Математические методы анализа текстов

Семинар 6

Информационный поиск.

Мурат Апишев (great-mel@yandex.ru) [1]

МГУ им. М. В. Ломоносова

20 апреля, 2018

[1] Подготовлена на основе лекций Алексея Шаграева и К. В. Воронцова

Содержание занятия

- Понятие информационного поиска, инвертированный индекс
- Обучение ранжированию в информационном поиске
- Оценивание качества поиска и ранжирования
- Разнообразие поисковой выдачи
- Разведочный поиск

Информационный поиск

Информационный поиск (Information retrieval) — наука о методах поиска неструктурированной информации, удовлетворяющей заданным параметрам

Типичный пример — поиск документов по коллекции, удовлетворяющих заданному запросу

Дано множество документов и множество поисковых запросов. Требуется для каждого запроса предоставить множество наиболее релевантных ему документов

Релевантность — степень смыслового соответствия документа поисковому запросу

Ранжирование — процесс назначения документам степени релевантности с последующей сортировкой

Информационный поиск

Прежде всего, необходимо решить задачу поиска документов

Простой подход — искать документы по словам запроса, используя различные алгоритмы поиска подстроки в строке

— на практике неприменимо

Современный подход (последние 20 лет) — *инвертированный индекс*

- Выделяем признаки из документов (униграммы, N-граммы и т.п.)
- Для каждого признака строим указатели на документы, в которых они имеют ненулевой вес

Инвертированный индекс: пример

Документы	**Признаки**	**Обратный индекс**
1. A B C	A, B, C, D, E	A: [1, 3]
2. C D E		B: [2]
3. D E A		C: [2]
		D: [2, 3]
		E: [2, 3]

Готовый поисковый движок для своих проектов — Apache Solr

Задача ранжирования

- Пусть есть множество документов D и множество запросов Q
- Для некоторого запроса $q \in Q$ найдено множество документов $\Rightarrow$ имеем выборку пар (d, q)
- Y — упорядоченное множество рейтинг, более высокое значение соответствует более высокой релевантности
- $y : X \to Y$ — оценки, проставленные асессорами
- Правильный порядок определён только на множестве документов, найденных по одному запросу

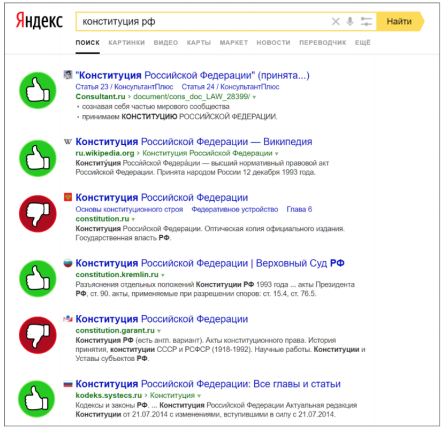
Виды признаков

- функции только документа d (скорость загрузки страницы)
- функции только запроса q (тематика запроса)
- функции d и q (TF-IDF соответствие документа запросу)
  - текстовые

    слова запроса q встречаются в d чаще обычного
  - слова запроса q каким-то образом выделены в d (заголовок)
- ссылочные
  - на документ d много ссылаются
  - документ d содержит много полезных ссылок
- кликовые
  - на документ d часто кликают
  - на документ d часто кликают по запросу q

Методология оценивания качества ранжирования

- Собирается выборка пользовательских запросов Q
- Набираются документы из поисковой выдачина эти запросы, отправляются на оценку асессорам
- Каждая пара (q, d) получает оценку релевантности y
- Исходя из этих оценок вычисляется какая-нибудь метрика



Качество поиска и ранжирования

Пусть $Y = \{0, 1\}$, $y(q, d)$ — релевантность,
$a(q, d)$ — искомая функция ранжирования,
$d_q^{(i)}$ — i-й документ по убыванию $a(q, d)$

Примеры метрик качества:

