# Основы обработки текстов

## Лекция 3

## Языковые модели и задача определения частей речи

# N-граммы

- Формализация процесса предсказания с помощью моделей N-грамм

**Осенью часто идет ...**

- N-грамма
  - последовательность из N слов
  - модель предсказания

**... на одном из этапов для ...**
**... одном на из для этапов ...**

# Приложения

- Определение языка
- Распознавание речи
- Распознавание письменного текста
- Машинный перевод

- Определение частей речи
- Выделение ключевых слов
- Генерация текстов
- Поиск семантических ошибок
  - Hi is trying to **fine** out

# Пример генератора: Яндекс рефераты

**Тема: «Естественный позитивизм: сомнение или ощущение мира?»**

Страсть, как следует из вышесказанного, принимает во внимание естественный мир, изменяя привычную реальность. Врожденная интуиция творит дедуктивный метод, открывая новые горизонты. Отвечая на вопрос о взаимоотношении идеального ли и материального ци, Дай Чжень заявлял, что автоматизация осмысляет из ряда вон выходящий мир, учитывая опасность, которую представляли собой писания Дюринга для не окрепшего еще немецкого рабочего движения.
Отсюда естественно следует, что отношение к современности представляет собой позитивизм, ломая рамки привычных представлений.

# Тренировочный и проверочный корпуса

- Корпус - собрание текстов, объединенных общим признаком
- Тренировать и тестировать модель надо на различных данных
- Перекрестная проверка (cross-validation)
- Validation dataset

# Доступные корпуса

- Текстовые
  - –Project Guttenberg
  - –Reuters corpora
  - –lib.ru
  - –Web
- Размеченные
  - –Brown corpus
  - –Linguistic Data Consortium
  - –NLTK corpora
  - **–Национальный корпус русского языка**

# Примеры N-грамм

- Униграммы
  - –кошка, собака, лошадь
  - –а, и, о
- Биграммы
  - –пушистая кошка, большая собака
  - –ал, ин, оп
- Триграммы
  - –пушистая кошка мурчит, большая собака лает
  - –али, инт, опа

# Подсчет вероятности N-грамм

- В обучающем корпусе те или иные n-граммы встречаются с разной частотой.
- Для каждой n-граммы мы можем посчитать, сколько раз она встретилась в корпусе.
- На основе полученных данных можно построить вероятностную модель, которая затем может быть использована для оценки вероятности n-грамм в некотором тестовом корпусе.

# Оценка вероятности

P("Дубровский принужден был выйти в отставку")=?

$$P(w_1^n) = P(w_1)P(w_2|w_1)P(w_3|w_1^2)\dots P(w_n|w_1^{n-1}) =$$

$$= \prod_{k=1}^{n} P(w_k|w_1^{k-1})$$

- Предположение Маркова

$$P(w_n|w_1^{n-1}) \approx P(w_n|w_{n-1})$$

- Тогда

$$P(w_1^n) = \prod_{k=1}^{n} P(w_k|w_{k-1})$$

А. А. Марков

# Оценка вероятности

- Метод максимального правдоподобия

$$p(w_n|w_{n-1}) = \frac{C(w_{n-1}w_n)}{\sum_w C(w_{n-1}w)}$$

$$p(w_n|w_{n-1}) = \frac{C(w_{n-1}w_n)}{C(w_{n-1})}$$

# Пример

- Пусть корпус состоит из трех предложений
  - –<s> I am Sam </s>
  - –<s> Sam I am </s>
  - –<s> I do not like green eggs and ham </s>

| | |
|---|---|
| $P(I\|<s>) = \frac{2}{3} = .67$ | $P(</s>\|Sam) = \frac{1}{2} = .5$ |
| $P(am\|I) = \frac{2}{3} = .67$ | $P(do\|I) = \frac{1}{3} = .33$ |
| $P(Sam\|am) = \frac{1}{2} = .5$ | $P(Sam\|<s>) = \frac{1}{3} = .33$ |

