

Обзор методов классификации. Интеллектуальный анализ текстов

Курс «Интеллектуальные информационные системы»
Кафедра управления и информатики НИУ «МЭИ»
Осень 2018 г.

Метод опорных векторов (SVM, Support Vector Machine)

Алгоритм предложен в 1963 году Владимиром Вапником и Алексеем Червоненкисом. Основная идея метода — перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве. Две параллельных гиперплоскости строятся по обеим сторонам гиперплоскости, разделяющей классы. Разделяющей гиперплоскостью будет гиперплоскость, максимизирующая расстояние до двух параллельных гиперплоскостей.

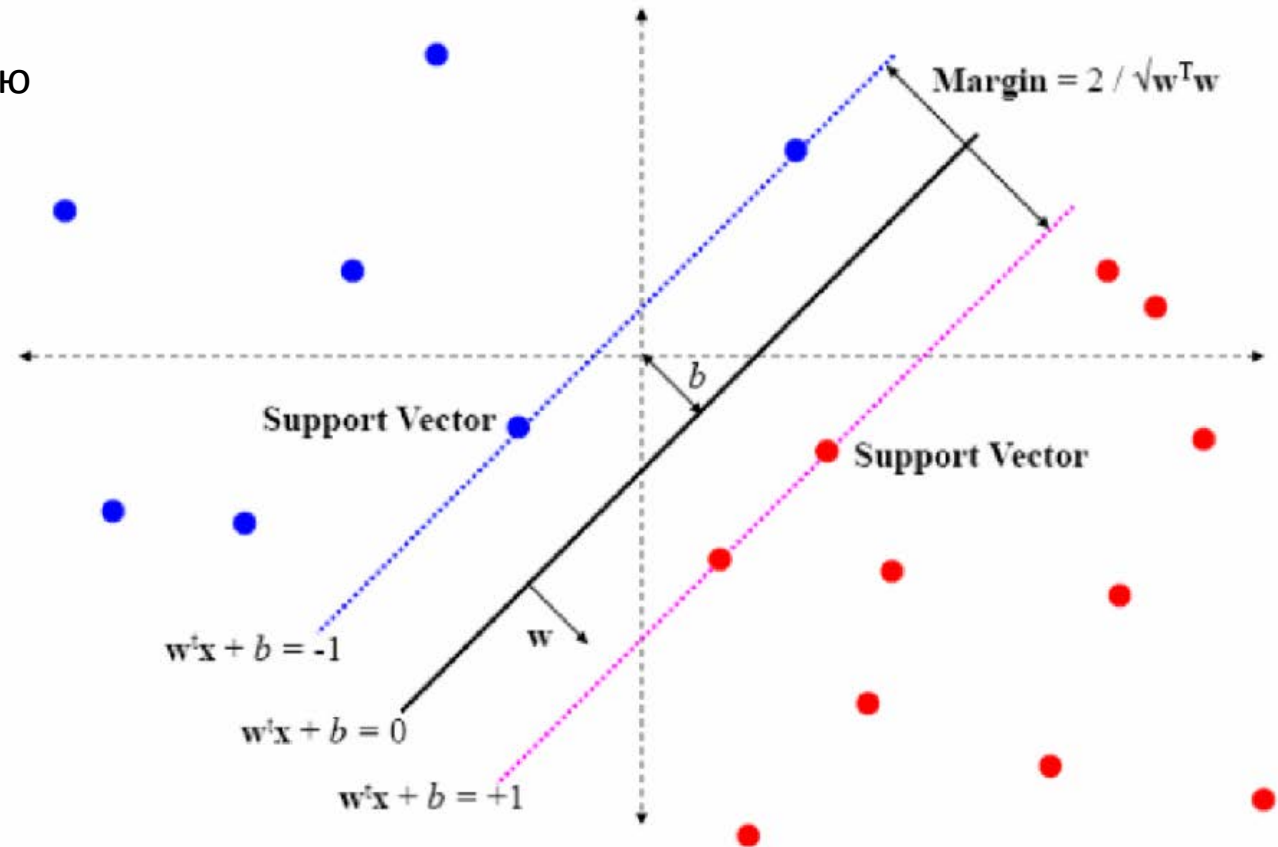
Метод опорных векторов строит классифицирующую функцию F в виде:

$$F(\mathbf{x}) = \text{sign}(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b)$$

где \mathbf{w} — нормальный вектор к разделяющей гиперплоскости, b — вспомогательный параметр