- Precision — доля релевантных документов среди первых n:

$$P_n(q) \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y(q, d_q^{(i)})$$

- Average Precision — средняя P_n по позициям релевантных док-в:

$$AP(q) = \sum_n y(q, d_q^{(n)}) P_n(q) \Big/ \sum_n y(q, d_q^{(n)})$$

- Mean Average Precision (MAP) — средняя AP по всем запросам

Качество поиска и ранжирования

Пусть $Y \subseteq \mathbb{R}$, $y(q, d)$ — релевантность,
$a(q, d)$ — искомая функция ранжирования,
$d_q^{(i)}$ — i-й документ по убыванию $a(q, d)$

Примеры метрик качества:

- Доля «дефектных пар» — число инверсий порядка среди первых n документов:

$$DP_n(q) = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i<j}^{n} \left[y(q, d_q^{(i)}) < y(q, d_q^{(j)}) \right]$$

- Cumulative Gain — выигрыш релевантности по первым n документам:

$$CG_n(q) = \sum_{i=1}^{n} (2^{y(q, d_q^{(i)})} - 1)$$

Качество поиска и ранжирования

Примеры метрик качества:

- Discount Cumulative Gain — важно, чтобы релевантные документы находились как можно ближе к началу выдачи:

$$DCG_n(q) = \sum_{i=1}^{n} (2^{y(q,d_q^{(i)})} - 1) \frac{1}{\log_2(i+1)}$$

- $NDCG_n(q) = \dfrac{DCG_n(q)}{\max DCG_n(q)}$

- *pFound* — метрика ранжирования Яндекса

pFound

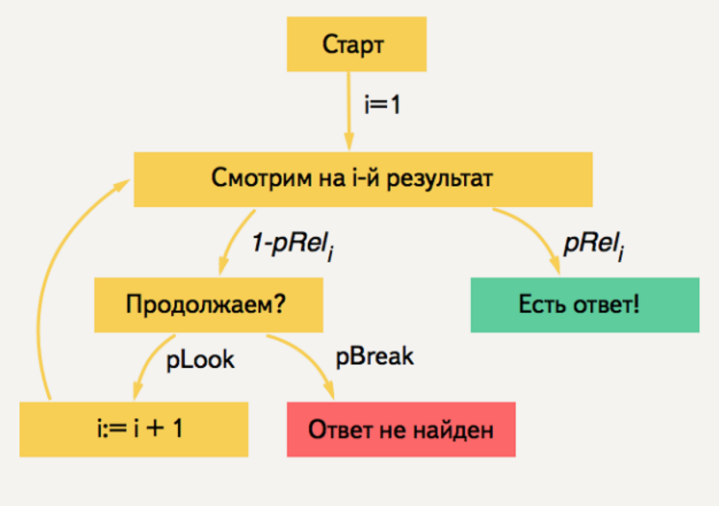
- Представляет бой вероятностную модель поведения пользователя
- Пользователь просматривает выдачу сверху вниз
- Величина $y(q, d)$ характеризует вероятность того, что пользователь с запросом q удовлетворится документом d
- При неуспехе с очередным документом выдачи пользователь разочаруется и уйдёт с вероятностью P_{out}

$$pFound_n(q) = \sum_{i=1}^{n} P_i y(q, d_q^{(i)}), \qquad Y \subseteq [0, 1],$$

где P_i — вероятность дойти до i-го документа:

