Евгений Борисов

#### Уровни сложности при автоматической обработке текстов

Прагматика (Дискурс) - смысловые контексты

Семантика - смыслы последовательностей слов

Синтаксис - правила формирования последовательностей слов

Лексика - отдельные слова и устойчивые словосочетания

#### Семантика

- лексическая, отдельные слова
- композиционная, комбинации слов

#### задачи:

- разрешение многозначности
- оценка семантической близости

#### Неоднозначности в языке

омонимия - случайное совпадение слов

ключ, лук, замок, печь

полисемия - несколько связанных значений

СТОЛ <организация или объект>, ПЛАТФОРМА <политическая или железнодорожная>

метонимия - замена смысла

Целых три тарелки съел.

#### Отношения между словами

синонимия - общий смысл

машина, автомобиль

антонимия - противоположность

большой / маленький, вверх / вниз

гипонимия - обобщение

яблоко / фрукт, овчарка / собака

партономия - часть, вхождение

колесо / автомобиль, житель / город

## WordNet

- База лексических отношений
  - содержит иерархии
  - сочетает в себе тезаурус и словарь
  - доступен on-line
  - разрабатываются версии для языков кроме английского (в т.ч. для русского)

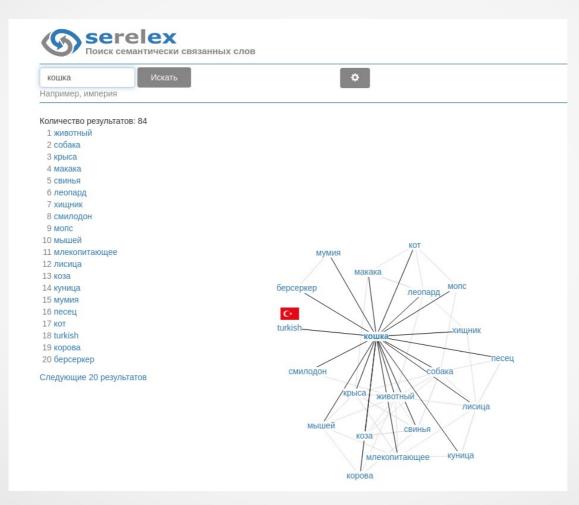
Категория	Уникальных форм		
Существительные	117,097		
Глаголы	11,488		
Прилагательные	22,141		
Наречия	4,601		

- http://http://wordnet.princeton.edu/
- http://wordnet.ru/

## Иерархии WordNet

```
Sense 3
bass, basso --
(an adult male singer with the lowest voice)
=> singer, vocalist, vocalizer, vocaliser
   -> musician, instrumentalist, player
      => performer, performing artist
         => entertainer
            => person, individual, someone...
               => organism, being
                  => living thing, animate thing,
                     => whole, unit
                        => object, physical object
                           => physical entity
                              -> entity
               -> causal agent, cause, causal agency
                  -> physical entity
                     -> entity
```

#### Serelex — тезаурус on-line



http://www.serelex.org/ https://nlpub.ru/Russian\_Distributional\_Thesaurus

## Paзрешение лексической многозначности (РЛМ) Word sense disambiguation (WDS)

- выбрать одно из нескольких значений слова по его контексту
- можно свести к задаче классификации (ML)

## Paзграничение значений слова Word sense discrimination

- по нескольким контекстам определить возможные значения слова
- можно свести к задаче кластеризации (ML)

#### Необходимо убирать неоднозначность

- озвучка текста
- информационный поиск
- автоматический перевод
- диалоговые системы

I saw a man who is 98 years old and can still walk and tell jokes

26 11 4 8 5 4 10 8 3 senses senses senses senses senses senses

43,929,600 senses

#### Разрешение лексической многозначности (РЛМ)

алгоритм Леска (1986) - РЛМ по словарю

берём все варианты определений искомого слова и слов его контекста

из всех вариантов [слово-значение] выбираем то, которое имеет наибольшее пересечение с определениями контекста

Пример: pine cone (сосновая шишка)

- · pine
  - 1. a kind of evergreen tree with needle-shaped leaves
  - 2. to waste away through sorrow or illness
- cone
  - 1. A solid body which narrows to a point
  - 2. Something of this shape, whether solid or hollow
  - 3. Fruit of certain evergreen trees

