Основы обработки текстов

Лекция 2

Методы классификации и кластеризации

Типичная схема решения задач

- Способ оценки качества часто влияет на постановку задачи
- Тестировать алгоритм надо на данных, которые он никогда “не видел”
- Согласие экспертов показывает разрешимость задачи людьми и определяет *верхнюю границу* качества
- Для честного сравнения алгоритмов должны быть зафиксированы датасет и методика
- В реальных задачах шаги 1-5 занимают до 90% всего времени

План

- Задача определения и классификации именованных сущностей (NERC)
- Основные понятия машинного обучения
- Метод опорных векторов (SVM)
- Линейная регрессия, Логистическая регрессия
- Скрытая марковская модель (HMM). Алгоритм Витерби
- Марковская модель максимальной энтропии (MEMM)
- Условные случайные поля (CRF)

Распознавание и классификация именованных сущностей

- Named Entity Recognition and Classification
- **На входе: текст, разбитый на предложения и токены**
- **На выходе: множество сущностей (начало, конец, тип)**

Александр Пушкин родился в Москве, столице России

личность город страна

Microsoft — один из крупнейших производителей ПО в мире

компания

Обработка текстов — область на стыке ИИ и лингвистики

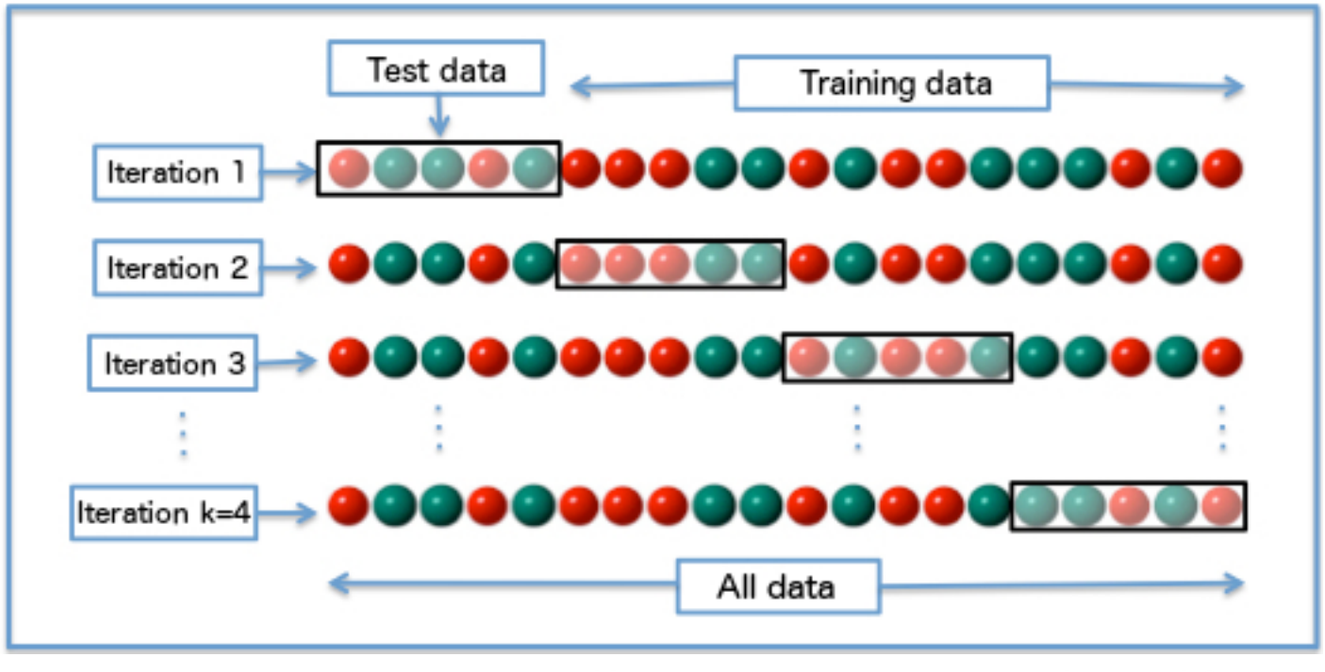
научная дисциплина НД НД

Оценка качества

- Все ли распознанные сущности распознаны верно?
  - Точность (precision)
- Все ли имеющиеся сущности распознаны?
  - Полнота (recall)
- Сбалансированная мера
  - $F_1 = 2 \cdot \text{precision} \cdot \text{recall} / (\text{precision} + \text{recall})$

Коллекции данных

- https://github.com/juand-r/entity-recognition-datasets
- Зависят от классов (определяют классы) NERC
- Делятся на несколько частей
  - Тренировочная
  - Тестовая
  - Валидационная
- Перекрестная проверка (cross-validation)



https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_(statistics)

Решение через словари

Александр Пушкин родился в Москве

Министерство путей сообщения было упразднено в 2004 году

- Можно составить словари для актуальных типов сущностей и сопоставлять словосочетания в тексте с ними
- Разреженность сущностей:
  - Словари всегда будут неполными
  - Во многих языках слова склоняются => лемматизация
  - Имена и фамилии могут встречаться в произвольном порядке
  - Имеются явные шаблоны «министерство …» => правила

Решение через правила

Юрий Левитан родился во Владимире

Всеволод Юрьевич «Большое Гнездо» умер во Владимире

Игорь Тальков убит в Санкт-Петербурге

Инцидент произошел в Туле

- **Многозначность сущностей:**
  - **«Владимир» - это «личность» или «город»? => анализ контекста**
- **Разреженность контекста:**
  - **«(родился|умер|убит|...) в(|о) <город>» => (квази-)синонимия**
  - **«<глагол> в(|о) <город>» => части речи**

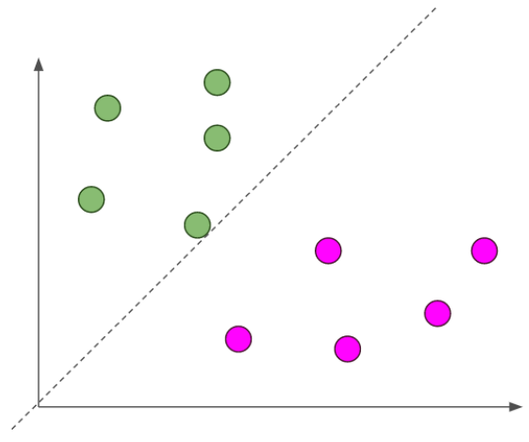
Машинное обучение с учителем

- Составление правил — крайне трудоемкий процесс: в случае задачи NER могут потребоваться тысячи правил
- Разработанные правила скорее всего будут специфичны для какого-то набора типов сущностей, их будет сложно адаптировать к другому набору типов
- Вместо правил мы можем составить выборку текстов, в которой будут вручную размечены примеры сущностей
- Нам понадобится алгоритм, который, «просмотрев» выборку примеров, будет выделять сущности на произвольном тексте