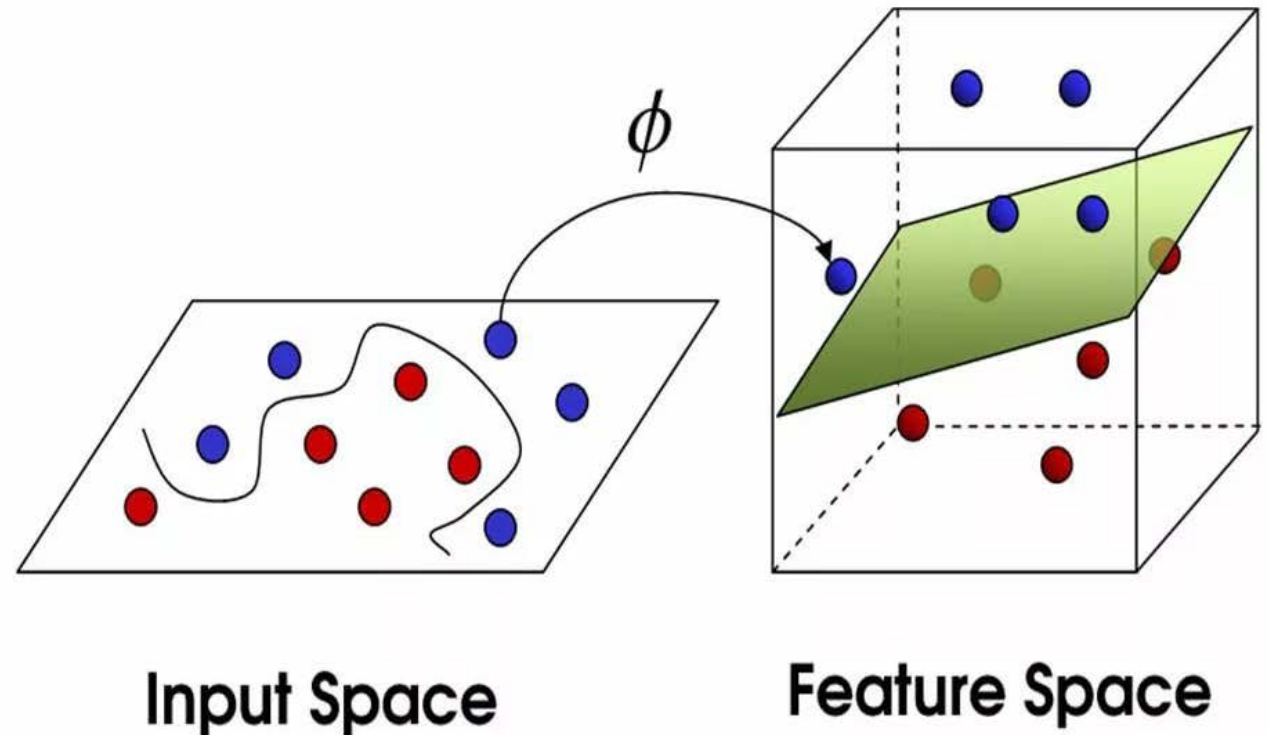
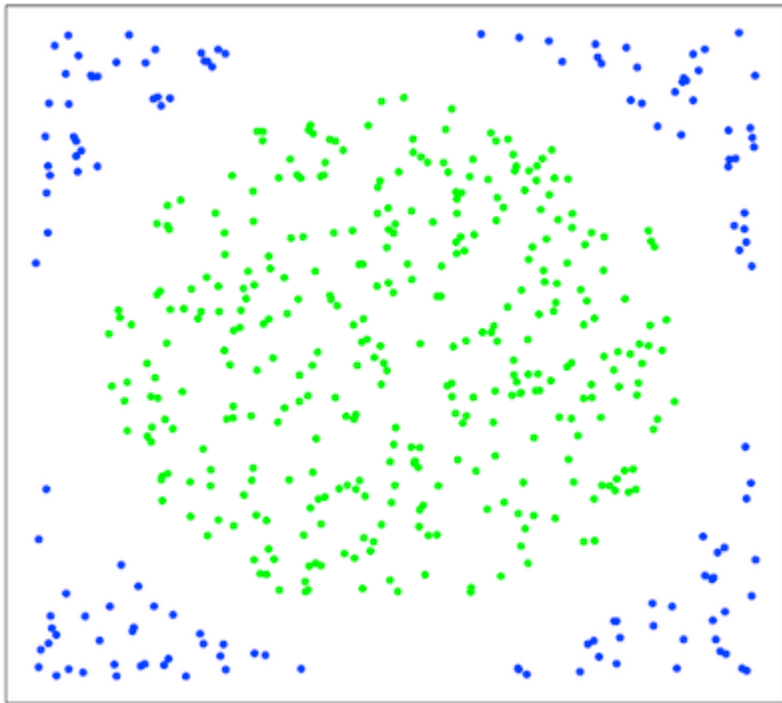
Далее выбираются такие \mathbf{w} и b , которые

максимизируют расстояние $\frac{1}{\|\mathbf{w}\|}$ до каждого класса



Метод опорных векторов. Линейная неразделимость

Если данные линейно неразделимы, то все элементы обучающей выборки вкладываются в пространство X более высокой размерности с помощью специального отображения¹ $\phi: R^n \rightarrow X$



¹К. В. Воронцов. Лекции по методу опорных векторов. <http://www.ccas.ru/voron/download/SVM.pdf>

Логистическая регрессия

Логистическая регрессия (Logistic regression) — метод построения линейного классификатора, позволяющий оценивать апостериорные вероятности принадлежности объектов классам.

