



# **Автоматическая обработка текстов на естественном языке. Метод кодирования слов word2vec.**

Евгений Борисов

# NLP word2vec

## Способ описание текста

### частотный анализ

- нужен достаточный размер текста
- не учитывает последовательность

# NLP word2vec

## Способ описание текста

### частотный анализ

- нужен достаточный размер текста
- не учитывает последовательность

### кодирование отдельных слов

- можно использовать для коротких сообщений
- можно учитывать последовательность

# NLP word2vec

способ кодирования слов

тривиальный способ

составить словарь, отсортировать и занумеровать

# NLP word2vec

способ кодирования слов

тривиальный способ

составить словарь, отсортировать и занумеровать

*Недостатки:* номер не отражает смысла

# NLP word2vec

## PMI pointwise mutual information

оценка совместного использования слов  $u$   $v$

$$PMI(u, v) = \log \left( \frac{p(u, v)}{p(v) p(u)} \right)$$

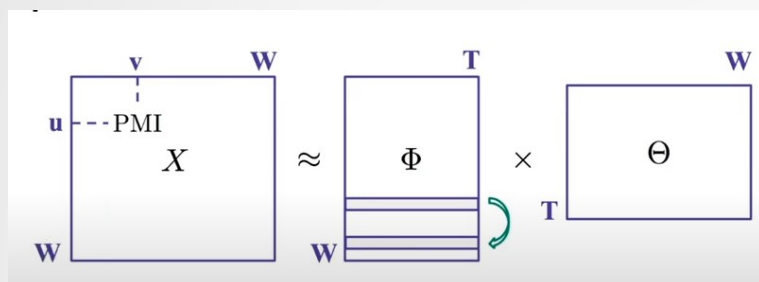
$p(u, v)$  – частота использования словосочетания

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

# NLP word2vec

используем контекст для кодирования слов

применим матричное разложение к квадратной матрице PMI



для кодирования слов используем матрицу  $\Phi$

# NLP word2vec

способ кодирования слов Word2Vec

построим модель ML и обучим её кодировать слова по контексту

из текста извлекаем словарь  $W$

каждому слову из  $W$  ставим в соответствие точку из  $V$

$$w \mapsto v: W \rightarrow V; V \subset \mathbb{R}^n$$



# NLP word2vec

способ кодирования слов Word2Vec

построим модель ML и обучим её кодировать слова по контексту

из текста извлекаем словарь  $W$

каждому слову из  $W$  ставим в соответствие точку из  $V$

$$w2v: W \rightarrow V; V \subset \mathbb{R}^n$$

совместно употребляемые в тексте слова из  $W$

отображаются в близкие точки пространства  $V$

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

# NLP word2vec

Как это работатет?

подготовка данных Word2Vec – учитываем контекст слов.

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

$P_i:$   
0 0 1 0 0

$Q_i:$   
0 1 0 0 0  
0 0 0 0 1  
0 0 0 1 0  
1 0 0 0 0  
0 0 0 1 0

# NLP word2vec

Как это работатет?