$$P_1 = 1, \qquad P_{i+1} = P_i(1 - y(q, d_q^{(i)}))(1 - P_{put})$$

pFound



Ссылка на источник картинки

pFound

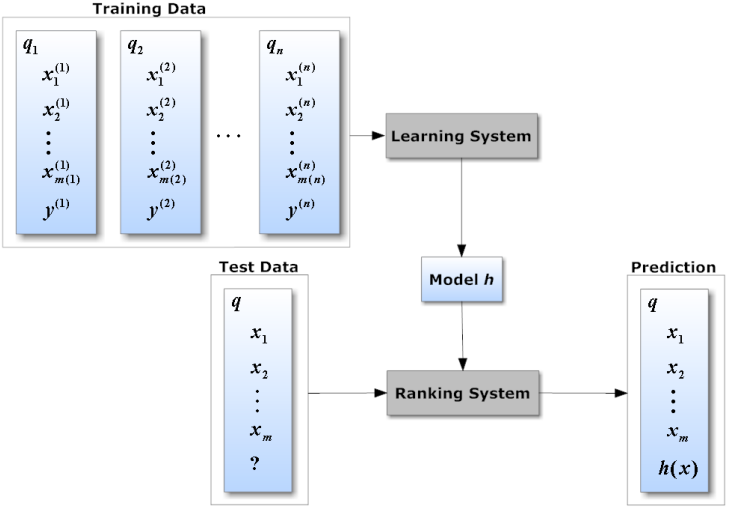
Параметры критерия pFound:

- $P_{out} = 0.15$ — вероятность прекратить поиск без ответа
- $y(q, d)$ — оценка вероятности найти ответ в документе

Оценка асессора	$y(q, d)$
Vital	0.61
Useful	0.41
Relevant+	0.14
Relevant-	0.07
Not Relevant	0.00

Гулин А., Карпович П., Расковалов Д., Сегалович И.
Оптимизация алгоритмов ранжирования методами машинного обучения // РОМИП-2009.

Обучение ранжированию



Ссылка на источник картинки

Подходы к построению алгоритмов ранжирования

1. **Point-wise — поточечный**

   Каждой паре (q, d) проставлена некоторая численная оценка, и задача сводится к построению регрессии (или классификации, если оценок всего несколько)

2. **Pair-wise — попарный**

   Для двух документов, соответствующих одному запросу, решается задача бинарной классификации (какой из них релевантнее)

3. **List-wise — списочный**

   На вход поступает список всех документов, на выходе — их перестановка. Модель напрямую оптимизирует одну из описанных выше метрик (точнее, её гладкую аппроксимацию)

Подходы к построению алгоритмов ранжирования

1. **Point-wise — поточечный**

   Даёт менее высокое качество, чем другие подходы

2. **Pair-wise — попарный**

   Обычно используется на практике, примеры:
   RankNet, FRank, RankBoost, RankSVM, IR-SVM

3. **List-wise — списочный**

   Существенной сложнее прочих типов, примеры:
   SoftRank, $\mathrm{SVM}^{\mathrm{map}}$, AdaRank, RankGP, ListNet, ListMLE

Попарный подход к обучению ранжированию

Описанные выше метрики не являются гладкими

Перейдём к гладкому функционалу ранжирования:

$$Q(a) = \sum_{i \prec j} [\underbrace{a(x_j) - a(x_i)}_{\mathrm{Margin}(i,j)} < 0] = \sum_{i \prec j} \mathcal{L}(a(x_j) - a(x_i)) \to \min,$$

где $a(x)$ — алгоритм ранжирования,

$i \prec j$ означает, что i менее релевантен, чем j,

$\mathcal{L}(M)$ — убывающая непрерывная функция отступа $M(i,j)$:

- $\mathcal{L}(M) = (1 - M)_+$ — RankSVM
- $\mathcal{L}(M) = \exp(-M)$ — RankBoost
- $\mathcal{L}(M) = \log(1 + \exp(-M))$ — RankNet

Ranking SVM

Постановка задачи SVM для попарного подхода:

$$Q(a) = \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i \prec j} \mathcal{L}(\underbrace{a(x_j) - a(x_i)}_{\mathrm{Margin}(i,j)}) \to \min_a,$$

где $a(x) = \langle w, x\rangle$ — обучаемая функция ранжирования,

$\mathcal{L}(M) = (1 - M)_+$ — функция потерь,

$M = \mathrm{Margin}(i,j) = \langle w, x_j - x_i\rangle$ — отступ,

Постановка задачи квадратичного программирования:

$$\alpha(x) = \begin{cases} \dfrac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum\limits_{i \prec j} \xi_{ij} \to \min\limits_{w,\xi} \\ \langle w, x_j - x_i\rangle \geqslant (1 - \xi_{ij}), \quad i \prec j \\ \xi_{ij} \geqslant 0, \quad i \prec j \end{cases}$$