#### Разрешение лексической многозначности (РЛМ)

#### классификатор контекста

каждого слова строим отдельный классификатор

признаки – слова контекста, их позиция и морфология

[ контекст ] → номер значения для слова в тезаурусе

проблема: слов очень много, есть редко употребляемые слова

#### Разрешение лексической многозначности (РЛМ)

оценка близости слова и контекста

заменяем задачу классификации каждого слова на задачу оценки близости слова и контекста

[ <контекст>, слово ] → оценка близости

<u>оценка качества</u> реализации метода производится по заранее размеченным данным

SENSEVAL — соревнование систем РЛМ

#### Семантическая близость (similarity)

- автомобиль / мотоцикл

#### Семантическая связность (relatedness)

- автомобиль / бензин

будем употреблять термин «близость» для всех случаев

#### Оценка семантической близости

- использование тезауруса
- статистические модели (PMI)
- модели Word Embeddings

#### Оценка семантической близости по тезаурусу

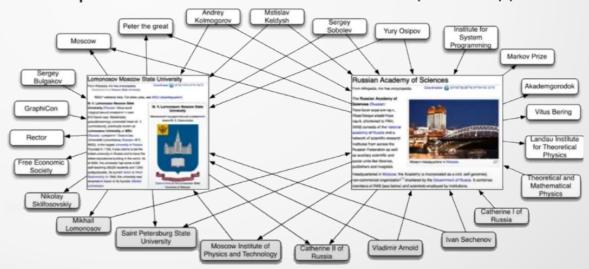
оцениваем расстояние по иерархии

метод Резника (1995)

метод Лина (1998)

## Использование Википедии

• Нормализованное количество общих соседей



• Близкие концепты чаще встречаются вместе

#### Статистическая оценка семантической близости

Pointwise Mutual Information (PMI)

оценка совместно	го использо	ования слов	u	V
------------------	-------------	-------------	---	---

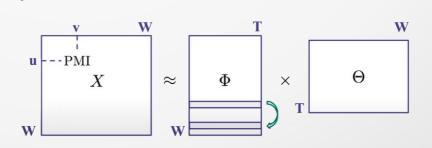
$PMI(u,v) = \log$	p(u,v)
$IMI(u,v) - \log  $	$\left\langle \overline{p(v)p(u)}\right\rangle$

p(u,v) — частота использования словосочетания

p(u) и p(v) - частота использования слов

	arts	boil	data	function	large	sugar	summarized	water
apricot	0	1	0	0	1	1	0	1
pineapple	0	1	0	0	1	1	0	1
digital	0	0	1	1	1	0	1	0
information	0	0	1	1	1	0	1	0

квадратная матрица контекстов



Оценка семантической близости в семантических пространствах

Word Embeddings - кодирование слова по контексту

Word2Vec - совместно употребляемые в тексте слова отображаются в близкие точки пространства

 $w2v[king] - w2v[man] + w2v[woman] \approx w2v[queen]$ 

Gensim — реализация на Python

построим ML-модель и обучим её кодировать слова по контексту

подготовка данных Word2Vec — учитываем контекст слов.

- из текста Т собираем словарь W
- для каждого слова w собираем контекст (окрестность) т.е. слова удалённые от w не более чем на s позиций в Т
- выполняем унитарное кодирование(one-hot encoding) W

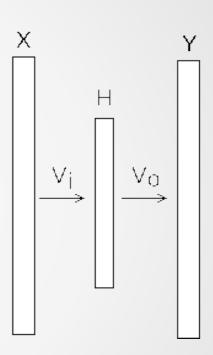
Pi: 0 0 1 0 0

#### нейросеть Word2Vec

размер входного слоя X = размеру словаря W = размеру выходного слоя Y

скрытый слой Н - линейная активация

выходной слой Y — активация softmax



конечный результат - матрица внутренних представлений *Vi* 

#### обучение сети word2vec

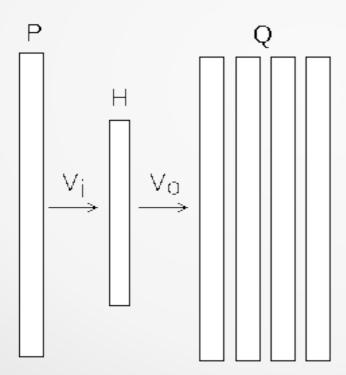
метод градиентного спуска

одна из двух стратегии

- Skip-Gram по слову восстанавливаем контекст.
- CBOW(Continuous Bag of Words) по контексту восстанавливаем слово

#### обучение сети word2vec

- Skip-Gram - по слову восстанавливаем контекст.