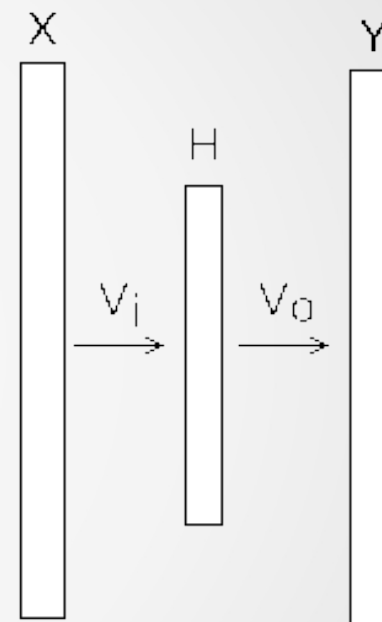
нейросеть Word2Vec

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

скрытый слой  $H$  - линейная активация

выходной слой  $Y$  — активация softmax

$$Y = \text{softmax}( (X \cdot V_i) \cdot V_o )$$



конечный результат - матрица  
внутренних представлений  $V_i$

# NLP word2vec

обучение сети word2vec

метод градиентного спуска

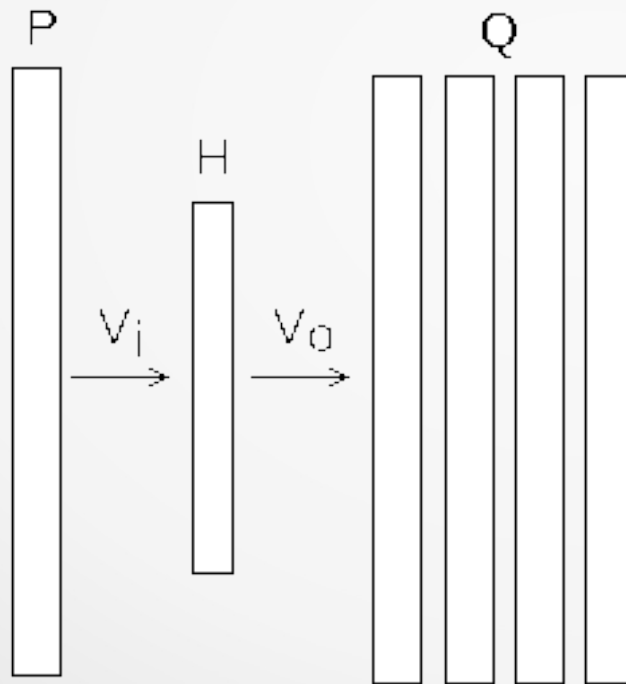
одна из двух стратегии

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

# NLP word2vec

## обучение сети word2vec

- Skip-Gram - по слову восстанавливаем контекст.



# NLP word2vec

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

1. на вход сети подаётся код слова  $P$ ,  
вычисляем состояние скрытого слоя  $H$   
вычисляем выход сети  $O$

2. вычисляем значение функции потерь

если значение потерь увеличилось  
то конец работы

3. для каждого слова контекста  $Q_j$  и входа  $P$ :

вычисляем ошибку  $D$  на выходе сети  $O$   
и изменение весов сети  $\Delta V_o, \Delta V_i$

$$\begin{aligned} D &= O - Q_j \\ \Delta V_{oj} &= H^T \cdot D \\ \Delta V_{ij} &= D^T \cdot P \cdot V_o^T \end{aligned}$$

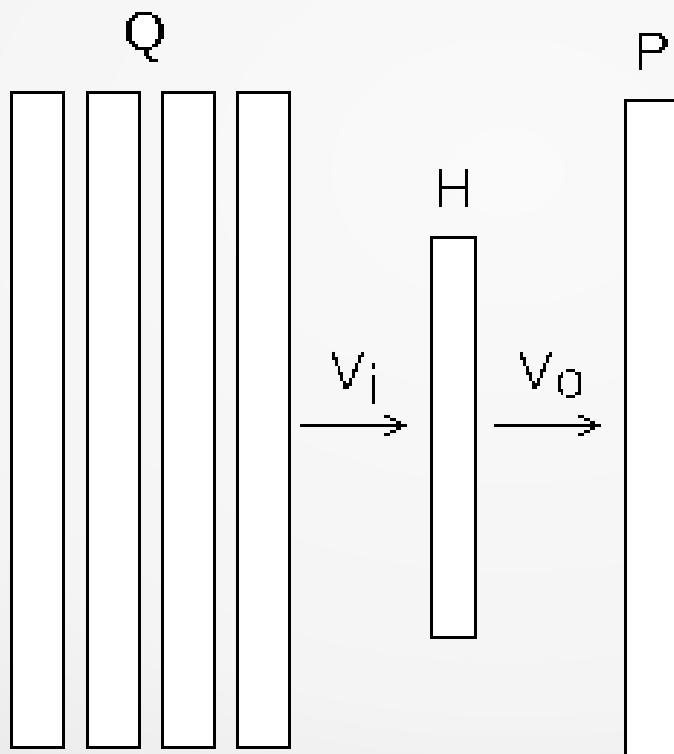
4. вычисляем суммарное изменение  
весов сети  $\Delta V_o, \Delta V_i$   
корректируем веса  
и повторяем цикл для другого слова  $P$

$$\begin{aligned} \Delta V_o &= \sum_j \Delta V_{oj} \\ \Delta V_i &= \sum_j \Delta V_{ij} \end{aligned}$$