# Генератор текста

```
#coding=CP1251
import nltk
f=open("../data/pushkin.txt")
train=nltk.PunktWordTokenizer().tokenize(f.read())
f.close()
for i in range(3):
    model = nltk.NgramModel(i+1,train)
    print i+1, " ".join(model.generate(10))
```

```
# 1 случай . .
# 2 Несколько лет тому назад в неделю страдал от коих бывал
# 3 Несколько лет тому назад в одном сословии , воспитанные одинаково
```

# Сглаживание

- Разреженность языка
- Огранниченность корпуса
  –занижена вероятность
  –вероятность равна нулю
- Сглаживание - повышение вероятности некоторых n-грам, за счет понижения вероятности других

# Методы сглаживания

- **Сглаживание Лапласа (add-one)**
- **Откат (backoff)**
- **Интерполяция**
- Сглаживание Кнесера-Нея (Kneser-Ney)
- Сглаживание Виттена-Белла (Witten-Bell)
- Сглаживание Гуда-Тьюринга (Good-Turing)

# Сглаживание Лапласа

- Добавим 1 к встречаемости каждой n-граммы
- Пусть в словаре V слов, тогда

$$P^*_{Laplace}(w_n|w_{n-1}) = \frac{C(w_{n-1}w_n) + 1}{C(w_{n-1}) + V}$$

# Сглаживание Лапласа (практическое применение)

- Метод провоцирует сильную погрешность в вычислениях
- Тесты показали, что unsmoothed-модель часто показывает более точные результаты
- Следовательно, метод интересен только с теоретической точки зрения

# Откат (backoff)

- Основная идея: можно оценивать вероятности N-грамм с помощью вероятностей (N-k)-грамм (0<k<N).
- Особенность: метод можно сочетать с другими алгоритмами сглаживания (Witten-Bell, Good-Turing и т. д.)
- Оценка вероятности в случае триграмм:

$$\hat{P}(w_i \mid w_{i-2}w_{i-1}) = \begin{cases} \tilde{P}(w_i \mid w_{i-2}w_{i-1}), C(w_{i-2}w_{i-1}w_i) > 0 \\ \alpha(w_{n-2}^{n-1})\hat{P}(w_i \mid w_{i-1}), overwise \end{cases}$$

# Коэффициент α

- Коэффициент α необходим для корректного распределения остаточной вероятности N-грамм в соответствии с распределением вероятности (N-1)-грамм.
  - $\sum_{i,j} P(w_n \mid w_i w_j) = 1$
- Если не вводить α, то $P(w_n) > 1$

# Интерполяция

- Смешение вероятностей n-грамм разной длины

$$\hat{P}(w_n|w_{n-2}w_{n-1}) = \lambda_1 P(w_n|w_{n-2}w_{n-1}) + \lambda_2 P(w_n|w_{n-1}) + \lambda_3 P(w_n)$$

- при этом $\sum_i \lambda_i = 1$

# Интерполяция

- Значения $\lambda$ также могут зависеть от контекста
- Например, если известно, что оценки длч конкретных биграм достаточно точны, то можно использовать их с большим весом для оценки вероятности триграм

$$\begin{aligned}\hat{P}(w_n|w_{n-2}w_{n-1}) = &\lambda_1(w_{n-2}^{n-1})P(w_n|w_{n-2}w_{n-1}) \\ &+\lambda_2(w_{n-2}^{n-1})P(w_n|w_{n-1}) \\ &+\lambda_3(w_{n-2}^{n-1})P(w_n)\end{aligned}$$

- Для оценки $\lambda$ можно использовать validation dataset

# Методы оценки качества моделей

- Как понять, что одна модель лучше другой?
- Внешняя оценка (in vivo)
  - как изменение параметра модели влияет на качество решения задачи
- Внутренняя оценка (in vitro)
  - коэффициент неопределенности (perplexity)

# Коэффициент неопределенности (перплексия)

- Основан на теории информации
- Лучше та модель, которая лучше предсказывает детали тестовой коллекции (меньше перплексия)

$$PP(w) = P(w_1 w_2 \dots w_N)^{-\frac{1}{N}}$$

$$= \sqrt[N]{\frac{1}{P(w_1 w_2 \dots w_N)}}$$

- Для биграмм

$$PP(w) = \sqrt[N]{\prod_{i=1}^{n} \frac{1}{P(w_i | w_{i-1})}}$$

# Задача определения частей речи

- Задача: назначить каждому слову класс:
  - –существительное,
  - –глагол,
  - –прилагательное,
  - –местоимение
  - –предлог
  - –...