обучение сети word2vec - Skip-Gram - по слову восстанавливаем контекст.

- 1.на вход сети подаётся код слова Р, вычисляем состояние скрытого слоя Н вычисляем выход сети О
- 2. вычисляем значение функции потери

если значение потери увеличилость то конец работы

$$E_i = \left| \log \sum \exp(U_i) - \sum \sum_j (U_i * Q_{ij}) 
ight|$$

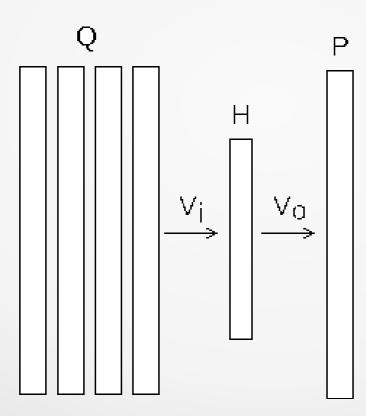
- 3. для каждого слова контекста  $Q_i$  и входа P:
  - вычисляем ошибку D на выходе сети O и изменение весов сети  $\Delta V_{o}$ ,  $\Delta V_{i}$
- 4. вычисляем суммарное изменение весов сети  $\Delta V_o$ ,  $\Delta V_i$  корректируем веса и повторяем цикл для другого слова Р

$$D = O - Q_j$$
  $\Delta V o_j = H^T \cdot D$   $\Delta V i_j = D^T \cdot P \cdot V o^T$ 

$$\Delta Vo = \sum_{j} \Delta Vo_{j}$$
  $\Delta Vi = \sum_{j} \Delta Vi_{j}$ 

#### обучение сети word2vec

- CBOW(Continuous Bag of Words) по контексту восстанавливаем слово



#### обучение сети word2vec - CBOW, по контексту восстанавливаем слово

1.на вход сети подаётся усреднённое значение контекста Q, вычисляем состояние скрытого слоя Н вычисляем выход сети О

2.вычисляем значение функции потери

 $U = H \cdot V_o$ O = softmax(U)

$$E_i = \left|\log\sum \exp(U_i) - \sum (U_i * P_i)
ight|$$

если значение потери увеличилось

то конец работы

- 3. для каждого слова контекста Qj и кода слова P, вычисляем ошибку D на выходе сети О и изменение весов сети ΔVo, ΔVi.
- 4. корректируем веса и повторяем цикл для другого слова Р

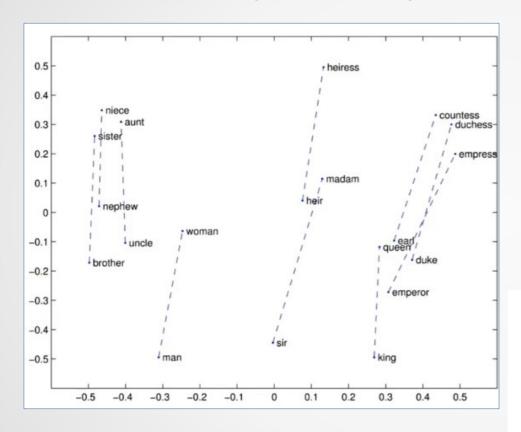
$$egin{aligned} D &= O - P \ \Delta V o &= H^T \cdot D \ \Delta V i &= \sum_j D^T \cdot Q_j \cdot V o^T \end{aligned}$$

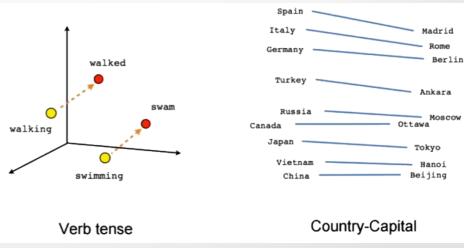
 $H = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^{c} Q_j \cdot Vi$ 