Задача классификации

- Есть множество классов и множество объектов, которые могут относиться к одному или более классам.
- Задача состоит в отнесении объектов с неизвестным классом к одному или более классов
- Факторы, на основе которых делается предсказание класса, называются **признаками** (feature)

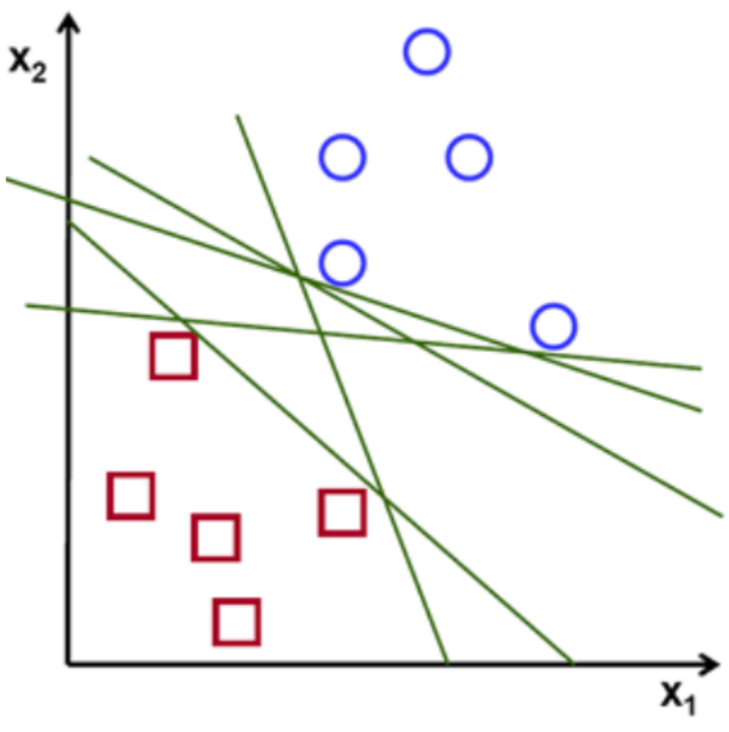
Линейные классификаторы

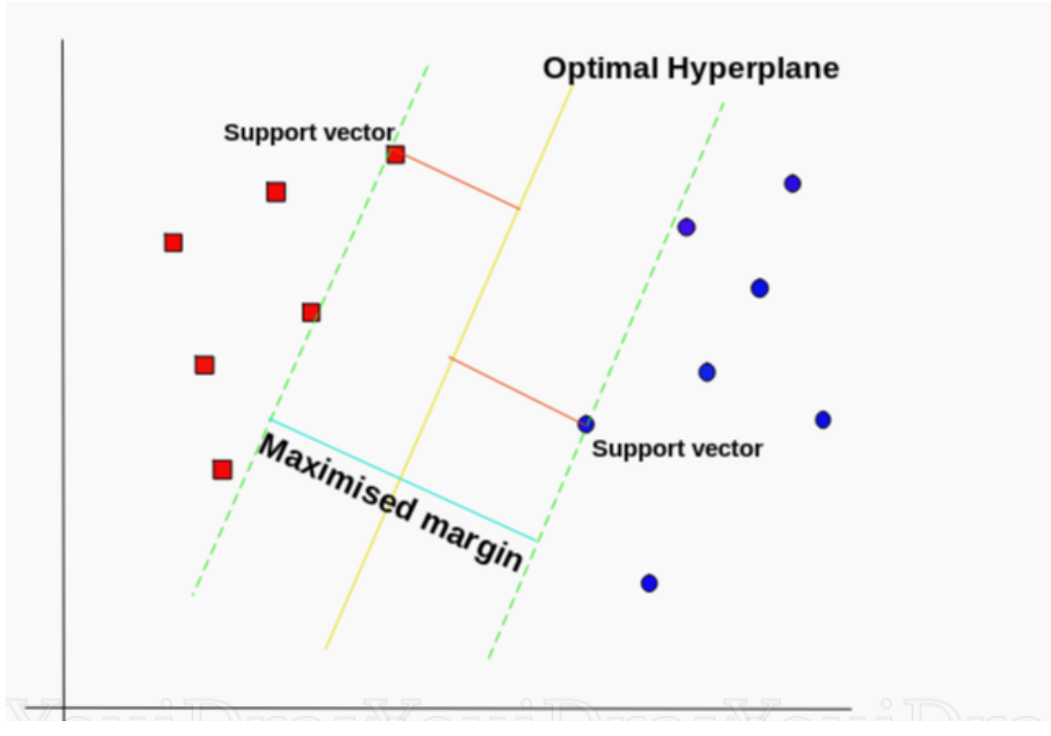


- Классификация на 2 класса «+» и «-»: слово в контексте — имя человека? текст — спам? будет ли сегодня дождь?
- Каждый классифицируемый объект (слово в контексте, текст, изображение неба) представляется точкой в «признаковом» N-мерном пространстве
- По обучающей выборке строится гиперплоскость, разделяющая точки из противоположных классов

Метод опорных векторов

- Максимизируем расстояние до гиперплоскости (зазор)
- $w_1x_1 + w_2x_2 + \ldots + w_nx_n + b = (w, x) + b = 0$





- liblinear (C, Java), scikit-learn (Python), weka (Java)