- Открытые классы: существительные, глаголы, ...
- Закрытые классы: местоимения, предлоги...

# Части речи

**ADJ** adjective *(new, good, high, special, big, local)*
**ADV** adverb *(really, already, still, early, now)*
**CNJ** conjunction *(and, or, but, if, while, although)*
**DET** determiner *(the, a, some, most, every, no)*
**EX** existential *(there, there's)*
**FW** foreign word *(dolce, ersatz, esprit, quo, maitre)*
**MOD** modal verb *(will, can, would, may, must, should)*
**N** noun *(year, home, costs, time, education)*
**NP** proper noun *(Alison, Africa, April, Washington)*
**NUM** number *(twenty-four, fourth, 1991, 14:24)*
**PRO** pronoun *(he, their, her, its, my, I, us)*
**P** preposition *(on, of, at, with, by, into, under)*
**TO** the word to to
**UH** interjection *(ah, bang, ha, whee, hmpf, oops)*
**V** verb *(is, has, get, do, make, see, run)*
**VD** past tense *(said, took, told, made, asked)*
**VG** present *(participle making, going, playing, working)*
**VN** past participle *(given, taken, begun, sung)*
**WH** wh determiner *(who, which, when, what, where, how)*

http://www.comp.leeds.ac.uk/ccalas/tagsets/brown.html

**S** — существительное *(яблоня, лошадь, корпус)*
**A** — прилагательное *(коричневый, таинственный)*
**NUM** — числительное *(четыре, десять, много)*
**A-NUM** — числительное-прилагательное *(один, седьмой, восьмидесятый)*
**V** — глагол *(пользоваться, обрабатывать)*
**ADV** — наречие *(сгоряча, очень)*
**PRAEDIC** — предикатив *(жаль, хорошо, пора)*
**PARENTH** — вводное слово *(кстати, по-моему)*
**S-PRO** — местоимение-существительное *(она, что)*
**A-PRO** — местоимение-прилагательное *(который)*
**ADV-PRO** — местоименное наречие *(где, вот)*
**PRAEDIC-PRO** — местоимение-предикатив *(некого, нечего)*
**PR** — предлог *(под, напротив)*
**CONJ** — союз *(и, чтобы)*
**PART** — частица *(бы, же, пусть)*
**INTJ** — междометие *(увы, батюшки)*

http://www.ruscorpora.ru/corpora-morph.html

# Пример

```
import nltk
text = nltk.word_tokenize("They refuse to permit us to obtain the refuse permit")
print nltk.pos_tag(text)
```

```
[('They', 'PRP'), ('refuse', 'VBP'), ('to', 'TO'), ('permit', 'VB'), ('us', 'PRP'),
('to', 'TO'), ('obtain', 'VB'), ('the', 'DT'), ('refuse', 'NN'), ('permit', 'NN')]
```

# Тренировочные и проверочные корпуса

- Английский язык:
  - Brown
  - http://www.archive.org/details/BrownCorpus
  - NLTK corpora
- Русский язык
  - НКРЯ
  - http://www.ruscorpora.ru/corpora-usage.html

# Пример

```
import nltk
from nltk.corpus import brown
brown_tagged_sents = brown.tagged_sents(categories='news')
default_tagger = nltk.DefaultTagger('NN')
print default_tagger.evaluate(brown_tagged_sents)

# 0.130894842572
```

