Текстовые эмбеддинги простые и сложные

Штех Геннадий NAUMEN 27.04.2019

#DATASTART2019



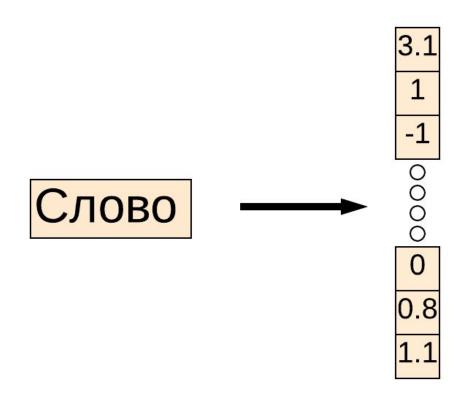
https://github.com/ShT3ch/public_workshop

О чем поговорим

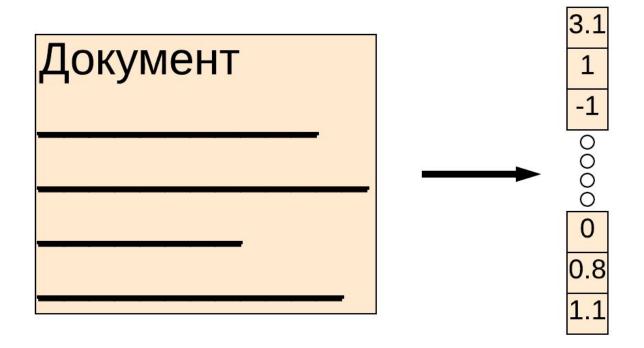
- 1 Об эмбеддингах в целом
- Историческая справка
- З Эмбеддинги слов и их получение
- 4 Способы применения к задачам
- 5 Немного об актуальных инструментах

Что такое эмбеддинги

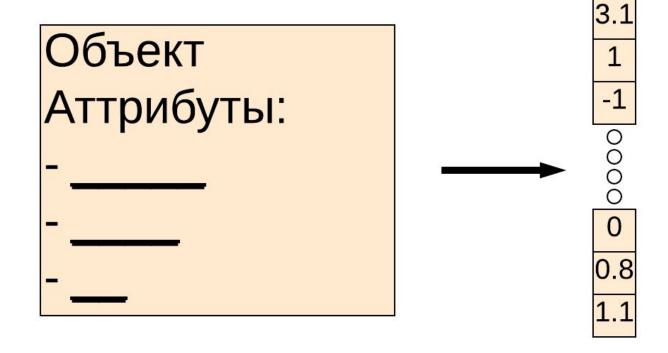
Эмбеддинги бывают разные



Эмбеддинги бывают разные



Эмбеддинги бывают разные



Что было до эмбеддингов

- Счетчики
- TF-IDF
- Факторизации и тематические модели

Счетчики

	df(t, d, D)			
	Doc 1	Doc 2	 Doc n	
Term(s) 1	12	2	 1	
Term(s) 2	0	1	 0	4

Term(s) n	0	6	 3	

TF-IDF

$$w_{x,y} = tf_{x,y} \times log(\frac{iv}{df_x})$$

TF-IDF

Term x within document y

 $tf_{x,y}$ = frequency of x in y df_x = number of documents containing x

N = total number of documents

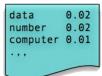
Тематическое моделирование

Topics

gene 0.04 dna 0.02 genetic 0.01

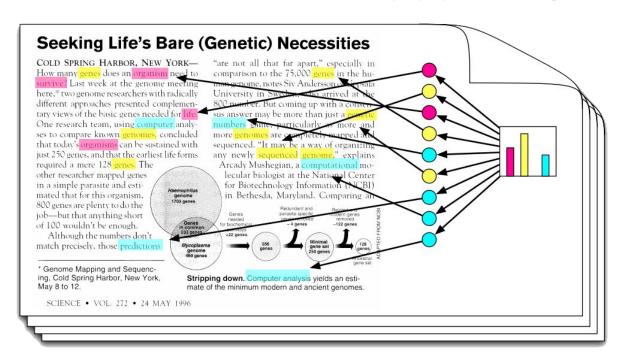
```
life 0.02
evolve 0.01
organism 0.01
```