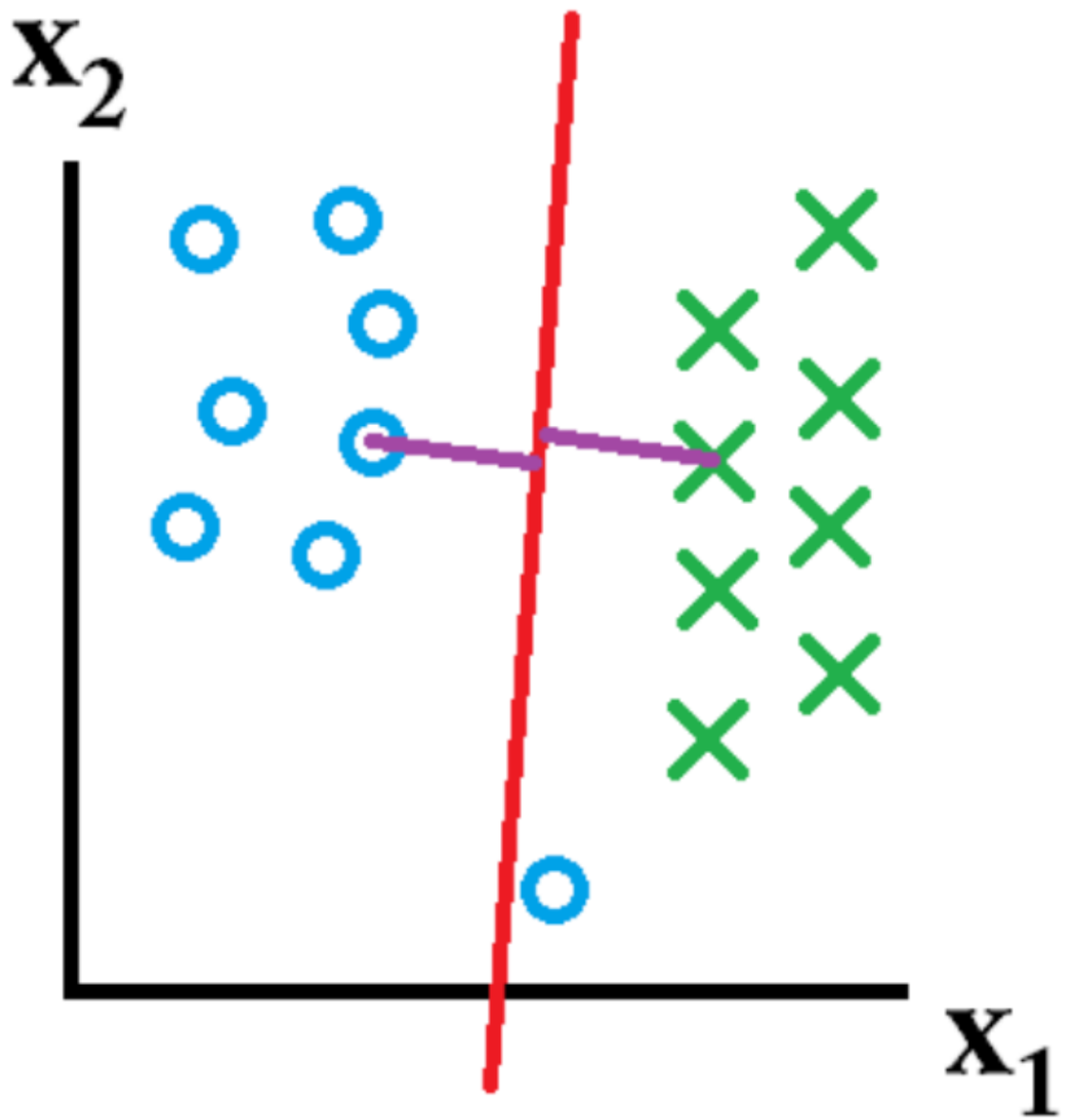
Обучение

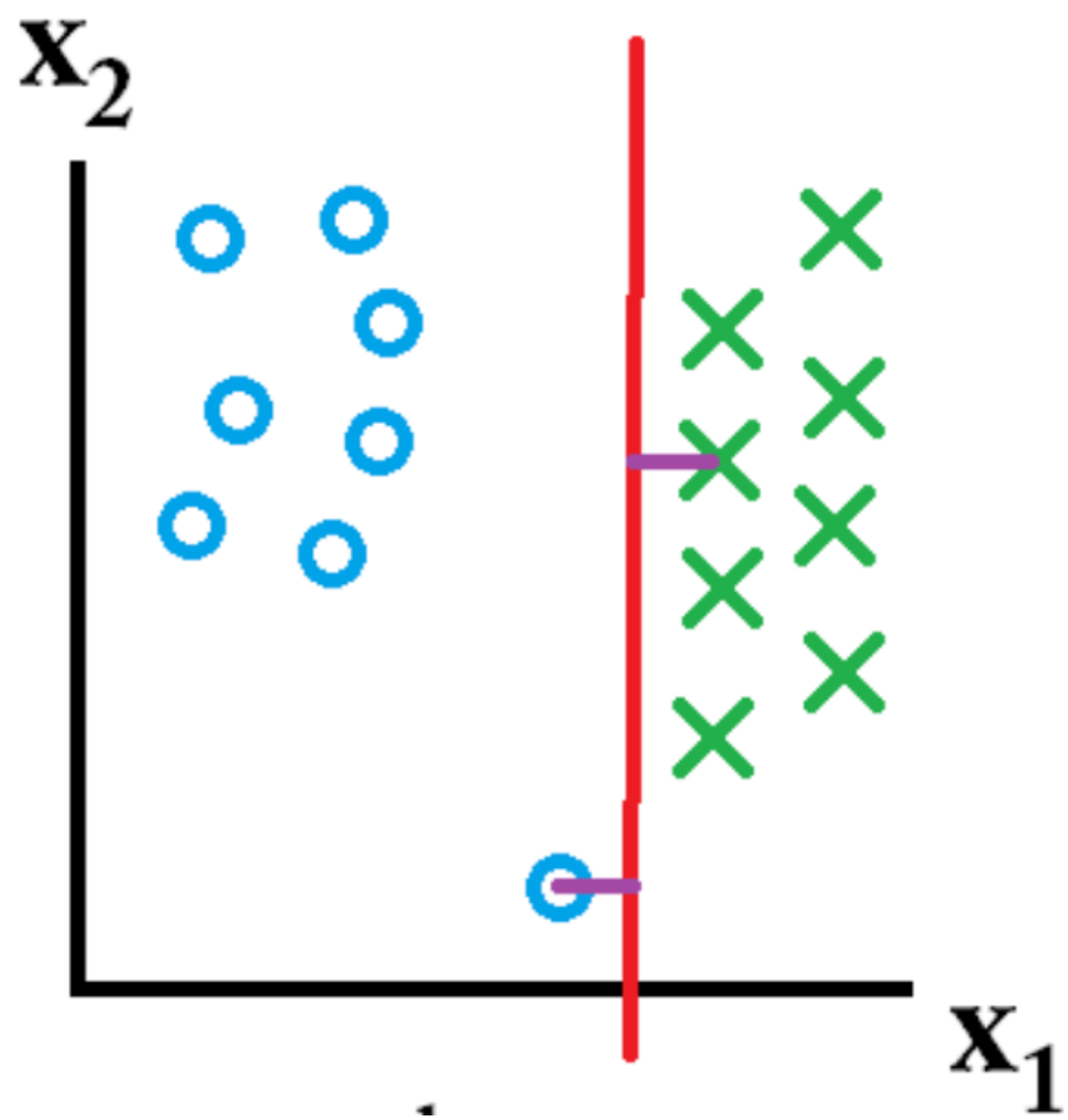
- Поиск весов сводится к минимизации функции потерь

$$\min_w \lambda\|w\|^2 + \sum_i \max\{0, 1 - y_i w^T x_i\}$$

- Задача выпуклой оптимизации
- Например, можно использовать метод градиентного спуска
  - На самом деле решается задача квадратичного программирования, для которой есть более эффективные методы