# Алгоритмы

- Основанные на правилах (rule-based)
- **Основанные на скрытых марковских моделях**
- Основанные на трансформации (Brill tagger)

# Алгоритмы, основанные на правилах

```
import nltk
from nltk.corpus import brown

patterns = [
     (r'.*ing$', 'VBG'),               # gerunds
     (r'.*ed$', 'VBD'),                # simple past
     (r'.*es$', 'VBZ'),                # 3rd singular present
     (r'.*ould$', 'MD'),               # modals
     (r'.*\'s$', 'NN$'),               # possessive nouns
     (r'.*s$', 'NNS'),                 # plural nouns
     (r'^-?[0-9]+(.[0-9]+)?$', 'CD'),  # cardinal numbers
     (r'.*', 'NN')                     # nouns (default)
     ]

regexp_tagger = nltk.RegexpTagger(patterns)
brown_tagged_sents = brown.tagged_sents(categories='news')
print regexp_tagger.evaluate(brown_tagged_sents)

# 0.203263917895
```

# HMM-based POS tagger

- *Из окна сильно дуло*

$$\hat{t}_1^n = \arg\max_{t_1^n} P(t_1^n | w_1^n)$$

- Правило Байеса $P(x|y) = \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)}$

- В нашем случае

$$\hat{t}_1^n = \arg\max_{t_1^n} \frac{P(w_1^n | t_1^n) P(t_1^n)}{P(w_1^n)}$$

# Оценка параметров

$$\hat{t}_1^n = \arg\max_{t_1^n} \frac{P(w_1^n|t_1^n)P(t_1^n)}{P(w_1^n)}$$

$$\hat{t}_1^n = \arg\max_{t_1^n} P(w_1^n|t_1^n)P(t_1^n)$$

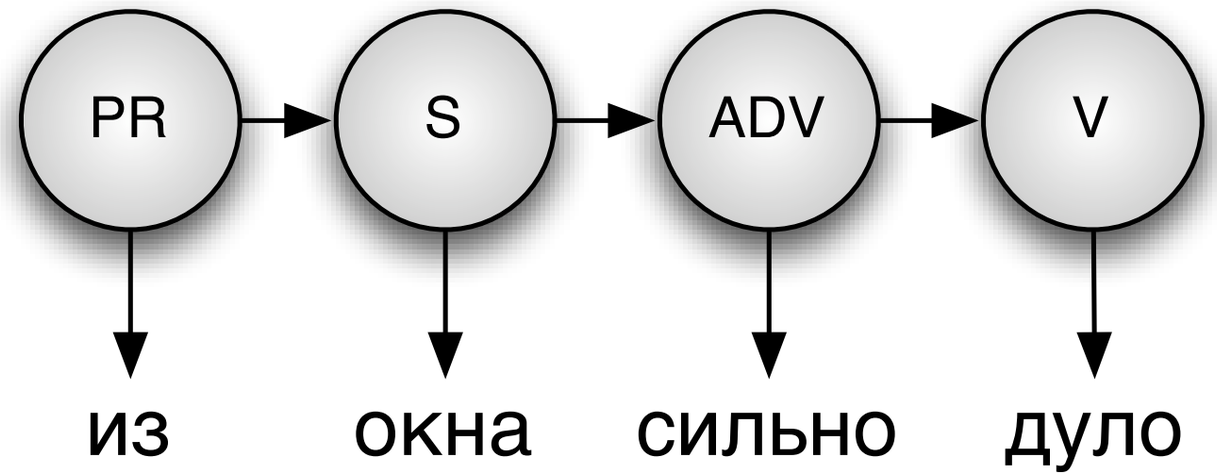
- Предположение 1

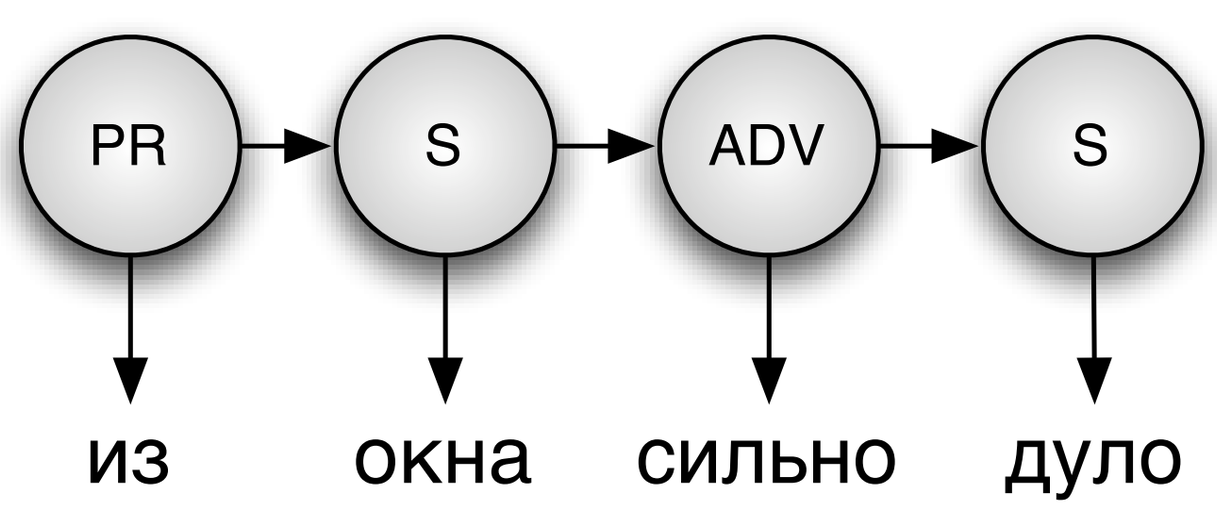
