



Подготавливаем эталонные данные



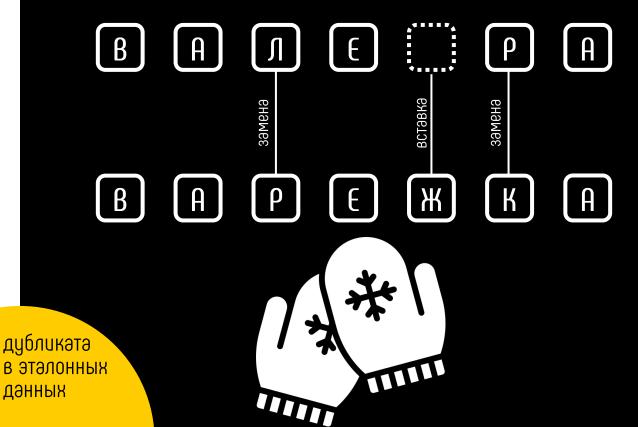
у дубликатов

в сырых дэнных

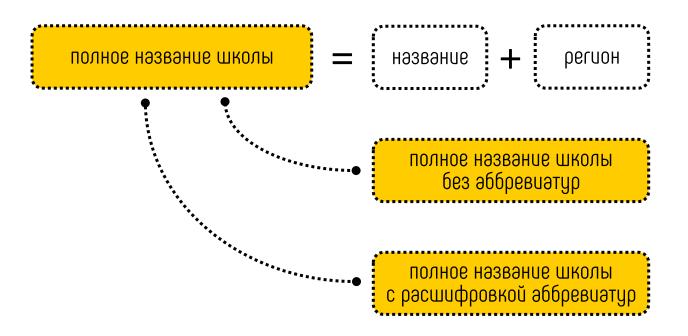
Для поиска дубликатов/опечаток в названиях и регионах использовали расчёт расстояния Левенштейна.

Это расчёт минимального количества корректировок, необходимых, чтобы из одной строки получить другую.

Чем расстояние меньше, тем более похожи строки. Строки с опечатками имеют очень близкие расстояния.



Создаём новые признаки



Новые признаки нужны, чтобы расширить возможности поиска, ведь мы не знаем заранее, в каком формате пользователь введёт текст

Препроцессинг нужен, чтобы текст был готов к применению модели машинного обучения



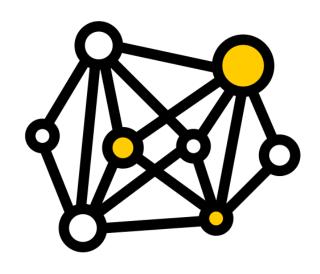




Семантический анализ

- это основа нашего решения

Семантика – это дисциплина, которая изучает связь между словами, определяет зависимость значения слова от контекста фразы



Семантическая модель включает:

- СЛОВО
- его определение
- о сочетания с другими словами
- о составление из него фраз и предложений

Для решения нашей задачи мы будем искать связь между признаками, созданными из эталонного датасета, и признаками, созданными из пользовательского ввода

Компьютер Не понимает человеческий язык

Тарелка фруктов





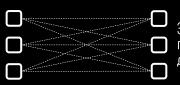
Компании как Яндекс, Сбербанк, Google и другие разрабатывают большие языковые модели, обученные на всём пространстве интернета

А мы используем эти модели для создания **эмбеддингов** – числового представления слов и предложений

Ищем совпадения

Перекрёстный семантический анализ

Эмбеддинги этэлонного дэтэсетэ



Эмбеддинги пользовательского датасета

Все результаты семантического анализа



Отбор лучших результатов (параметр max_results)



Оценка степени сходства



Высокая score >= 0.8

Всегда показываем эти результаты



Средняя score 0.6-0.8

Показываем, если нет ничего лучше



Huakaa score < 0.6

Говорим, что ничего не найдено

Оцениваем качество моделей

Ассигасу – метрика качества, показывающая процент правильных предсказаний модели

Чем выше параметр max_results, тем выше метрика, так как выше шанс, что хоть один кандидат является корректным совпадением

	Максимум 1 кандидат	Максимум 5 кандидатов
Модель LaBSE (Google)	82%	92%
Модель SBERT (Сбербанк)	67%	86%

Качество данных на входе определяет качество данных на выходе



Рекомендации для улучшения предсказаний моделей ML

- Добавить внешний уникальный іd ОГРН/ОГРНИП
- Избавиться от аббревиатур в эталонных данных, особенно если:
 - не является общеизвестной/ общепринятой (например, РСЯ)
 - имеет больше одного значения (МО, АО)

Вариант развития проекта

Создать полноценный пайплайн для кранения модели и данных, обработки поступающих новых эталонных данных и дообучения модели на их основе

Хочешь посмотреть тетрадку с исследованием или эту презентацию?

Заходи на GitHub!

https://github.com/A-Yordanova

Остались вопросы или хочешь поделиться своим мнением?

Пиши в Телеграм!



Have a nice day!