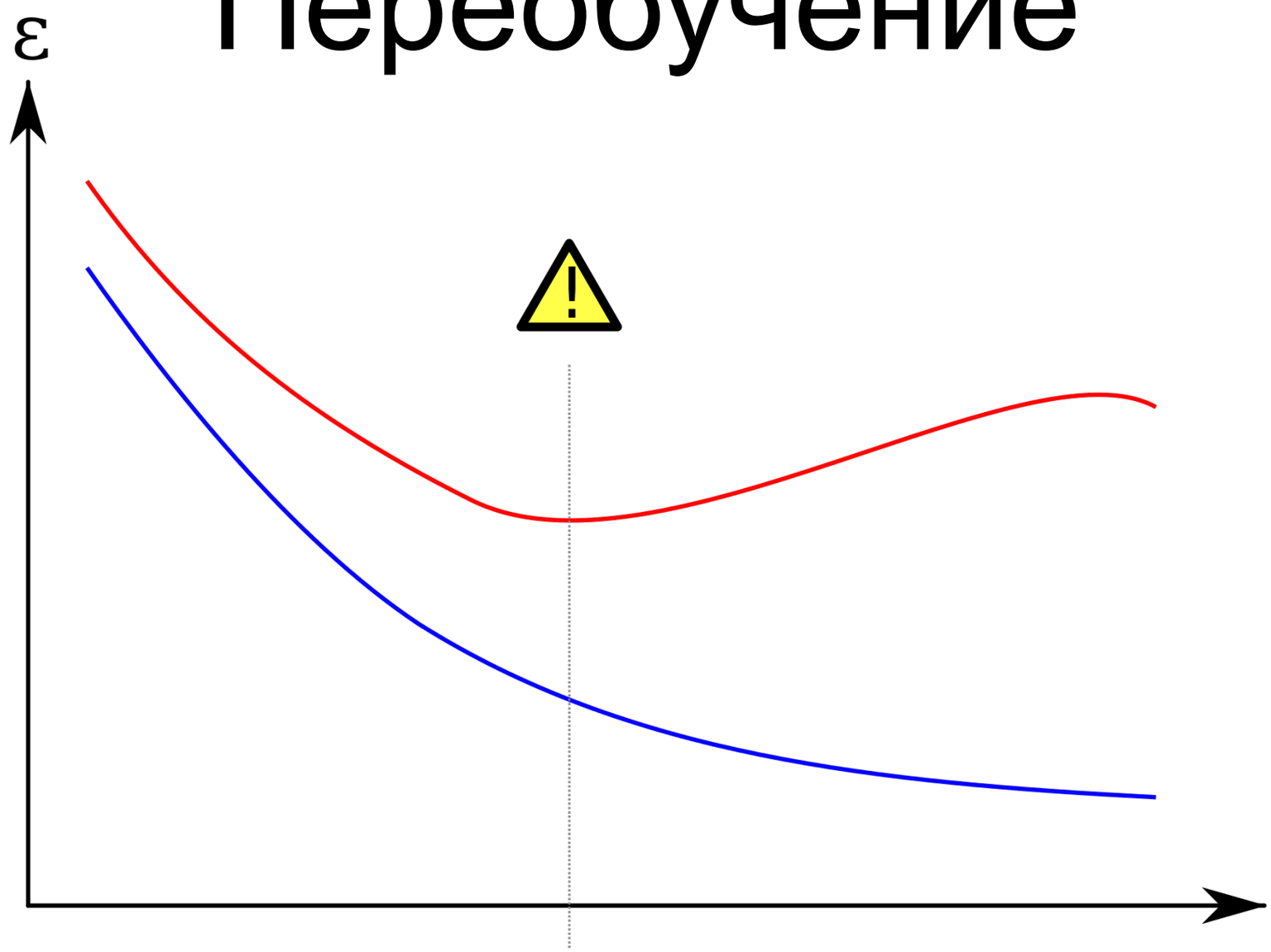
Переобучение





https://stats.stackexchange.com/questions/31066/what-is-the-influence-of-c-in-svms-with-linear-kernel

Переобучение



- (Синий) Ошибка на тренировочных данных
- (Красный) Ошибка на валидационных данных

https://en.wikipedia.org/wiki/Overfitting

Пример

```
from sklearn import svm
X = [[0, 0], [1, 1]]
y = [0, 1]

clf = svm.LinearSVC()
clf.fit(X, y)

clf.predict([[2., 2.]])
```