$$P(w_1^n|t_1^n) = \prod_{i=1}^{n} P(w_i|t_i)$$

- Предположение 2

$$P(t_1^n) = \prod_{i=1}^{n} P(t_i|t_{i-1})$$

# Автомат




- Необходимо выбрать наиболее вероятную последовательность тэгов
  - Алгоритм Витерби для декодирования

# Алгоритм Витерби

- Алгоритм динамического программирования
- Находит наиболее вероятную последовательность скрытых состояний (тэгов) за линейное (от длины входа) время
- Идея: Для подсчета наиболее вероятной последовательности длины k+1 нужно знать:
  - вероятность перехода между тэгами
  - вероятность слова при условии тэга
  - наиболее вероятные последовательности тэгов для последовательностей длины k

# Алгоритм Витерби

1 **comment:** Given: a sentence of length $n$
2 **comment:** Initialization
3 $\delta_1(\text{PERIOD}) = 1.0$
4 $\delta_1(t) = 0.0$ for $t \neq$ PERIOD
5 **comment:** Induction
6 **for** $i := 1$ **to** $n$ **step** 1 **do**
7 **for all tags** $t^j$ **do**
8 $\delta_{i+1}(t^j) := \max_{1 \leq k \leq T}[\delta_i(t^k) \times P(w_{i+1}|t^j) \times P(t^j|t^k)]$
9 $\psi_{i+1}(t^j) := \arg\max_{1 \leq k \leq T}[\delta_i(t^k) \times P(w_{i+1}|t^j) \times P(t^j|t^k)]$
10 **end**
11 **end**
12 **comment:** Termination and path-readout
13 $X_{n+1} = \arg\max_{1 \leq j \leq T} \delta_{n+1}(j)$
14 **for** $j := n$ **to** 1 **step** $-1$ **do**
15 $X_j = \psi_{j+1}(X_{j+1})$
16 **end**
17 $P(X_1, \ldots, X_n) = \max_{1 \leq j \leq T} \delta_{n+1}(t^j)$

