NLP

Word2Vec, FastText





Word2Vec. Вспоминаем



- Проходимся окном по тексту
- Для каждого слова два вектора
- Считаем вероятность встретить контекст возле центрального слова
- Максимизируем эту вероятность



Word2Vec. Обобщаем

- Хотим представить каждое слово в виде вектора, например, размерности 300 (это гиперпараметр)
- Накладываем условия на эти вектора арифметика, близость векторов слов со схожим контекстом
- Для удобства обучения для каждого слова обучаем дополнительный вектор (когда слово является контекстом другого слова)
- Основная задача максимизировать правдоподобие (вероятность получить именно такой корпус текстов, который есть у нас по факту)
- Функция потерь = минус логарифм правдоподобия



Word2Vec. Обобщаем

- Чтобы посчитать вероятности для правдоподобия, используем softmax
- Берем весь корпус текстов и проходимся по нему скользящим окном (например, центральное слово, 2 слова слева и 2 слова справа)
- На каждом шаге (одно окно) делаем шаг градиентного спуска для основного вектора центрального слова и для контекстных векторов всех слов. По факту, для окна 2+1+2 у нас будет 4 шага на окно.
- На выходе модели получаем по два вектора на каждое слово берем один основной (контекстные нужны только для обучения)

Помним!

• Обучаем и центральные вектора, и контекстные

Если всё-таки что-то не поняли

• Читаем <u>тут</u>



Word2Vec. Гиперпараметры

- Размер вектора (обычно 300, но варианты 100 и 500 тоже могут подойти)
- Для Negative Sampling
 - Для маленьких датасетов 15-20 наблюдений
 - Для больших датасетов 2-5 наблюдений
 - Окно контекста обычно 5-10 слов



Word2Vec. Советы

- Предобработка текстов
 - Если достаточно большой корпус текстов, то можно не делать лемматизацию/стемминг
 - У нас достаточно контекста, чтобы обучить вектора для слова "цветок" и для слова "цветы" отдельно
- Если у вас специфическая задача с особой лексикой можно взять предобученную модель и дообучить под свои нужды
- Как обобщить word2vec до текста
 - Усреднить все вектора по тексту
 - Взять максимум
 - Склеить в матрицу и передать нейронной сети
 - Doc2Vec (обучаем вектора для текста целиком особо не используется, но существует)



Word2Vec. Проблемы

- Не умеем понимать новые слова
- Не понимаем разные контексты одного и того же слова деньги в банке
- Мы все еще работаем в парадигме мешка слов не учитываем порядок слов
- Никак не можем учесть опечатки
 - о Слова "естестве**нн**ый" и "естестве**н**ый" будут встречаться в схожих контекстах, иметь схожие вектора, но все равно **разные**
- Word2Vec может построить вектора только для тех слов, что были в обучающей выборке
- Eсть FastText



Word2Vec. Где и как использовать

- Можно строить вектора для токенов из любой последовательности
 - Банковские транзакции (чек за такси рядом с чеком за ресторан)
 - Веб-сессии (страница одного товара рядом со страницей другого товара)
 - Поездки в такси
 - Порядок, в котором пользователь отранжировал фильмы
 - Чеки в супермаркете (молоко рядом с яйцами)



RusVectores

RusVectōrēs Похожие слова Визуализации Калькулятор 2D-текст Различные операции Модели О проекте EN/RU

Модели

Все модели можно скачать и свободно использовать на условиях лицензии СС-ВҮ (жирным выделены модели, доступные для использования в веб-интерфейсе и АРІ).

Контекстуализированные модели

Постоянный идентификатор	Скачать	Алгоритм	Корпус	Размер корпуса	Тагсет	Размерность вектора	RUSSE'18	ParaPhraser	Дата создания
araneum_lemmas_elmo_2048_2020	1.5 Гбайт	ELMo	Araneum (леммы)	около 10 миллиардов слов	Нет	2048	0.91	0.56	Октябрь 2020
tayga_lemmas_elmo_2048_2019	1.7 Гбайт	ELMo	Тайга (леммы)	почти 5 миллиардов слов	Нет	2048	0.93	0.54	Декабрь 2019
ruwikiruscorpora_tokens_elmo_1024_2019	197 Мбайт	ELMo	НКРЯ и Википедия за декабрь 2018 (токены)	989 миллионов слов	Нет	1024	0.88	0.55	Август 2019
ruwikiruscorpora_lemmas_elmo_1024_2019	197 Мбайт	ELMo	НКРЯ и Википедия за декабрь 2018 (леммы)	989 миллионов слов	Нет	1024	0.91	0.57	Август 2019



Word2Vec. Русская литература

```
model.most_similar(u'интеллектуал')
[('моралист', 0.7139864563941956),
('теоретик', 0.6941959857940674),
('литератор', 0.6819325089454651),
('фанатик', 0.6814083456993103),
('эрудит', 0.6789889335632324),
('демагог', 0.6755205988883972),
('марксист', 0.6714329719543457),
('рационалист', 0.6712930202484131),
('авантюрист', 0.6707291603088379),
('революционер', 0.6677388548851013)]
```

```
model.most_similar(u'интеллектуалка')
[('бездельница', 0.6617184281349182),
('бунтарка', 0.6578608751296997),
('дилетантка', 0.6419748663902283),
('скромница', 0.6378872990608215),
('вертихвостка', 0.6353027820587158),
('профурсетка', 0.6342650055885315),
('карьеристка', 0.6335839629173279),
('сумасбродка', 0.6256570816040039),
('провинциалка', 0.6232886910438538),
('пуританка', 0.621334433555603)]
```



FastText

- Улучшение модели Word2Vec
 - Добавляем в модель n-граммы
 - Решаем проблему OOV (Out Of Vocabulary)
- Например, биграммы для слова <eating> <e, ea, at, ti, in, ng, g>
 - о "<" символ начала слова
 - ">" символ конца слова
- Итоговый вектор слова усредняем вектора слова и его n-грамм



FastText

... I saw a cute grey cat playing in the garden ...
$$J_{t,j}(\theta) = -\log P(cute|\textbf{cat}) = -\log \frac{\exp u_{cute}^T \textbf{\textit{v}}_{cat}}{\sum\limits_{w \in Voc} \exp u_w^T \textbf{\textit{v}}_{cat}} = -u_{cute}^T \textbf{\textit{v}}_{cat} + \log \sum\limits_{w \in Voc} \exp u_w^T \textbf{\textit{v}}_{cat}$$

- Вот здесь теперь вместо зеленого вектора cat будет сумма векторов <c, ca, at, t>, cat
- Серые вектора (контекст) берутся без n-грамм



Natasha

- Библиотека для распознавания именованных сущностей на русском языке
 - о Имена
 - о Адреса
 - о Контакты
 - о Даты
 - И многое другое
- Разработана в Яндексе
- Зачем нам? Можем строить качественные эмбеддинги для задач обработки русского языка
- Что почитать?
 - https://habr.com/ru/articles/516098/
 - https://habr.com/ru/articles/349864/
 - https://vc.ru/newtechaudit/358200-instrumenty-dlya-resheniya-ner-zadach-dlya-russkogo-y azyka