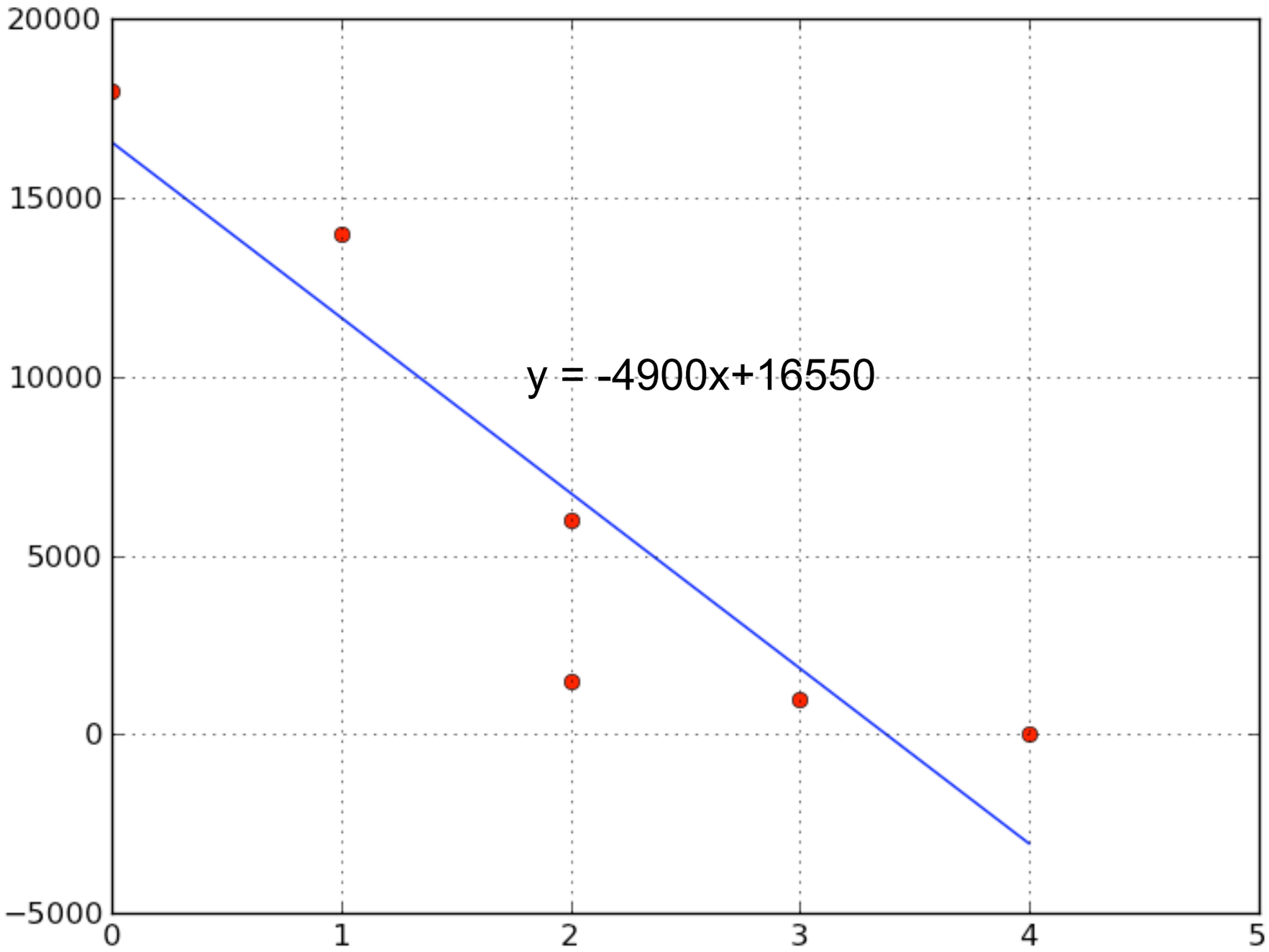
> array([1])

Линейная регрессия

Кол-во неопределенных прилагательных	Прибыль сверх запрашиваемой
4	0
3	$1000
2	$1500
2	$6000
1	$14000
0	$18000

$$price = w_0 + w_1 * Num\_Adjectives$$

Линейная регрессия



Линейная регрессия

$$price = w_0 + w_1 * Num\_Adjectives + w_2 * Mortgage\_Rate + w_3 * Num\_Unsold\_Houses$$

- В терминах признаков

$$price = w_0 + \sum_{i=1}^{N} w_i \times f_i$$

- введем дополнительный признак $f_0 = 1$

$$y = \sum_{i=0}^{N} w_i \times f_i \qquad \text{или} \qquad y = w \cdot f$$

Вычисление коэффициентов

- Минимизировать квадратичную погрешность

$$cost(W) = \sum_{j=0}^{M} (y^j_{pred} - y^j_{obs})^2$$

- Вычисляется по формуле

$$W = (X^T X)^{-1} X^T \overrightarrow{y}$$

Логистическая регрессия

- Перейдем к задаче классификации
- Определить вероятность, с которой наблюдение относится к классу
- Попробуем определить вероятность через линейную модель

$$P(y = true|x) = \sum_{i=0}^{N} w_i \times f_i = w \cdot f$$

Логистическая регрессия

- Попробуем определить отношение вероятности принадлежать классу к вероятности не принадлежать классу

$$\frac{P(y = true|x)}{1 - P(y = true|x)} = w \cdot f$$

Логистическая регрессия

- Проблема с несоответствием области значений решается вводом натурального логарифма

$$ln\left(\frac{P(y = true|x)}{1 - P(y = true|x)}\right) = w \cdot f$$

- Логит-преобразование

$$logit(P(x)) = ln\left(\frac{P(x)}{1 - P(x)}\right)$$

- Определим вероятность ...

Логистическая регрессия

$$P(y = true|x) = \frac{e^{w \cdot f}}{1 + e^{w \cdot f}} \qquad P(y = false|x) = \frac{1}{1 + e^{w \cdot f}}$$

- Или

$$P(y = true|x) = \frac{1}{1 + e^{-w \cdot f}} \quad P(y = false|x) = \frac{e^{-w \cdot f}}{1 + e^{-w \cdot f}}$$

- Логистическая функция

$$\frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Логистическая регрессия