0.04
0.02
0.01



Documents

Topic proportions & assignments



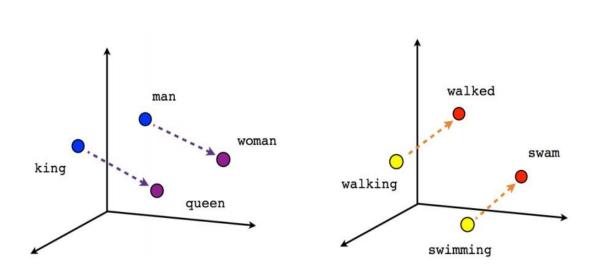
Пример тематической модели

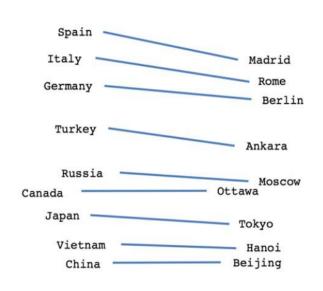
```
#106: приложение + реклама + сервис + продукт + пользователь + платформа
+ . . .
#107: проект + рамка + мрф + реализовать + кц + решение + данный + филиал
+ ...
#108: работа + затрата + качество + время + количество + сотрудник + расход +
. . .
#109: олег + александр + сергей + спасибо + тема + согласный + комментарий
+ ...
#110: приставка + компьютер + купить + пк + поставить + телевизор + питание +
. . .
#111: Система + ооъект + управление + время + контроль + группа + приоор +
```

Какими свойствами обладают эмбеддинги

- "Понимание" аналогий
- "Понимание" синтаксиса
- Память некоторых фактов
- Задача поиска синонимов

Эмбеддинги слов





Male-Female

Verb tense

Country-Capital

Эмбеддинги слов, близость

WORD	NEAREST NEIGHBOURS			
python	java, php, shell, PHP, server, HTML plugin, zip, javascript			
apple	iphone, android, mac, microsoft			
	samsung, phone, galaxy, touch			
date	registration, join, location, from			
	changed, list, event, hours, festival			
bow	gun, fire, shot, deep, down, snow			
	head, ride, ball, dead			
mass	energy, effect, impact, movement			
	potential, military, weight, society			
	exercise, lower			

Как получают эмбеддинги

Skip-gram

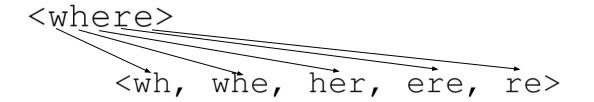
Source Text	Training Samples
The quick brown fox jumps over the lazy dog>	(the, quick) (the, brown)
The quick brown fox jumps over the lazy dog>	(quick, the) (quick, brown) (quick, fox)
The quick brown fox jumps over the lazy dog>	(brown, the) (brown, quick) (brown, fox) (brown, jumps)
The quick brown fox jumps over the lazy dog	(fox, quick) (fox, brown) (fox, jumps) (fox, over)

Skip-gram

Source Text	Training Samples	
The quick brown fox jumps over the lazy dog. \Longrightarrow	(the, quick) (the, brown)	
The $\frac{\text{quick}}{\text{prown}}$ brown fox jumps over the lazy dog. \Longrightarrow	(quick, the) (quick, brown) (quick, fox)	
The quick brown fox jumps over the lazy dog. \Longrightarrow	(brown, the) (brown, quick) (brown, fox) (brown, jumps)	
The quick brown fox jumps over the lazy dog. \Longrightarrow	(fox, quick) (fox, brown) (fox, jumps) (fox, over)	

Проблема Out-Of-Vocabulary (OOV)

Char-Ngramm



Byte Pair Encoding

```
Dictionary

Vocabulary

I, o, w, e, r, n, w, s, t, i, d, es, est

I o w e r

n e w est
w i d est
```

