Исправление опечаток в поисковых запросах

Александр Фонарев

newo@newo.su

Декабрь 2013

Содержание

Введение

Разные алгоритмы

State-of-the-art spellchecker

Содержание

Введение

Разные алгоритмы

State-of-the-art spellchecker

Где используется поиск и исправление опечаток?

- 1. в текстовых редакторах, браузерах и т.п.
- 2. в распознавании речи
- 3. при распознавании сканированного текста
- 4. ...
- 5. в поисковых запросах
- 6. ...

Опечаточная статистика

- 1. в среднем 3 слова в запросе
- 2. 12% запросов с опечатками
- 3. 80% полностью на русском
- 4. 84% ошибочных с одной ошибкой

Типы опечаток

- 1. Ошибки с словах:
 - 1.1 Пропуск буквы (кросовки ightarrow кроссовки)
 - 1.2 Вставка буквы (фломастекр \rightarrow фломастер)
 - 1.3 Замена буквы (эксперемент \rightarrow эксперимент)
 - 1.4 Перестановка букв (пространтсво ightarrow пространство)
- 2. Склейка и разрезание:
 - 2.1 Пропуск пробела (купитьдиван o купить диван)
 - 2.2~ Вставка пробела (пол года ightarrow полгода)
- 3. Раскладка клавиатуры (rfr cltkfnm cfqn ightarrow как сделать сайт)
- 4. Транслитерация (май нейм из саша ightarrow my name is sasha)

Опечаточная статистика



Контекстная статистика

- 1. 75% опечаток неконтекстные
- 2. 96% опечаток коротких слов контекстные

Контекстная статистика



Откуда брать данные?

- 1. Вручную размеченные пары (запрос, исправление) из поисковых логов. Таких данных мало, но они чистые.
- 2. Учет пользовательских кликов на подсказки. Таких данных много, но они шумные.
- 3. В качестве «правильных» текстов можно брать новостные статьи.
- 4. Можно почти рандомно делать ошибки
- 5. Можно посадить людей перепечатывать тексты, не давая им наживать на backspace и delete :)
- 6. Учет истории пользовательских исправлений в рамках сессии
- 7. ...

Содержание

Введение

Разные алгоритмы

State-of-the-art spellchecker

Soundex

Используя фонетические правила, кодируем слова. Например:

- 1. удаляем гласные
- 2. *m*, *n* переходят в 5
- 3. *d*, *t* переходят в 3

Об алгоритме:

- 1. большое количество разновидностей этой идеи
- 2. зачастую работает лучше сложных и изощренных алгоритмов.
- 3. необходимы фонетические знания о языке

http://en.wikipedia.org/wiki/Soundex

Noisy channel

Пусть q — исходный запрос, c — исправление. Хочется:

$$c = \arg\max_{c} P(c|q) = \arg\max_{c} \frac{P(q|c)P(c)}{P(q)} = \arg\max_{c} P(q|c)P(c)$$

$$\approx \arg\max_{c} P(q|c)P^{\lambda}(c)$$

- 1. P(q|c) модель ошибки (правдоподобие опечатки)
- 2. P(c) языковая модель (априорная вероятность исправления)

Farooq Ahmad, Grzegorz Kondrak. Learning a Spelling Error Model from Search Query Logs, 2005

Языковая модель

- 1. Используем п-граммы
- 2. Сглаживаем модель

https://class.coursera.org/nlp/

Jurafsky D., James H. Speech and Language Processing An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech. 2000

Модель ошибки

Вспоминаем, что такое расстояние Левенштейна. Можно положить

$$-\log P(q|c) = dist(q,c).$$

А можно поступить умнее, обучив веса для каждого из переходов с помощью ЕМ-алгоритма:

- 1. Инициализация: все нетождественные переходы малы и равновероятны, все тождественные велики и равновероятны (90%).
- 2. Е-шаг: для каждого слова ищем близкие слова
- 3. М-шаг: пересчитываем вероятности

Можно поступать еще умнее и обучать трансфемы, такие как auся. Получится трансфемная метрика.

Farooq Ahmad, Grzegorz Kondrak. Learning a Spelling Error Model from Search Query Logs. 2005

«Кластеризация» запросов и их опечаток

| albert einstein | 4834 |
|-------------------|------|
| albert einstien | 525 |
| albert einstine | 149 |
| albert einsten | 27 |
| albert einsteins | 25 |
| albert einstain | 11 |
| albert einstin | 10 |
| albert eintein | 9 |
| albeart einstein | 6 |
| aolbert einstein | 6 |
| alber einstein | 4 |
| albert einseint | 3 |
| albert einsteirn | 3 |
| albert einsterin | 3 |
| albert eintien | 3 |
| alberto einstein | 3 |
| albrecht einstein | 3 |
| alvert einstein | 3 |
| | |

Misspelled query: anol scwartegger
First iteration: arnold schwartnegger
Second iteration: arnold schwarznegger
Third iteration: arnold schwarzenegger
Fourth iteration: no further correction

Silviu Cucerzan, Eric Brill. Spelling correction as an iterative process that exploits the collective knowledge of web users. 2004

Некоторые детали

- 1. Исправления по парам соседних слов
- 2. Отдельный учет стоп слов вроде and
- 3. Учет словарных слов

Silviu Cucerzan, Eric Brill. Spelling correction as an iterative process that exploits the collective knowledge of web users. 2004

Содержание

Введение

Разные алгоритмы

State-of-the-art spellchecker

Генерация кандидатов

Этот этап необходим для быстрой работы спеллчекера на реальном потоке запросов.

- 1. Генерация кандитатов исправления для каждого слова
- 2. Поиск k кратчайших путей в получившемся графе

Как работает:

- 1. Качественнее Soundex
- 2. Медленнее Soundex (на два-три порядка)
- 3. Для ускорения используется предподсчет частых комбинаций

Huizhong Duan, Bo-June (Paul) Hsu. Online Spelling Correction for Query Completion. WWW'11

Ранжирование кандидатов

- 1. Используем learning to rank, чтобы отсортивать кандидатов по надежности
- 2. Дальше будем смотреть только на верхний вариант
- 3. Возможно, понадобится отдельный классификатор надежности для верхнего варианта

Jianfeng Gao, Xiaolong Li, Daniel Micol, Chris Quirk, Xu Sun. A Large Scale Ranker-Based System for Search Query Spelling Correction. 2011

Какие признаки использовать?

Словарные признаки

- 1. Вес по буквенной языковой модели
- 2. Вес по словарной языковой модели
- 3. Длина слова
- 4. Присутствие в словарях
- 5. Вероятность быть именованой сущностью
- 6. Дистанция редактирования
- 7. Взаимный контекст

Запросные признаки

- 1. Результаты словарного классификатора
- 2. Вес по словарной языковой модели
- 3. Вес по буквенной языковой модели
- 4. Количество слов в запросе
- 5. Количество ошибок

Alexey Baytin, Irina Galinskaya, Marina Panina, Pavel Serdyukov. Speller Performance Prediction for Query Autocorrection. CIKM'13

Чего еще хочется?

- 1. Улучшать точность и полноту:)
- 2. Учитывать очень частые опечатки (агенТство)
- 3. Агглютинативные языки (турецкий, немецкий)
- 4. Учет результатов поиске по опечатке и исправлению
- 5. Персонализация исправлений
- 6. ...

Mu Li, Muhua Zhu, Yang Zhang, Ming Zhou. Exploring Distributional Similarity Based Models for Query Spelling Correction. 2006 Вопросы?