$$P(y = true|x) > P(y = false|x)$$

$$\frac{P(y = true|x)}{1 - P(y = true|x)} > 1$$

$$e^{w \cdot f} > 1$$

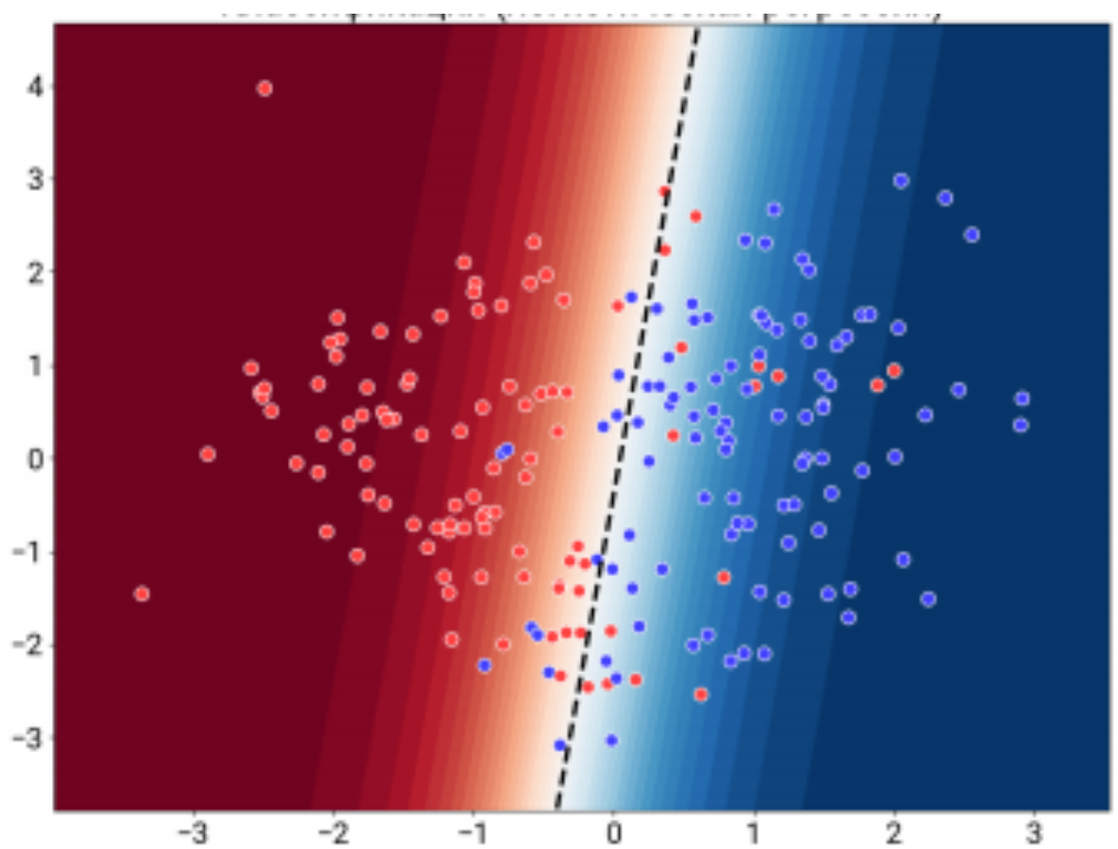
$$w \cdot f > 0$$

$$\sum_{i=0}^{N} w_i f_i > 0$$ разделяющая гиперплоскость

Обучение

- Оптимизация функции потерь

$$min_w \lambda ||w||^2 + \sum_i (log(1 + exp(-y_i w^t x_i))$$



Мультиномиальная логистическая регрессия

- Классификация на множество классов

$$p(c|x) = \frac{1}{Z} exp(\sum_i w_i f_i)$$

$$p(c|x) = \frac{exp\left(\sum_{i=0}^{N} w_{ci} f_i\right)}{\sum_{c' \in C} exp\left(\sum_{i=0}^{N} w_{c'i} f_i\right)}$$

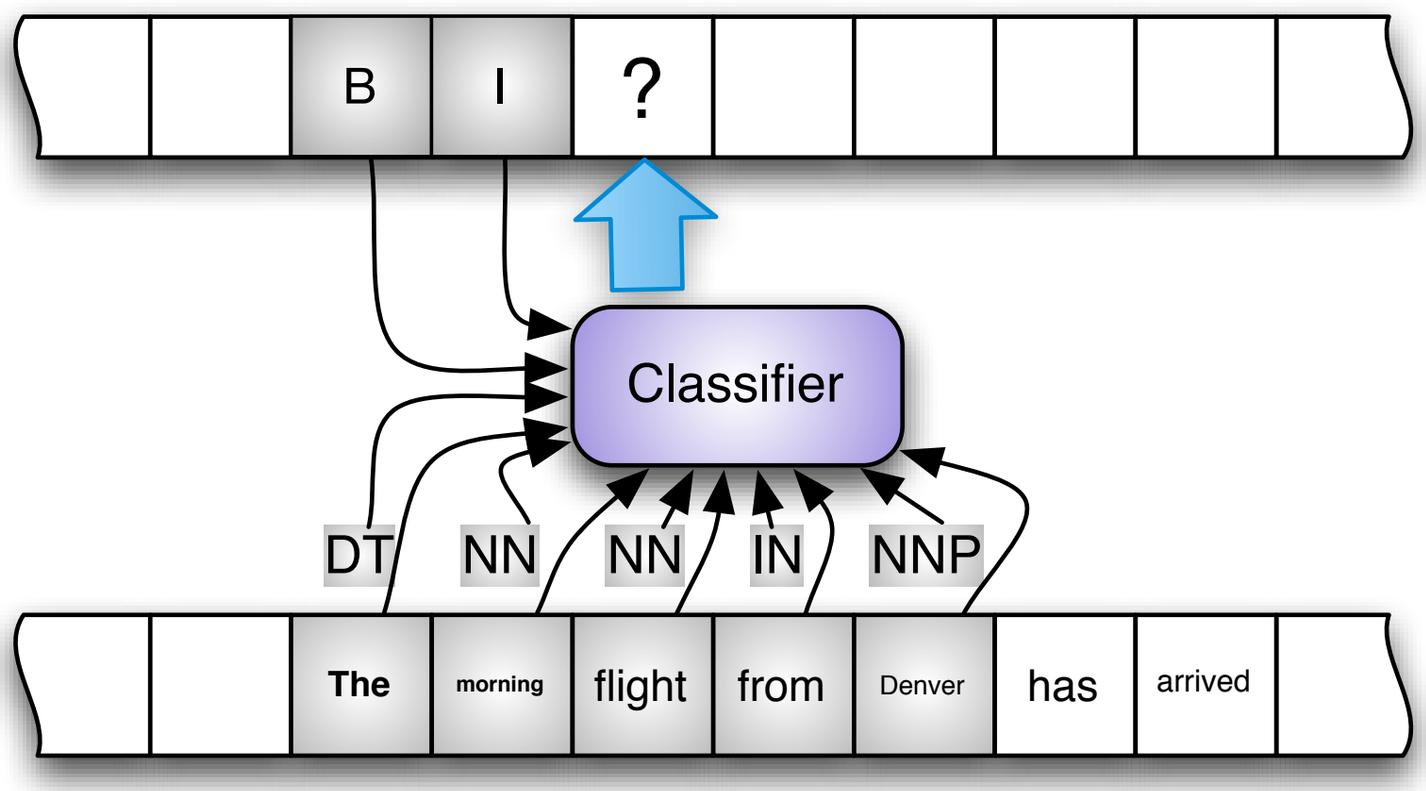
Пример

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

X = [[0, 0], [1, 1]]
y = [0, 1]

clf = LogisticRegression()
clf.fit(X, y)