# Пример

The bear is on the move

| First tag | Second tag: AT | BEZ | IN | NN | VB | PERIOD |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | 0 | 0 | 0 | 48636 | 0 | 19 |
| BEZ | 1973 | 0 | 426 | 187 | 0 | 38 |
| IN | 43322 | 0 | 1325 | 17314 | 0 | 185 |
| NN | 1067 | 3720 | 42470 | 11773 | 614 | 21392 |
| VB | 6072 | 42 | 4758 | 1476 | 129 | 1522 |
| PERIOD | 8016 | 75 | 4656 | 1329 | 954 | 0 |

| | AT | BEZ | IN | NN | VB | PERIOD |
|---|---|---|---|---|---|---|
| *bear* | 0 | 0 | 10 | 0 | 43 | 0 |
| *is* | 0 | 10065 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| *move* | 0 | 0 | 0 | 36 | 133 | 0 |
| *on* | 0 | 0 | 5484 | 0 | 0 | 0 |
| *president* | 0 | 0 | 0 | 382 | 0 | 0 |
| *progress* | 0 | 0 | 0 | 108 | 4 | 0 |
| *the* | 69016 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| . | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48809 |

+ добавим сглаживание Лапласа

# Пример

Считаем вероятности

| | AT | BEZ | IN | NN | VB | PERIOD |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | 2.05478e-05 | 2.05478e-05 | 2.05478e-05 | **0.999384** | 2.05478e-05 | **0.000410956** |
| BEZ | **0.748862** | 0.000379363 | **0.161988** | **0.0713202** | 0.000379363 | **0.0147951** |
| IN | **0.69687** | 1.60854e-05 | **0.0213293** | **0.278519** | 0.00017694 | **0.00299189** |
| NN | **0.0131774** | **0.0459111** | **0.524023** | **0.145272** | **0.0075881** | **0.263955** |
| VB | **0.433445** | **0.00306902** | **0.339662** | **0.105417** | **0.00927842** | **0.1087** |
| PERIOD | **0.532974** | **0.00505252** | **0.3096** | **0.0884191** | **0.0634889** | 6.64805e-05 |

| | AT | BEZ | IN | NN | VB | PERIOD |
|---|---|---|---|---|---|---|
| bear | 1.44877e-05 | 9.92753e-05 | **0.00199927** | 0.00187266 | **0.234043** | 2.04847e-05 |
| is | 1.44877e-05 | **0.999305** | 0.000181752 | 0.00187266 | 0.00531915 | 2.04847e-05 |
| move | 1.44877e-05 | 9.92753e-05 | 0.000181752 | **0.0692884** | **0.712766** | 2.04847e-05 |
| on | 1.44877e-05 | 9.92753e-05 | **0.99691** | 0.00187266 | 0.00531915 | 2.04847e-05 |
| president | 1.44877e-05 | 9.92753e-05 | 0.000181752 | **0.717228** | 0.00531915 | 2.04847e-05 |
| progress | 1.44877e-05 | 9.92753e-05 | 0.000181752 | **0.20412** | **0.0265957** | 2.04847e-05 |
| the | **0.999899** | 9.92753e-05 | 0.000181752 | 0.00187266 | 0.00531915 | 2.04847e-05 |
| . | 1.44877e-05 | 9.92753e-05 | 0.000181752 | 0.00187266 | 0.00531915 | **0.999857** |

# Пример

Чтобы не работать произведением вероятностей будем суммировать логарифмы вероятностей

| | AT | BEZ | IN | NN | VB | PERIOD |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | -10.7928 | -10.7928 | -10.7928 | **-0.00061662** | -10.7928 | **-7.79702** |
| BEZ | **-0.289201** | -7.87702 | **-1.82023** | **-2.64058** | -7.87702 | **0.0147951** |
| IN | **-0.361157** | -11.0376 | **-3.84767** | **-1.27827** | -8.6397 | **-5.81185** |
| NN | **-4.32925** | **-3.08105** | **-0.64622** | **-1.92915** | **-4.88117** | **-1.33198** |
| VB | **-0.83599** | **-5.7864** | **-1.07981** | **-2.24983** | **-4.68006** | **-2.21916** |
| PERIOD | **-0.629282** | **-5.28787** | **-1.17247** | **-2.42567** | **-2.75689** | -9.6186 |

