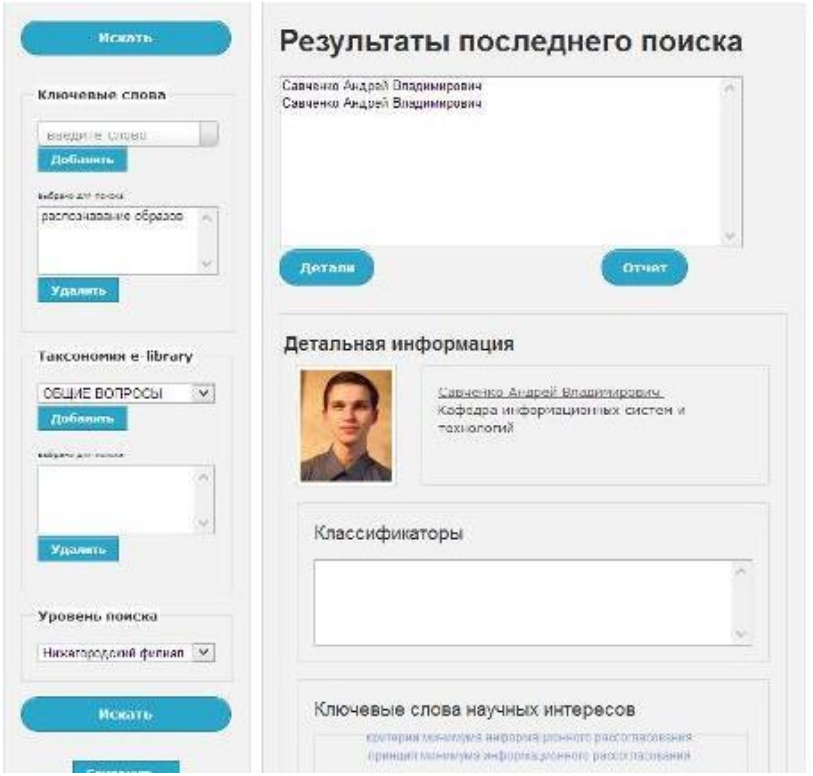
$$P(d_0 / z, E) = P(d_0 / z, C) = P(d_0 / z) = \frac{P(z / d_0) P(d_0)}{P(z)} \propto P(z / d_0)$$

$$P(d_0 / E) \propto \sum_{z \in Z} P(z / d_0) P(E / z)$$

$$e_{\max} = \arg\max_{e \in E} \left(P(d_0 / e) \right)$$

Применение модели

- Оценка точности работы алгоритма – порядка 0.3 на основе базы TREC 08
- Для русского языка апробация с использованием корпоративной базы публикаций сотрудников НИУ ВШЭ



Спасибо за внимание!

nkarpov@hse.ru