clf.predict([[2., 2.]])
```

> array([1])

NERC и классификация

- Классы + метки
  - IO (inside, outside)
  - BIO (begin, inside, outside) - стандарт
  - BMEWO (begin, middle, end, whole, outside)



Скрытая марковская модель (HMM)

- *Из окна сильно дуло*

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

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

- 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

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

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

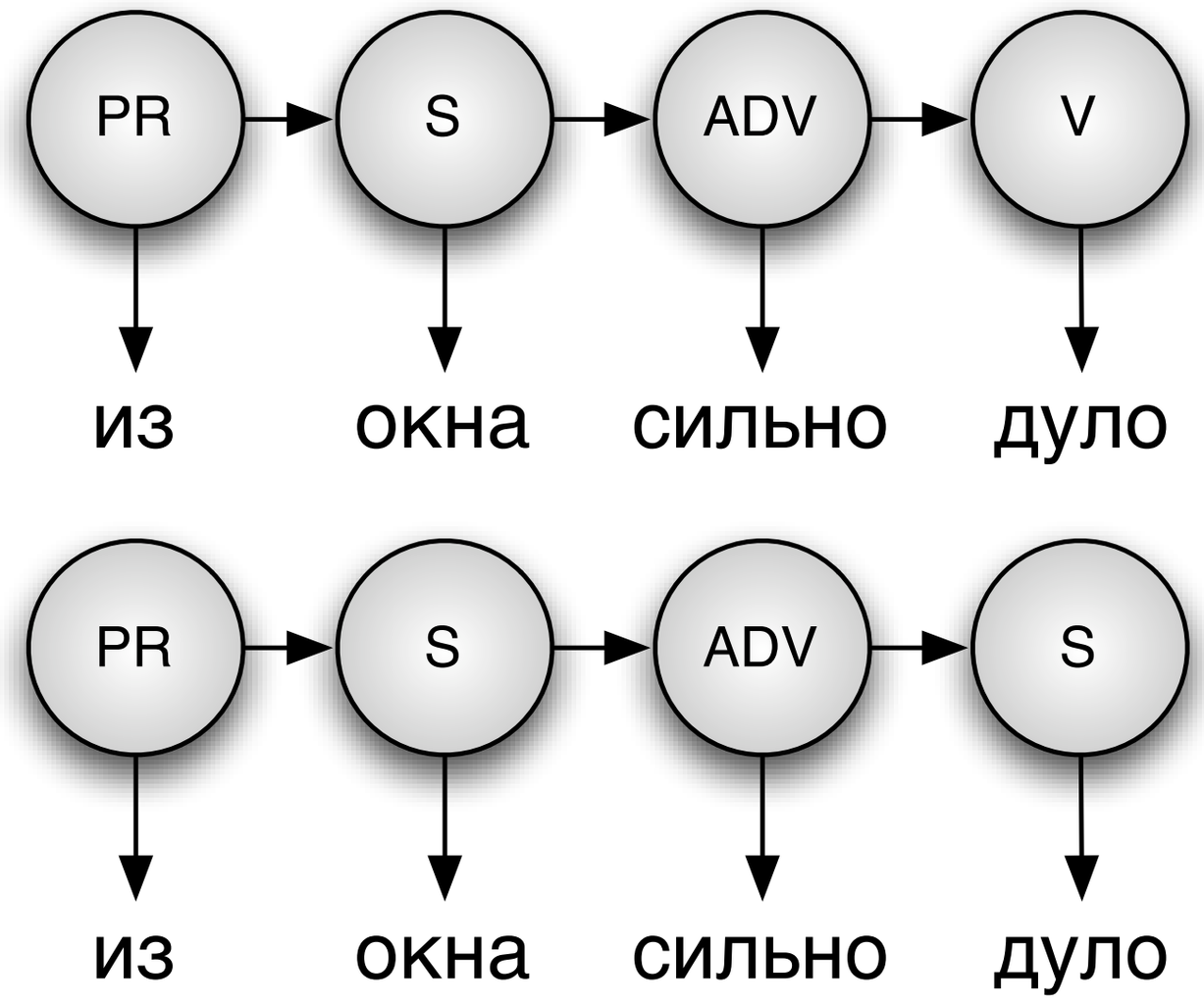
- Предположение 1

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

- Предположение 2

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

HMM для определения частей речи



- 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

comment: Given: a sentence of length n
comment: Initialization
$\delta_1(\text{PERIOD}) = 1.0$
$\delta_1(t) = 0.0$ for $t \neq$ PERIOD
comment: Induction
for $i := 1$ **to** n **step** 1 **do**
    for all tags t^j **do**
        $\delta_{i+1}(t^j) := \max_{1 \le k \le T}[\delta_i(t^k) \times P(w_{i+1}|t^j) \times P(t^j|t^k)]$
        $\psi_{i+1}(t^j) := \arg\max_{1 \le k \le T}[\delta_i(t^k) \times P(w_{i+1}|t^j) \times P(t^j|t^k)]$
    end
end
comment: Termination and path-readout
$X_{n+1} = \arg\max_{1 \le j \le T} \delta_{n+1}(j)$
for $j := n$ **to** 1 **step** -1 **do**
    $X_j = \psi_{j+1}(X_{j+1})$
end
$P(X_1, \ldots, X_n) = \max_{1 \le j \le T} \delta_{n+1}(t^j)$

Пример

The bear is on the move

	Second tag					
First 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 везде 1 (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**

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

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

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

	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

		The	bear	is	on	the	move
AT	-1.79	-2.08					
BEZ	-1.79	-2.08					
IN	-1.79	-2.15					
NN	-1.79	-6.12					
VB	-1.79	-2.62					
(.)	-1.79	-2.42					

-12.58

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