#### Результат работы

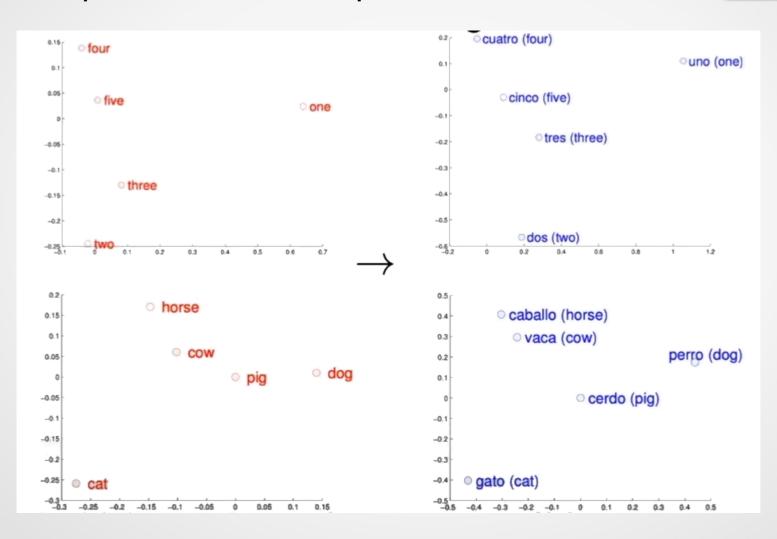
```
{'состоится': ['конечно', 'бал'],
 'волнения': ['описывать', 'виргинский'],
 'печатных': ['листа', 'липутину'],
 'лямшин': ['вечер', 'чуткости'],
 'или': ['отчасти', 'нет'],
 'крышу': ['под', 'надлежащего'],
 'общее': ['пригорюнясь', 'пострадать'],
 'степанович': ['осилил', 'новых'],
 'часов': ['кучке', 'часу'],
 'вас': ['для', 'завтра'],
 'слишком': ['милости', 'была'],
 'крикнул': ['попа', 'прочтет'],
 'видеть': ['cвое', 'будто'],
 'наготове': ['кармазинове', 'беспокойством'],
 'помещался': ['этою', 'подыматься'],
 'выполнено': ['планете', 'несмотря'],
 'тебя': ['люблю', 'взрывов'],
 'началом': ['фунтов', 'центру'],
 'страдал': ['заявите', 'тесно'],
 'отчаянная': ['новая', 'кончив']}
```

#### близкие по контексту слова отображаются в близкие точки w2v





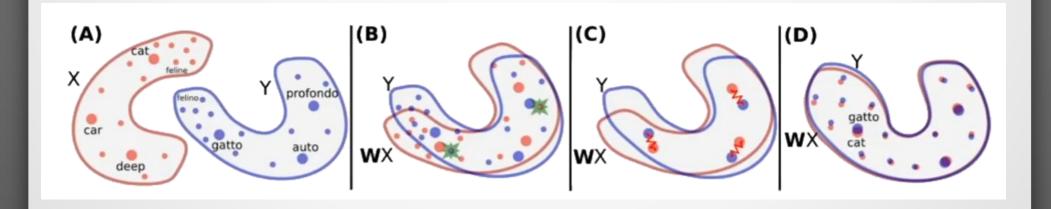
#### взаимное расположение w2v в разных языках схожи



#### взаимное расположения w2v в разных языках схожи

зная перевод некоторых слов и на основе этого построив отображение из w2v пространства одного языка в другое,

мы получаем перевод всех остальных слов на основе контекста



#### Литература

```
git clone https://github.com/mechanoid5/ml nlp.git
Турдаков Д.Ю.
Основы обработки текстов. лекция 9. Лексическая семантика. ИСП РАН, 2017
https://www.youtube.com/watch?v=IaIgSdJD5nE
Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean
Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality
Радослав Нейчев Прикладное машинное обучение 1.Intro to NLP. Word embeddings -
Лекторий ФПМИ
https://www.youtube.com/watch?v=aZ5se SW81c
Евгений Борисов 0 методе кодирования слов word2vec.
http://mechanoid.su/ml-w2v.html
Kuzma Khrabrov
Применение сиамских нейросетей в поиске.
```

https://habr.com/ru/company/mailru/blog/468075/