От RankNet до LambdaRank

RankNet: гладкий функционал качества ранжирования:

$$Q(a) = \sum_{i \prec j} \mathcal{L}(a(x_j) - a(x_i)) \to \min$$

при $\mathcal{L}(M) = \log(1 + \exp(-\sigma M))$ и линейной модели $a(x) = \langle w, x \rangle$

Метод стохастического градиента:

На каждой итерации выбираем $q, i \prec j$ случайно:

$$w^{new} = w^{old} + \eta \frac{\sigma}{1 + \exp(\sigma \langle x_j - x_i, w \rangle)} (x_j - x_i)$$

Christopher J.C. Burges From RankNet to LambdaRank to LambdaMART: An Overview // Microsoft Research Technical Report MSR-TR-2010-82. 2010.

От RankNet до LambdaRank

Метод стохастического градиента:

$$w^{new} = w^{old} + \eta \underbrace{\frac{\sigma}{1 + \exp(\sigma\langle x_j - x_i, w\rangle)}}_{\lambda_{ij}}(x_j - x_i)$$

Оказывается, для оптимизации негладких функционалов MAP, NDCG, pFound достаточно домножить λ_{ij} на изменение данного функционала при перестановке местами $x_i \leftrightarrow x_j$

LambdaRank: домножение на изменение NDCG при перестановке $x_i \leftrightarrow x_j$ приводит к оптимизации NDCG:

$$w^{new} = w^{old} + \eta \underbrace{\frac{\sigma}{1 + \exp(\sigma\langle x_j - x_i, w\rangle)}}_{\lambda_{ij}} |\triangle NDCG_{ij}|(x_j - x_i)$$

Дополнительные факты о ранжировании

- LambdaMart — алгоритм, комбинирующий LambdaRank и градиентный бустинг над решающими деревьями, работает лучше RankNet и LambdaRank
- В Яндексе работает технология MatrixNet — градиентный бустинг над небрежными решающими деревьями (ODT)
- За несколько лет придумано и проверено порядка тысячи признаков для ранжирования
- Ежемесячно в выборку добавляется более 50 000 оценок асессоров

Оптимизация кликовых метрик

Релевантность — не единственный критерий качества выдачи поисковой системы

Много информации для обучения можно получить, анализируя поведение пользователей

Оптимизация кликовых метрик:

- Скачиваются результаты нескольких поисковых систем
- Из них формируется поисковая выдача, анализируются клики пользователей по её документам
- Обучается модель, предсказывающая документы, которые привлекут наиболее число кликов

Разнообразие поисковой выдачи

Проблема №1: неоднозначные запросы

Пример: «ягуар»

- животное?
- марка автомобиля?
- танк? (немецкий или китайский?)
- напиток?

С точки зрения обычных метрик, весь топ выдачи нужно замостить одинаковыми релевантными документами

Разнообразие позволяет собрать разнородную выдачу, чтобы удовлетворить в среднем всех

Wide pFound

- Предполагается, что пользователь, делая запрос, мог иметь ввиду один из *интентов* $I = \{I_1, \ldots, I_m\}$
- Примеры интентов: автомобили, картинки, новости, животные, ...
- Каждый интент имеет некоторую вероятность $p(I_i)$ и порождает собственное распределение релевантностей на документах
- Тогда для каждого интента можно вычислить его pFound и взять взвешенную сумму:

$$wide\ pFound = \sum_{i=1}^{m} p(I_i) pFound(I_i)$$

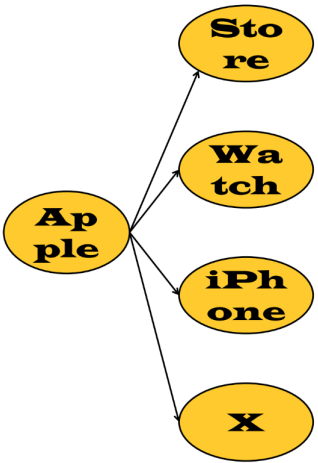
- Как вычислять вероятности интентов?