	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

		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					

		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	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

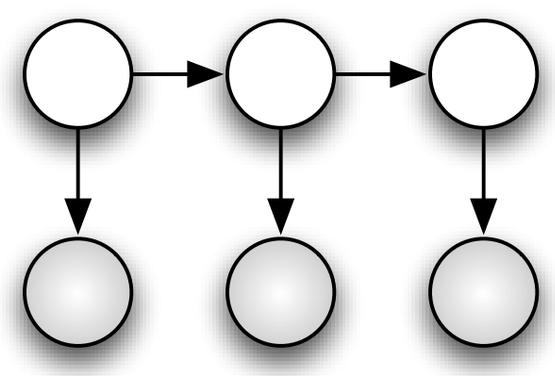
Марковская модель максимальной энтропии

- Позволяет смоделировать сложные признаки (например для определения части речи)

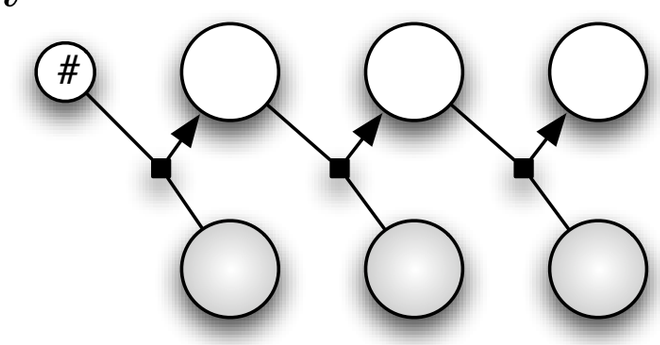
$$\hat{T} = \arg\max_{t} P(T|W) = \arg\max_{T} \prod_{i} P(tag_i|word_i, tag_{i-1})$$

- Сравнить с марковской моделью

$$\hat{T} = \arg\max_{t} P(T|W) = \arg\max_{T} \prod_{i} P(word_i|tag_i)P(tag_i, tag_{i-1})$$

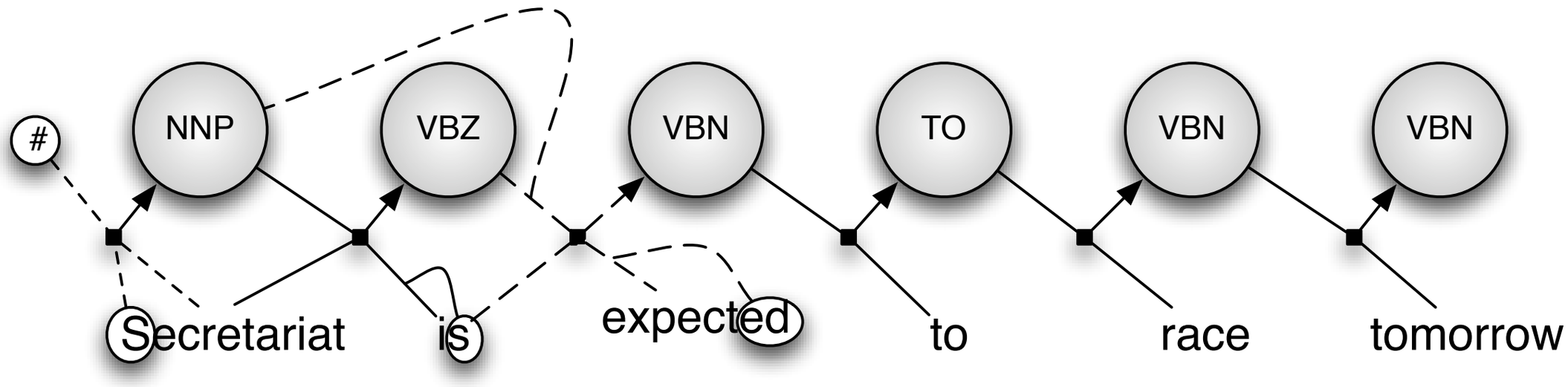


Скрытые марковские модели



Скрытые марковские модели максимальной энтропии

Признаки в MEMM



$$P(q|q', o) = \frac{1}{Z(o, q')} exp\left(\sum_i w_i f_i(o, q)\right)$$

Декодирование и обучение

- Декодирование - алгоритм Витерби, где на каждом шаге вычисляется

$$v_t(j) = max_{i=1}^{N} v_{t-1}(i) P(s_j|s_i, o_t), 1 \leq j \leq N, 1 < t \leq T$$

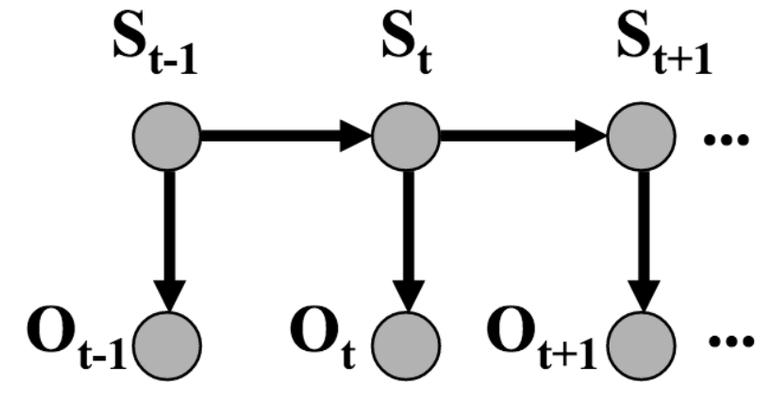
- Обучение аналогично логистической регрессии

Условные случайные поля (CRF)

$$\bar{s} = s_1, s_2, \ldots s_n \qquad \bar{o} = o_1, o_2, \ldots o_n$$

HMM

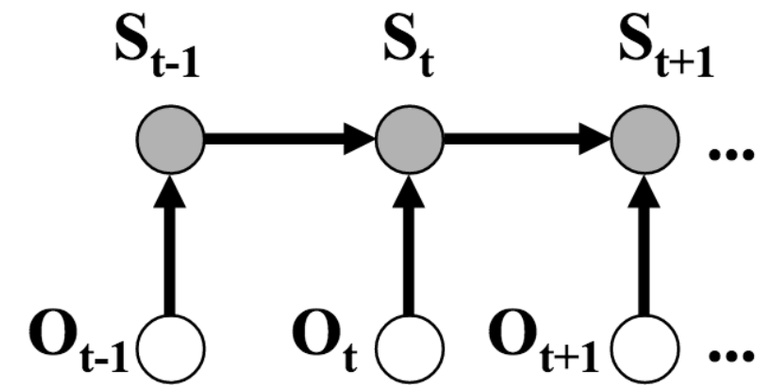
$$P(\bar{s}, \bar{o}) \propto \prod_{t=1}^{|\bar{o}|} P(s_t \mid s_{t-1}) P(o_t \mid s_t)$$



MEMM

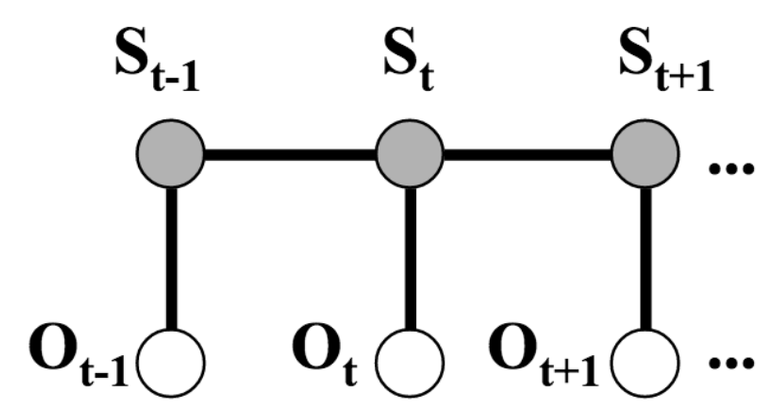
$$P(\bar{s} \mid \bar{o}) \propto \prod_{t=1}^{|\bar{o}|} P(s_t \mid s_{t-1}, o_t)$$

$$\propto \prod_{t=1}^{|\bar{o}|} \frac{1}{Z_{s_{t-1}, o_t}} \exp\left(\sum_j \lambda_j f_j(s_t, s_{t-1}) + \sum_k \mu_k g_k(s_t, o_t) \right)$$



CRF

$$P(\bar{s} \mid \bar{o}) \propto \frac{1}{Z_{\bar{o}}} \prod_{t=1}^{|\bar{o}|} \exp\left(\sum_j \lambda_j f_j(s_t, s_{t-1}) + \sum_k \mu_k g_k(s_t, o_t) \right)$$



Lafferty, John, Andrew McCallum, and Fernando CN Pereira. "Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labelling sequence data." (2001).

Следующая лекция

- Статистические методы в обработки текстов. Поиск словосочетаний.