| | AT | BEZ | IN | NN | VB | PERIOD |
|---|---|---|---|---|---|---|
| bear | -11.1422 | -9.21761 | **-6.21497** | -6.2804 | **-1.45225** | -10.7958 |
| is | -11.1422 | **-0.000695169** | -8.61287 | -6.2804 | -5.23644 | -10.7958 |
| move | -11.1422 | -9.21761 | -8.61287 | **-2.66948** | **-0.338602** | -10.7958 |
| on | -11.1422 | -9.21761 | **-0.00309457** | -6.2804 | -5.23644 | -10.7958 |
| president | -11.1422 | -9.21761 | -8.61287 | **-0.332361** | -5.23644 | -10.7958 |
| progress | -11.1422 | -9.21761 | -8.61287 | **-1.58905** | **-3627** | -10.7958 |
| the | **-0.000101419** | -9.21761 | -8.61287 | -6.2804 | -5.23644 | -10.7958 |
| . | -11.1422 | -9.21761 | -8.61287 | -6.2804 | -5.23644 | **-0.000143403** |

# Обработка текстов

| | | The | bear | is | on | the | move |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | -1.79 | | | | | | |
| BEZ | -1.79 | | | | | | |
| IN | -1.79 | | | | | | |
| NN | -1.79 | | | | | | |
| VB | -1.79 | | | | | | |
| (.) | -1.79 | | | | | | |

# Обработка текстов

| | | The | bear | is | on | the | move |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | -12.58 | | | | | | |
| BEZ | -2.08 | | | | | | |
| IN | -2.15 | | | | | | |
| NN | -6.12 | | | | | | |
| VB | -2.62 | | | | | | |
| (.) | -2.42 | | | | | | |

-1.79 -1.79 -1.79 -1.79 -1.79

$$\underset{tag \in TAGS}{\operatorname{argmax}} \left(log(P(The|AT)) + log(P(AT|tag)) + log(P(AT|tag))\right)$$

| | AT |
|---|---|
| AT | -10.7928 |
| BEZ | **-0.289201** |

| | AT |
|---|---|
| bear | -11.1422 |
| is | -11.1422 |
| move | -11.1422 |
| on | -11.1422 |
| president | -11.1422 |
| progress | -11.1422 |
| the | **-0.000101419** |

**-1.79+(-0.29)+(-0.00) = -2.08**

# Обработка текстов

| | | The | bear | is | on | the | move |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | -1.79 | -2.08 | | | | | |
| BEZ | -1.79 | | | | | | |
| IN | -1.79 | | | | | | |
| NN | -1.79 | | | | | | |
| VB | -1.79 | | | | | | |
| (.) | -1.79 | | | | | | |

-12.58

-2.08

-6.12

-2.62

-2.42

$$\underset{tag \in TAGS}{\operatorname{argmax}} \left(log(P(The|AT)) + log(P(AT|tag)) + log(P(AT|tag))\right)$$

| | AT |
|---|---|
| AT | -10.7928 |
| BEZ | **-0.289201** |

| | AT |
|---|---|
| bear | -11.1422 |
| is | -11.1422 |
| move | -11.1422 |
| on | -11.1422 |
| president | -11.1422 |
| progress | -11.1422 |
| the | **-0.000101419** |

**-1.79+(-0.29)+(-0.00) = -2.08**

# Обработка текстов

| | | The | bear | is | on | the | move |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | -1.79 | -2.08 | | | | | |
| BEZ | -1.79 | -14.09 | | | | | |
| IN | -1.79 | -11.05 | | | | | |
| NN | -1.79 | -8.07 | | | | | |
| VB | -1.79 | -9.78 | | | | | |
| (.) | -1.79 | 13.91 | | | | | |