Проблема ограниченной выразительности

WORD	NEAREST NEIGHBOURS	WORD	p(z)	NEAREST NEIGHBOURS
python	java, php, shell, PHP, server, HTML plugin, zip, javascript	python	0.33 0.42	monty, spamalot, cantsin perl, php, java, c++
apple	iphone, android, mac, microsoft samsung, phone, galaxy, touch	apple	0.25 0.34 0.66	molurus, pythons almond, cherry, plum macintosh, iifx, iigs
date	registration, join, location, from changed, list, event, hours, festival	date	0.10 0.28 0.31 0.31	unknown, birth, birthdate dating, dates, dated to-date, stateside deadline, expiry, dates
bow	gun, fire, shot, deep, down, snow head, ride, ball, dead	bow	0.46 0.38 0.16	stern, amidships, bowsprit spear, bows, wow, sword teign, coxs, evenlode
mass	energy, effect, impact, movement potential, military, weight, society exercise, lower	mass	0.22 0.42 0.36	vespers, masses, liturgy energy, density, particle wholesale, widespread

Способы применения

- 0. [Скачать]
- 1. [Предобработать]
- 2. Усреднить и затем любой ML
- 3. Усреднить по TF-IDF
- 4. Усреднить по Arora et al 2017
- 5. Одномерные свёртки
- 6. ...

Скачать

- 1 Word2Vec
- **2** GLoVe
- **3** Fasttext



download word vectors

Скачать

Размер корпуса ▲▼	Объём словаря ▲▼	Частотный порог ₄ ▼	Тагсет ▲▼	Алгоритм ▲▼	Размерность вектора ▲▼	Размер окна ▲▼
270 миллионов слов	189 193	5 (потолок словаря 250К)	Universal Tags	Continuous Bag-of- Words	300	20
788 миллионов слов	248 978	5 (потолок словаря 250К)	Universal Tags	Continuous Skipgram	300	2
почти 5 миллиардов слов	249 565	5 (потолок словаря 250К)	Universal Tags	Continuous Skipgram	300	2
почти 5 миллиардов слов	192 415	5 (потолок словаря 250К)	Нет	fastText CBOW (35- граммы)	300	10

Скачать

*.bin vs *.vec

1. Парсинг

"Нет возможности сделать корректировку минусовых остатков"

"ПОС 2 расхождение на 880р недосдача"

"Завис ПОС№1 на "Итого". Завис с 01:05"

"Кофе машина выдает ошибку №186 при промывке."

2. Нормализация текстов

['Нет', 'возможности', 'сделать', 'корректировку', 'минусовых', 'остатков']

['ПОС', '2', 'расхождение', 'на', '880p', 'недосдача']

['Завис', 'ПОС', '1', 'на', 'Итого', 'Завис', 'с', '01', '05']

['Кофе', 'машина', 'выдает', 'ошибку', '186', 'при', 'промывке']

1. — 2. Нормализация текстов

'ошибку', '186', 'при', 'промывке']

```
['Нет', 'возможности', 'сделать', 'корректировку', 'минусовых', 'остатков']
['ПОС', '2', 'расхождение', 'на', '880p', 'недосдача']
['Завис', 'ПОС', '1', 'на', 'Итого', 'Завис', 'с', '01', '05']
['Кофе', 'машина', 'выдает',
```

3. Формирование словаря

['нет', 'возможность', 'сделать', 'корректировка', 'минусовый', 'остаток']

['пос', '2', 'расхождение', 'на', '880р', 'недосдача']

['зависнуть', 'пос', '1', 'на', 'итого', 'зависнуть', 'с', '01', '05']

['кофе', 'машина', 'выдавать', 'ошибка', '186', 'при', 'промывка']

2. — 3. Формирование словаря

```
['нет', 'возможность', 'сделать', 'корректировка', 'минусовый', 'остаток']
['пос', '2', 'расхождение', 'на', '880р', 'недосдача']
['зависнуть', 'пос', '1', 'на', 'итого', 'зависнуть', 'с', '01', '05']
['кофе', 'машина', 'выдавать', 'ошибка', '186', 'при', 'промывка']
```

