# Word2vec

Евгений Соколов, Виктор Кантор

#### Похожие слова

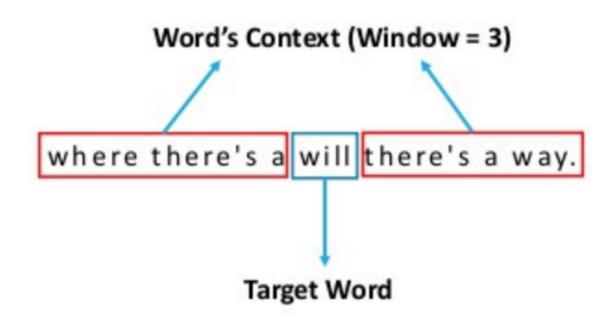
- «Идти» и «шагать» синонимы
- Для компьютера это разные строки
- Как понять, что они похожи?

#### Похожие слова

- «Идти» и «шагать» синонимы
- Для компьютера это разные строки
- Как понять, что они похожи?

- На основе данных!
- Слова со схожим смыслом часто идут в паре с одними и теми же словами
- У них похожие контексты

## Дистрибутивная семантика



#### Term-context matrix

0.1	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
dog	5	0	11	2	2	9	1
cat	4	1	7	1	1	7	2
bread	0	12	0	0	9	1	9
pasta	0	8	1	2	14	0	10
meat	0	7	1	1	11	1	8
mouse	4	0	8	0	1	8	1

#### Term-context matrix

	dog	cat	computer	animal	mouse
dog	0	4	0	2	1
cat	4	0	0	3	5
computer	0	0	0	0	3
animal	2	3	0	0	2
mouse	1	5	3	2	0

#### Векторные представления слов

Хотим каждое слово представить как вещественный вектор:

$$w \to \vec{w} \in \mathbb{R}^d$$

#### Какие требования?

- Размерность *d* должна быть не очень велика
- Похожие слова должны иметь близкие векторы
- Арифметические операции над векторами должны иметь смысл

#### word2vec

- Будем обучать представления слов так, чтобы они хорошо предсказывали свой контекст
- Выборка состоит из текстов, каждый представляет собой последовательность слов  $w_1, \ldots, w_i, \ldots, w_n$

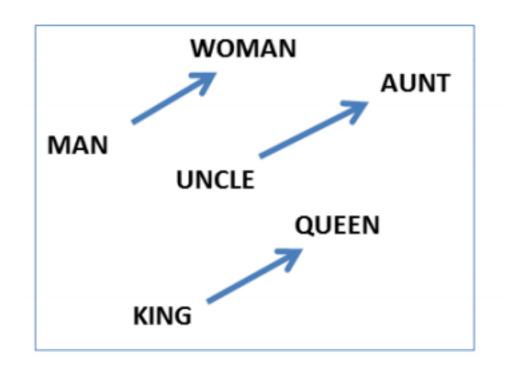
$$\sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=-k\\j\neq 0}}^k \log p(w_{i+j} \mid w_i) \to \max,$$

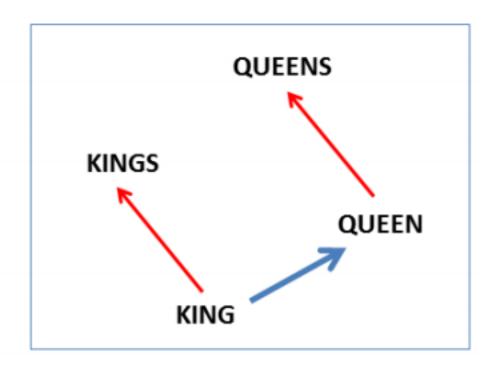
где вероятность вычисляется через soft-max:

$$p(w_i \mid w_j) = \frac{\exp(\langle \vec{w}_i, \vec{w}_j \rangle)}{\sum_{w} \exp(\langle \vec{w}, \vec{w}_j \rangle)}$$

(сумма в знаменателе — по всем словам из словаря)

## Самый популярный пример на word2vec



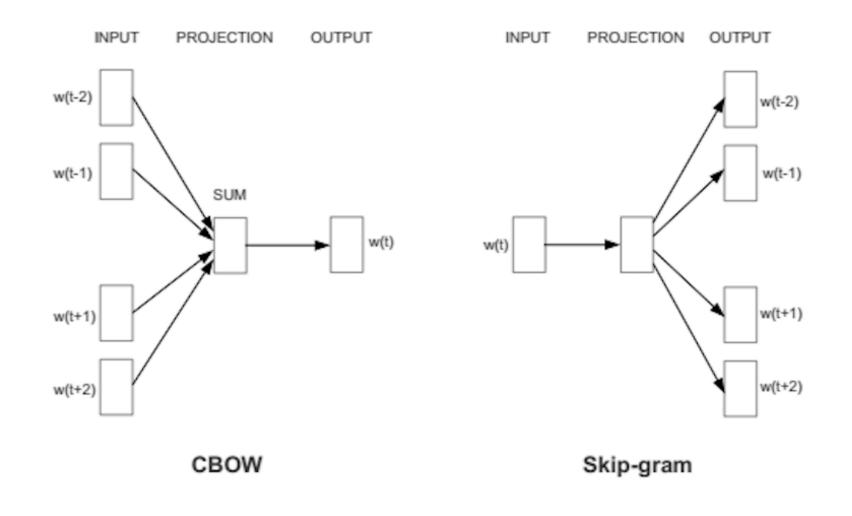


(Mikolov et al., NAACL HLT, 2013)