# NLP word2vec

## обучение сети word2vec

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



# NLP word2vec

обучение сети word2vec - CBOW, по контексту восстанавливаем слово

1. на вход сети подаётся усреднённое значение контекста  $Q$ ,  
вычисляем состояние скрытого слоя  $H$   
вычисляем выход сети  $O$

$$H = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c Q_j \cdot V_i$$

$$U = H \cdot V_o$$
$$O = \text{softmax}(U)$$

2. вычисляем значение функции потерь

если значение потерь увеличилось  
то конец работы

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

3. для каждого слова контекста  $Q_j$  и кода слова  $P$ ,  
вычисляем ошибку  $D$  на выходе сети  $O$   
и изменение весов сети  $\Delta V_o$ ,  $\Delta V_i$ .

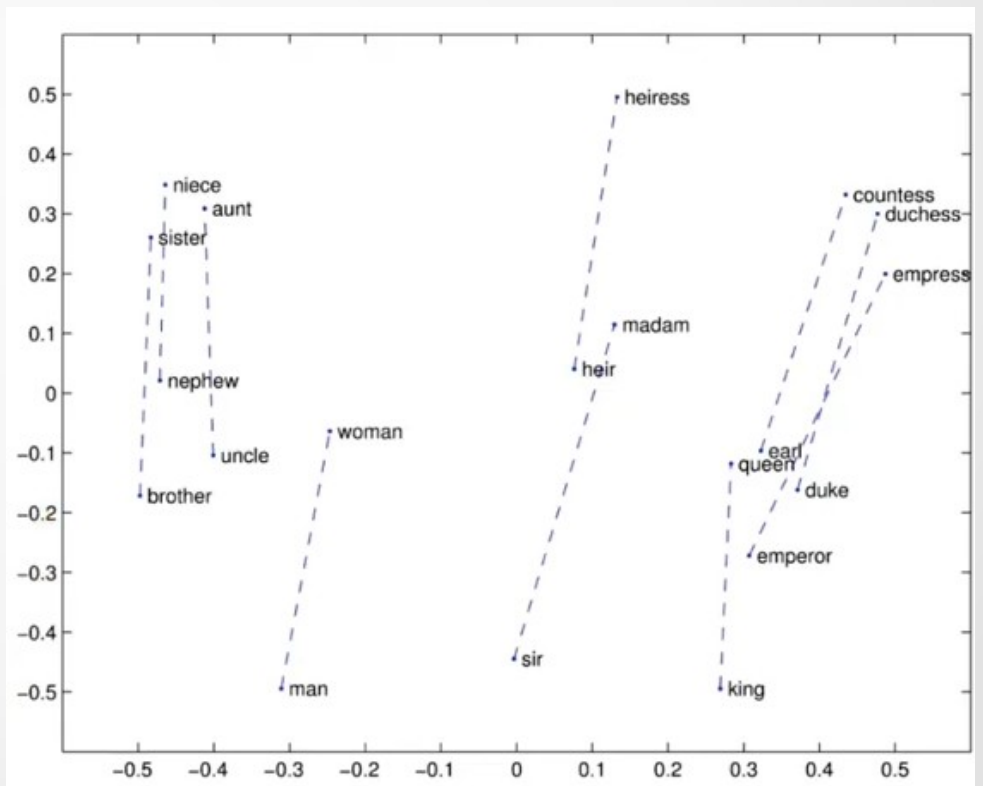
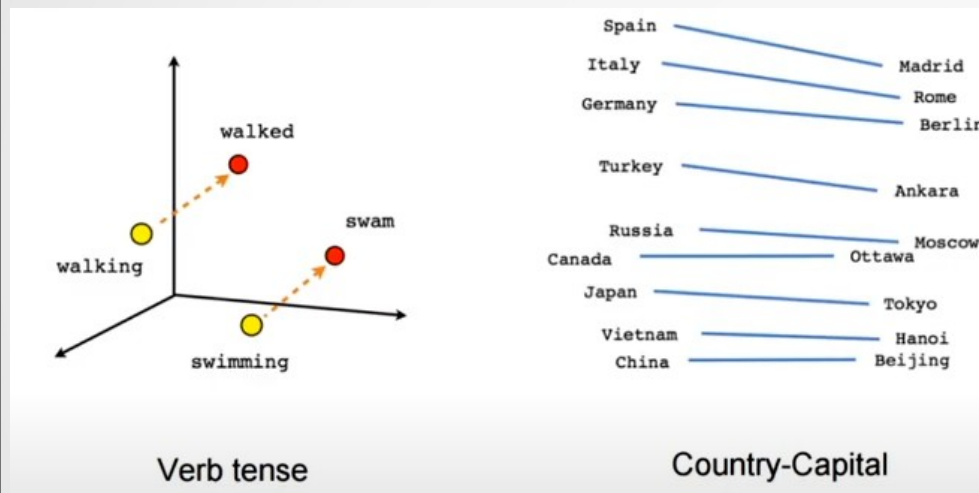
$$D = O - P$$
$$\Delta V_o = H^T \cdot D$$
$$\Delta V_i = \sum_j D^T \cdot Q_j \cdot V_o^T$$