2. — 3. Формирование словаря

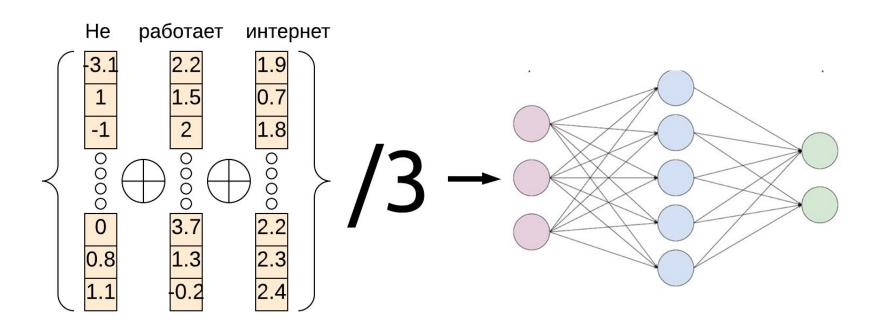
- "онлайн" -> 137
- "перечеркнуть" -> 138
- "TPM" -> 139
- "вод" -> <u>140</u>
- "зал" -> <u>141</u>
- "клиентский" -> 142
- "пол" -> 143

- "потечь" -> 144
- "протекать" -> 145
- "торговый" -> 146
- "туалет" -> 147
- "выйти" -> 148
- "выполнить" -> 149

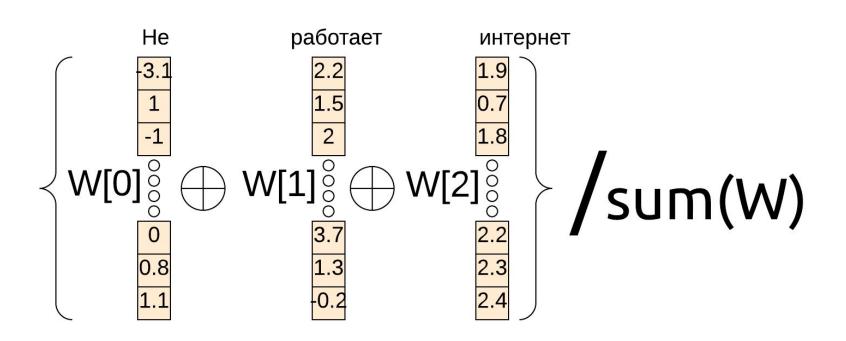
4. Фильтрация стоп-слов

```
"нет", "быть", "к", "за", "после", "при", "как", "так", "между", "более", "до", "если", "здесь", "из", "можно", "о", "они", "перед", "сам", "тот", "что", "вы", "или", "чем"
```

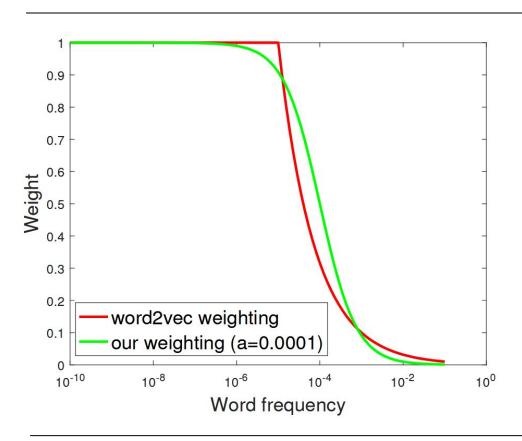
Feature extraction. Усреднение векторов + ML



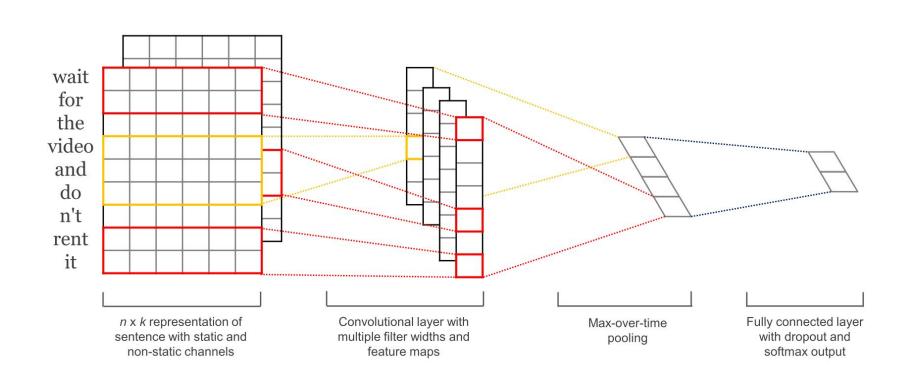
Feature extraction. Усреднение по TF-IDF + ML