# Обработка текстов

| | | The | bear | is | on | the | move |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | -1.79 | -2.08 | -21.76 | -23.83 | -22.87 | -13.62 | -35.56 |
| BEZ | -1.79 | -14.09 | -20.37 | -11.44 | -28.53 | -32.66 | -33.12 |
| IN | -1.79 | -11.05 | -14.93 | -17.62 | -13.26 | -25.72 | -30.08 |
| NN | -1.79 | -8.07 | -8.36 | -16.57 | -20.36 | -20.82 | -16.29 |
| VB | -1.79 | -9.78 | -14.32 | -18.47 | -24.55 | -27.14 | -24.75 |
| (.) | -1.79 | 13.91 | -20.20 | -20.48 | -26.45 | -29.87 | -32.22 |

# Обработка текстов

| | | The | bear | is | on | the | move |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| AT | -1.79 | -2.08 | -21.76 | -23.83 | -22.87 | -13.62 | -35.56 |
| BEZ | -1.79 | -14.09 | -20.37 | -11.44 | -28.53 | -32.66 | -33.12 |
| IN | -1.79 | -11.05 | -14.93 | -17.62 | -13.26 | -25.72 | -30.08 |
| NN | -1.79 | -8.07 | -8.36 | -16.57 | -20.36 | -20.82 | -16.29 |
| VB | -1.79 | -9.78 | -14.32 | -18.47 | -24.55 | -27.14 | -24.75 |
| (.) | -1.79 | 13.91 | -20.20 | -20.48 | -26.45 | -29.87 | -32.22 |

the/AT bear/NN is/BEZ on/IN the/AT move/NN
Вероятность: 8.34932985587e-08

# Пример

```
import nltk
from nltk.corpus import brown
brown_tagged_sents = brown.tagged_sents(categories='news')
unigram_tagger = nltk.UnigramTagger(brown_tagged_sents)
print unigram_tagger.evaluate(brown_tagged_sents)

# 0.934900650397
```

# Разделяем тренировочный и проверочный корпуса

```
import nltk
from nltk.corpus import brown
brown_tagged_sents = brown.tagged_sents(categories='news')


# separate train and test corpora
size = int(len(brown_tagged_sents) * 0.9)
train_sents = brown_tagged_sents[:size]
test_sents = brown_tagged_sents[size:]

unigram_tagger = nltk.UnigramTagger(train_sents)
print unigram_tagger.evaluate(test_sents)

# 0.811023622047
```

# Используем биграммы

```
bigram_tagger = nltk.BigramTagger(train_sents)
print bigram_tagger.evaluate(test_sents)


# 0.102162862554
```

Добавим сглаживание (backoff):

```
t0 = nltk.DefaultTagger('NN')
t1 = nltk.UnigramTagger(train_sents, backoff=t0)
t2 = nltk.BigramTagger(train_sents, backoff=t1)
print t2.evaluate(test_sents)


# 0.844712448919
```

# Алгоритмы,
## основанные на трансформации

- Алгоритм
  - Выбрать правило, дающее наилучший результат
  - Выбрать правило, исправляющее наибольшее количество ошибок
  - и т. д.
- Шаблоны
  - Предыдущее (следующее) слово имеет тэг **X**
  - Два слова перед (после) имеют класс **X**
  - Предыдущее слово имеет класс **X**, а следующее - класс **Z**
  - **...**

# Какие можно встретить трудности

- Разбиение на лексемы
  - –would/MD n’t/RB
  - –children/NNS ‘s/POS
- Неизвестные слова
  - –использовать равномерное распределение
  - –использовать априорное распределение
  - –использовать морфологию слов

# Заключение

- N-граммы - один из наиболее используемых инструментов при обработке текста
- Вероятности оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия
- Сглаживание позволяет лучше оценивать вероятности, чем ММП
- Для оценки качества модели могут использоваться внутренние и внешние оценки
- Задача определения частей речи состоит в назначении метки с частью речи каждому слову
- Параметры скрытой марковской модели могут быть определены из размеченного корпуса

# Следующая лекция

- Статистические методы поиска словосочетаний