4. корректируем веса  
и повторяем цикл для другого слова  $P$



# NLP word2vec

близкие по контексту слова отображаются в близкие точки w2v



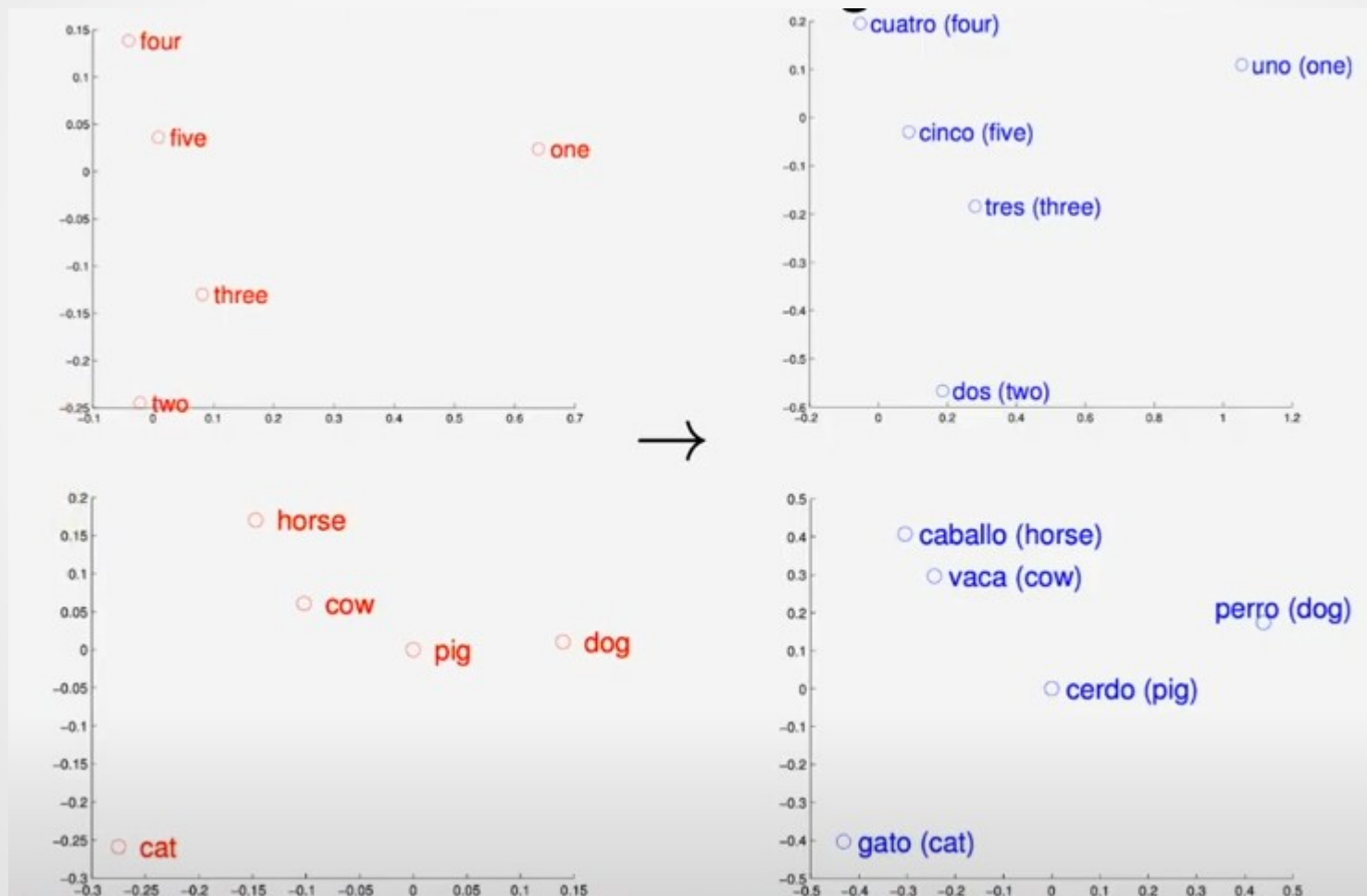
# NLP word2vec

## Результат работы

слово	близкие по w2v
смотрит	подозрительно, кровати
при	приворываешь, чём
она	семья, разваливается
ещё	важно, поучительно
самого	конца, последней
алкоголик	покуриваешь, травку
способности	определённые, солнца
ответственность	странице, авторской
портал	произведения, читателей
разваливается	знаю, семья
рецензию	написать, рукой
подобию	господа, образу

# NLP word2vec

взаимное расположения w2v в разных языках похоже