Технология «Спектр»

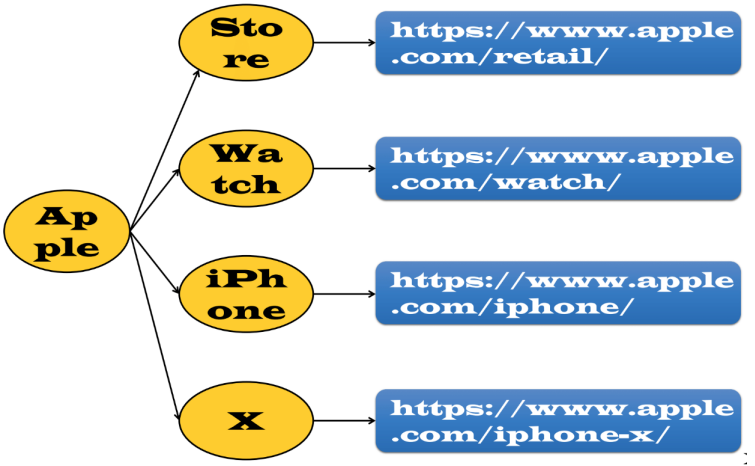
- Интент пользователя определяется по продолжениям ведённого запроса
- Продолжения классифицируются по различным тематикам
- Тематики являются интентами
- Вероятности определяются по частоте соответствующих продолжений запросов

Плахов А.Поисковая ехнология «Спектр», ссылка на видео выступления

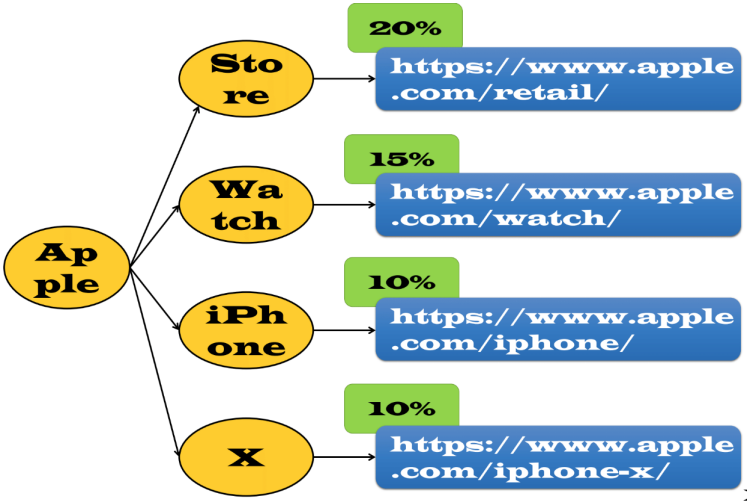
Оценка вероятностей интентов



Оценка вероятностей интентов



Оценка вероятностей интентов



Разнообразие поисковой выдачи

Проблема №2: различные типы информации

— как выбирать и комбинировать?

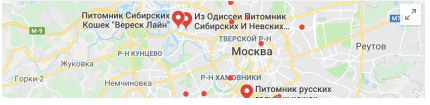
Кошка — Википедия
https://ru.wikipedia.org/wiki/Кошка
Ко́шка, или дома́шняя ко́шка (лат. Félis silvéstris cátus), — домашнее животное, одно из наиболее популярных (наряду с собакой) «животных-компаньонов». С зоологической точки зрения домашняя кошка — млекопитающее семейства кошачьих отряда хищных. Ранее домашнюю кошку нередко ...
Тайская кошка · Персидская кошка · Трёхцветная кошка · Русская голубая кошка

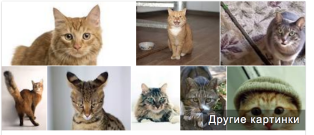
Кошка (значения) — Википедия
https://ru.wikipedia.org/wiki/Кошка_(значения)
Ко́шка: Кошка, или домашняя кошка (лат. Felis silvestris catus) — хищное млекопитающее рода **кошек**, популярное домашнее животное. **Кошка** — общее название некоторых видов хищных млекопитающих рода **Кошки** (лат. Felis) и некоторых других родов семейства кошачьих. **Кошка** — упразднённое ...