## Свойства представлений

- Косинусное расстояние хорошо отражает схожесть слов по тематике (в зависимости от корпуса)
- $\vec{king} \vec{man} + \vec{woman} \approx \vec{queen}$
- $\overrightarrow{\text{Moscow}} \overrightarrow{\text{Russia}} + \overrightarrow{\text{England}} \approx \overrightarrow{\text{London}}$
- ullet Перевод: or  $= \vec{n}$  ur  $= \vec{n}$  quatro
- Среднее представление по всем словам в тексте хорошее признаковое описание

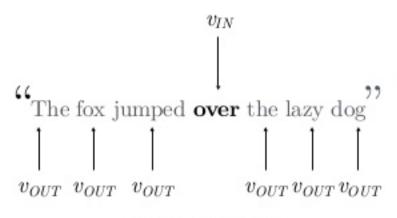
## Традиционная картинка про word2vec



## CBOW и Skip-gram

#### SkipGram

Guess the context given the word

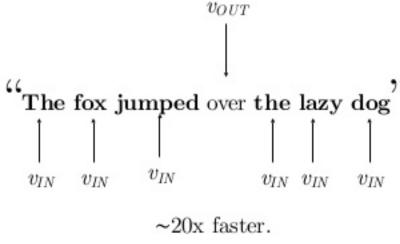


Better at syntax.

(this is the one we went over)

#### CBOW

Guess the word given the context



(this is the alternative.)

$$P(D=1|w,c) = \sigma(\vec{w}\cdot\vec{c}) = \frac{1}{1+e^{-\vec{w}\cdot\vec{c}}}$$

$$P(D = 1 | w, c) = \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) = \frac{1}{1 + e^{-\vec{w} \cdot \vec{c}}}$$
$$\log \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) + k \cdot \mathbb{E}_{c_N \sim P_D} \left[\log \sigma(-\vec{w} \cdot \vec{c}_N)\right]$$

$$P(D=1|w,c) = \sigma(\vec{w}\cdot\vec{c}) = \frac{1}{1+e^{-\vec{w}\cdot\vec{c}}}$$

$$\log \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) + k \cdot \mathbb{E}_{c_N \sim P_D} \left[ \log \sigma(-\vec{w} \cdot \vec{c}_N) \right]$$

Negative sampling

$$P(D = 1|w, c) = \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) = \frac{1}{1 + e^{-\vec{w} \cdot \vec{c}}}$$
$$\log \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) + k \cdot \mathbb{E}_{c_N \sim P_D} \left[\log \sigma(-\vec{w} \cdot \vec{c}_N)\right]$$
$$P_D(c) = \frac{\#(c)}{|D|}$$

$$P(D = 1|w, c) = \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) = \frac{1}{1 + e^{-\vec{w} \cdot \vec{c}}}$$
$$\log \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) + k \cdot \mathbb{E}_{c_N \sim P_D} \left[\log \sigma(-\vec{w} \cdot \vec{c}_N)\right]$$
$$P_D(c) = \frac{\#(c)}{|D|}$$
$$\ell = \sum_{w \in V_W} \sum_{c \in V_C} \#(w, c) \left(\log \sigma(\vec{w} \cdot \vec{c}) + k \cdot \mathbb{E}_{c_N \sim P_D} \left[\log \sigma(-\vec{w} \cdot \vec{c}_N)\right]\right)$$

### word2vec и обучение с учителем

- Проблема мешка слов слишком большое количество признаков
- Средний word2vec-вектор позволяет получить компактное признаковое описание
- При размерности вектора 100-500 можно обучать композиции деревьев

## Связь word2vec и матричных разложений

Neural Word Embedding as Implicit Matrix Factorization - Omer Levy

#### Резюме

- В дистрибутивной семантике предполагается, что смысл слова описывается контекстами, в которых оно встречается
- Как правило в качестве множества контекстов рассматривают множество слов
- Word2vec позволяет описать каждое слово вектором
- Есть разные постановки оптимизационной задачи для word2vec
- Похожие слова имеют близкие векторы
- Неплохие для текста средний вектор по всем словам
- Word2vec (в одной из постановок) фактически решает задачу разложения матрицы некоторого специального вида