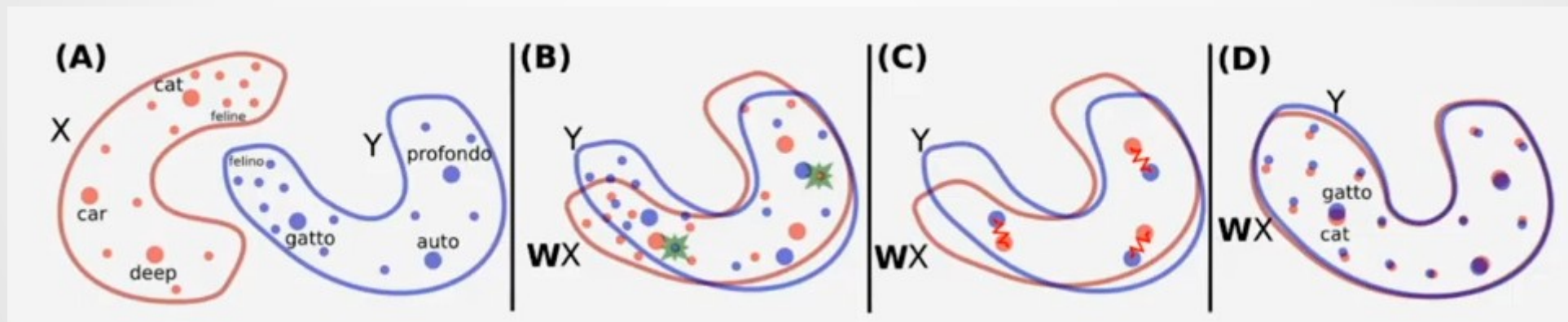


# NLP word2vec

взаимное расположения  $w2v$  в разных языках похожи

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



# NLP word2vec

косинусная мера близости – оценка сонаправленности w2v

$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

# NLP word2vec

## Литература

```
git clone https://github.com/mechanoid5/ml_nlp
```

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

Николай Карпачев Прикладное машинное обучение. Семинар 1.Word embeddings -  
Лекторий ФПМИ

Евгений Борисов 0 методе кодирования слов word2vec  
<http://mechanoid.su/ml-w2v.html>

# NLP word2vec



**Вопросы ?**