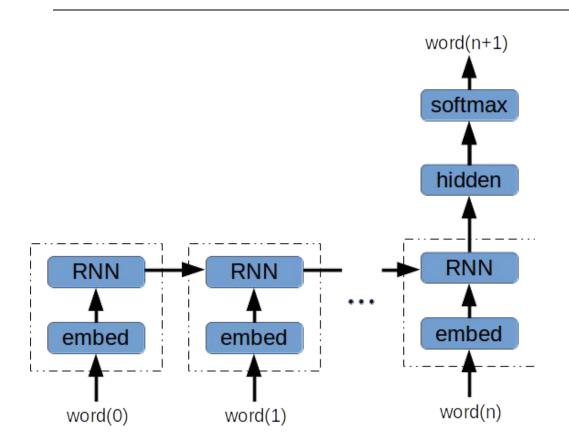
Feature extraction. Усреднение по Arora et al 2017 + ML



Feature extraction. Свёрточные нейронные сети (CNN)



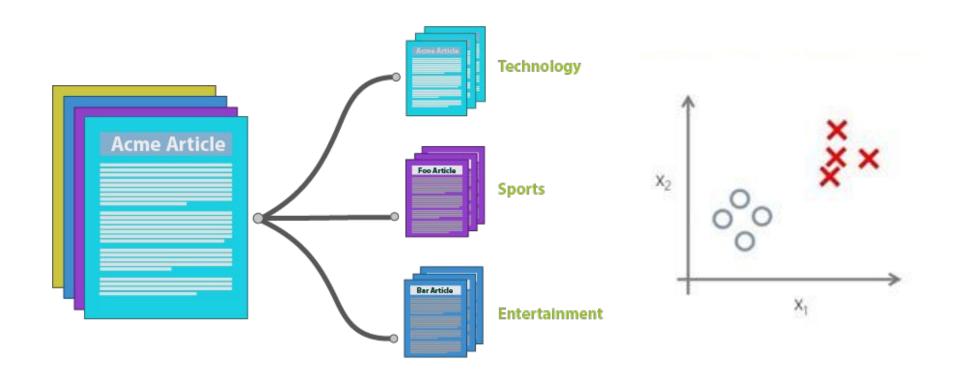
Feature extraction. Рекуррентные нейронные сети (RNN)