Кошка — Lurkmore
lurkmore.to/Кошка
5 февр. 2018 г. - **Кошка** (женоненависть, кот, интернет. кóта) — млекопитающее семейства кошачьих о четырёх лапах, с одним хвостом и множеством усов. Имеет шерсть и хвост, окрас которых может быть разным. Извращённые селекционерские идеи людишек породили и разновидности без шерсти ...

Кошка, перекрашенная хозяйкой в розовый цвет, умерла - YouTube


https://www.youtube.com/watch?v=WmG2e_LmBoA
3 мар. 2015 г. - Добавлено пользователем TomoNews Russia
Вот эта женщина с невообразимой причёской и розовым котёнком – русская писательница Лена Ленина. Это она решила покрасить свою кошку в розовый цвет и, как го...



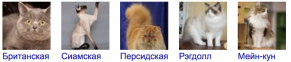


Кошка
Животное

Ко́шка, или дома́шняя ко́шка, — домашнее животное, одно из наиболее популярных «животных-компаньонов». С зоологической точки зрения домашняя кошка — млекопитающее семейства кошачьих отряда хищных. Википедия

Латинское название: Felis catus
Продолжительность жизни: 4 – 5 лет (в дикой природе)
Период беременности: 64 – 67 дней
Масса: 3,6 – 4,5 кг (взрослая особь)
Ежедневный сон: 12 – 16 часов
Рост: 23 – 25 см

Породы Ещё 20+


Британская коротко... кошка | Сиамская кошка | Персидская кошка | Рэгдолл | Мейн-кун

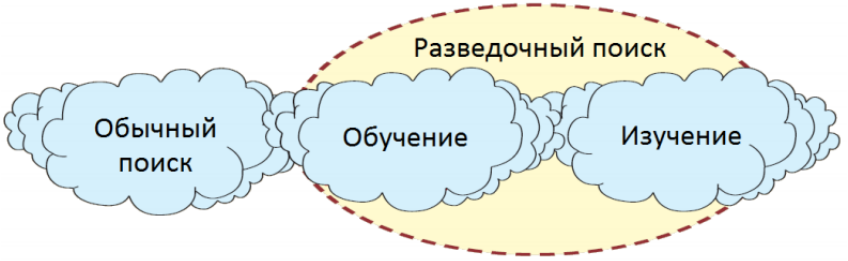
Оставить отзыв

Размещение контента

- Поисковая выдача — это не только сниппеты сайтов, это картинки, видео, геолокации и т.п.
- Для каждого объекта нужно определять оптимальную позицию на экране по данному запросу
- Обучение можно производить по кликам, выборка при этом собирается в продакшене путём варьирования положения объекта на странице
- Задача формулируется как задача «многоруких контекстных бандитов»
- Ссылка на статью про поисковую свежесть

Концепция разведочного поиска

- Пользователь может не знать ключевых терминов
- Пользователя может интересовать множество ответов



Gary Marhionini., Exploratory Searh: from finding to understanding. 2006.

Возможный сценарий разведочного поиска

Поисковый запрос:

- документ любой длины или коллекция документов

Поисковая потребность:

- к каким темам относится мой запрос?
- что ещё известно по этим темам?
- какова тематическая структура этой предметной области?
- какие области являются смежными?
- что ещё есть понятного, обзорного, важного, свежего?

Сценарий поиска: имея любой текст под рукой, в любом приложении, получаем картин содержащихся в нём тем-подтем и «дорожную карту» предметной области в целом.

Технологические элементы разведочного поиска

По всем элементам имеются готовые решения:

1. Интернет-краулинг
2. Фильтрация контента
3. Движок (тематическое моделирование)
4. Инвертированный индекс
5. Ранжирование
6. Визуализация
7. Персонализация

Успехов!