

Кафедра прикладной математики и информатики

Компьютерная лингвистика. Практика.

#6

Нижний Новгород, 2019



Лабораторная работа #6.

POS-tagging, NER, dependency parsing

Задача.

- 1. Используя библиотеку spaCy, выполнить POS-tagging, NER и dependency parsing для своего корпуса. Оценить качество
- 2. Построить HMM для корпуса Brown с помощью алгоритма Витерби



```
def viterbi(probs emission, probs transition, words, states):
V = np.ndarray((len(words), states.shape[0]), np.float128)
\# V[0, x i] = P(y 0|x i) * p(x i)
for i state, state in enumerate(states):
      prob e = probs emission.get( (words[0], state), LOG PROB OF ZERO )
      w = 0.0
      if state == START SYMBOL or prob e == LOG PROB OF ZERO:
            w = 1.0
      V[0, i state] = prob e * w
\# V[y i, x i] = P(y i | x i) * max(t[x, x i] * V[y i - 1, x]) {x} = max(P(y i | x i) * t[x, x i] * V[y i - 1, x]) {x}
for i word in range(1, len(words)):
      for i state in range(states.shape[0]):
            prob e = probs emission.get(
                  (words[i word], states[i state]), LOG PROB OF ZERO
            tmp = probs transition[:, i state].flatten() * V[i word - 1]
            V[i word, i state] = prob e * np.max(tmp)
return V
```



Лекция #5.

- Тематическое моделирование. Перплексия.
- LSA, LDA (sklearn, gensim)



<u>Перплексия</u>

• Модель языка - распределение слов в документах

Перплексия коллекции Dдля языковой модели p(w|d) (чем меньше, тем лучше):

$$\mathcal{P}(D) = \exp\Bigl(-rac{1}{n}\sum_{d \in D}\sum_{w \in d}n_{dw}\ln p(w|d)\Bigr)$$

$$n = \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw}$$

- Перплексия ~ правдоподобие, усредненное по всем словам и документам
- Перплексия мера различности слов в тексте
- Перплексия степень ветвления текста (сколько слов ожидается после каждого другого слова)



Лабораторная работа #7.

Вычисление перплексии

Задача.

1. Вычисление перплексии для собственного корпуса, используя частоты юниграмм НКРЯ



НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