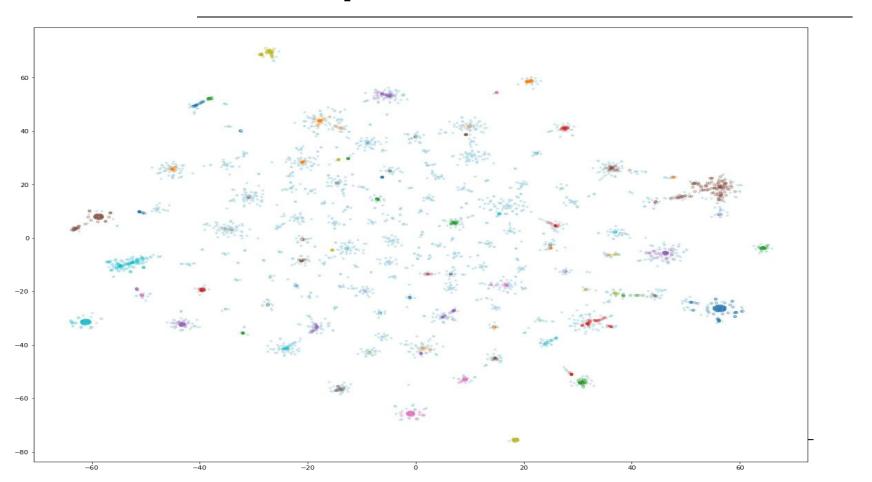
Примеры применения

- Кластеризация
- Классификация
- Исправление опечаток
- Поиск

Классификация



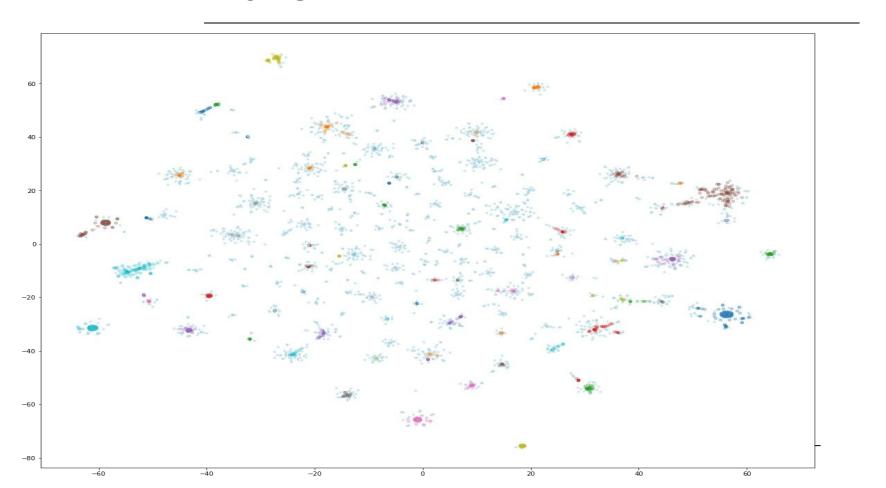
Кластеризация



Исправление опечаток (fasttext)

•	wann, wanto, wanr, wany	─	want
•	havea, havr		have
•	thiss, thise		this
•	pleasee, pleasr, pleasw, pleaseee		please
•	numbe, numbet, numbee, numbr		number
•	calll		call
•	will, wiill		will

Поиск



Актуальные алгоритмы

Представление

Tf-idf, nPMI, hashing trick, BPE

Факторизация (декомпозиция)

PCA, LSI-LSA, pLSA, nNMF

Тематическое моделирование

pLSA, LDA, HDP, ARTM

Поиски

BM25, HNSW, LSH

Эмбеддинги

 word2vec, glove, doc2vec, fasttext, poincaré, ELMO

Нейросетевые подходы

 LSTM, GRU, TCN, Attention, siamese network, similarity learning, Transformer, Augmented RNN

Полезный NLP-софт

Предобработка

Текста (нормализация,

токенизация)

pymorphy2(ru), snowball stemmer(en), Stanford NLP(en)

Фреймворки

sklearn, NLTK, gensim, spaCy

Узкоспециализированны е фреймворки

 BigARTM, Vowpal Wabbit, Fasttext, faiss, annoy, NMSLib, lucene, sphinx, elastic

Нейросетевые фреймворки

 Pytorch, HuggingFace, AllenNLP, torchtext

Контакты

Штех Геннадий * @ NAUMEN

gshtekh@naumen.ru

Gennady Shtekh

shtechgen@gmail.com t.me/sht3ch github.com/ShT3cH

*R&D Data Usage Department Executive

Подходы и данные для тестирования моделей

- https://github.com/facebookresearch/SentEval
- https://arxiv.org/pdf/1707.05589.pdf
- https://arxiv.org/pdf/1806.06259.pdf
- https://aclweb.org/anthology/D18-1009
- https://arxiv.org/pdf/1702.02170.pdf
- https://arxiv.org/pdf/1903.09442.pdf
- https://leaderboard.allenai.org/swag/submissions/public
- https://gluebenchmark.com/leaderboard

О прогрессе в НЛП

- https://nlpoverview.com/#3
- https://arxiv.org/pdf/1708.02709.pdf
- http://nlpprogress.com/english/language_modeling.ht ml
- https://github.com/Separius/awesome-sentence-embe dding

Посмотрим на будущее

Появятся совсем простые фреймворки для использования глубоких предобученных сетей

Появятся фреймворки для семантического поиска документов

Разовьётся подход к генерации контента на основе RL Скорее всего сети на гиперболических пространствах взорвут BERT "облегчат"



https://github.com/ShT3ch/public_workshop

Хроника появления решений

```
Методы работы с текстами на LSTM
```

Методы работы с текстами на GRU, CNN

Attention и дополненные LSTM/GRU

Transformer

| Transfer Learning

Контекстно-зависимые эмбеддинги

BERT

Подходы к решению OOV

Char-level Convolution