Уравнение линейной регрессии: $y(x, w) = w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n$

$$\hat{w} = \arg \min(Q(x, w))$$

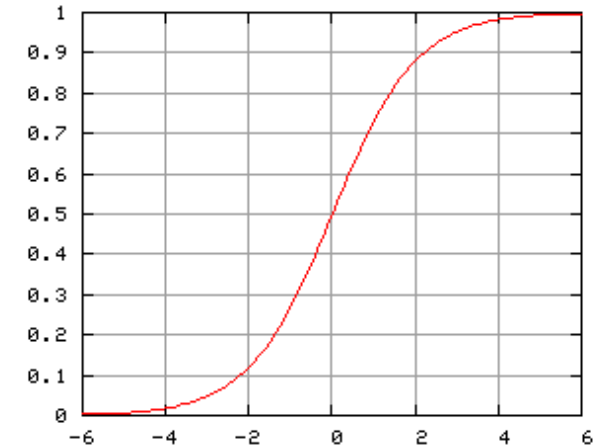
Мы решаем задачу бинарной классификации и хотим оценить вероятность принадлежности к классу "+" и "-": $p \in [0;1]$
Проблема в том, что правая часть уравнения $\in [-\infty; +\infty]$

Выход из ситуации — использование логистической функции:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \Rightarrow P\{y | x\} = \frac{1}{1 + e^{-y \langle x, w \rangle}}$$

Задача обучения линейного классификатора заключается в том, чтобы по обучающей выборке настроить вектор весов w . В логистической регрессии для этого решается задача минимизации эмпирического риска с функцией потерь специального вида:

$$\hat{w} = \arg \min(\sum \ln(1 + \exp(-y_i \langle x_i, w \rangle)))$$



Регуляризация

Регуляризация — метод добавления некоторой дополнительной информации к условию с целью решить некорректно поставленную задачу или предотвратить переобучение. Эта информация часто имеет вид штрафа за сложность модели. Применяется для регрессионных моделей, в методе опорных векторов.

Переобучение в большинстве случаев проявляется в том, что в получающихся многочленах слишком большие коэффициенты. Соответственно, и бороться с этим можно довольно естественным способом: нужно просто добавить в целевую функцию штраф, который бы наказывал модель за слишком большие коэффициенты.

$$a(x, w) = w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n$$

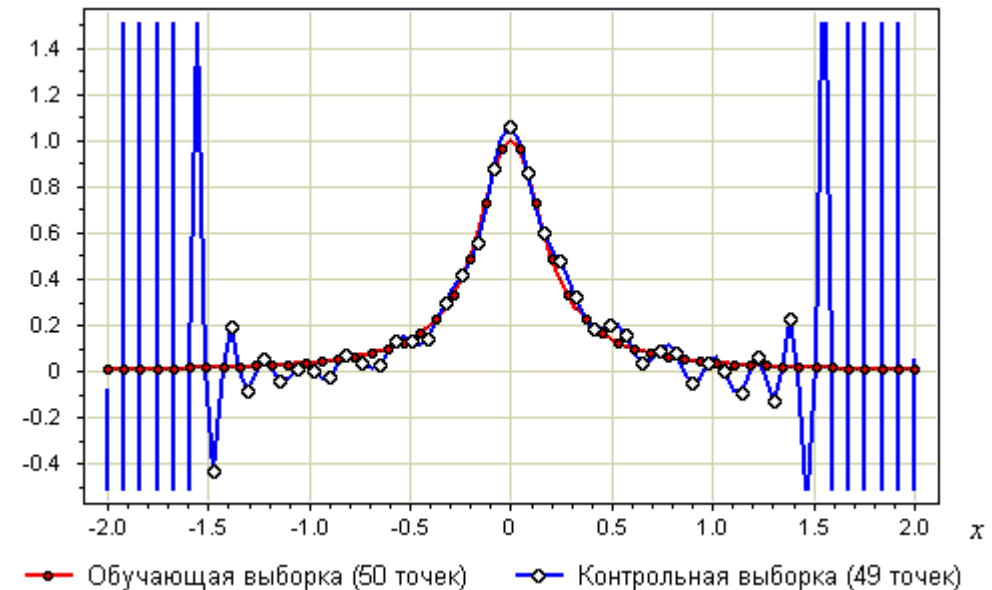
В большинстве случаев коэффициенты должны быть небольшими числами, идеально — многие малозначимые коэффициенты должны быть нулями

Хорошо:

$$a(x, w) = 0.5 + 0.69x_1 + 0.38x_2 + 0.84x_3$$

Подозрительно:

$$a(x, w) = 0.5 + 365723x_1 + 0.38x_2 + 0.00000084x_3$$



Регуляризация (2)

L2 – регуляризация (гребневая, ridge)

$$\hat{w} = \arg \min(\sum \ln(1 + \exp(-y_i < x_i, w >)) + \lambda |w|^2)$$

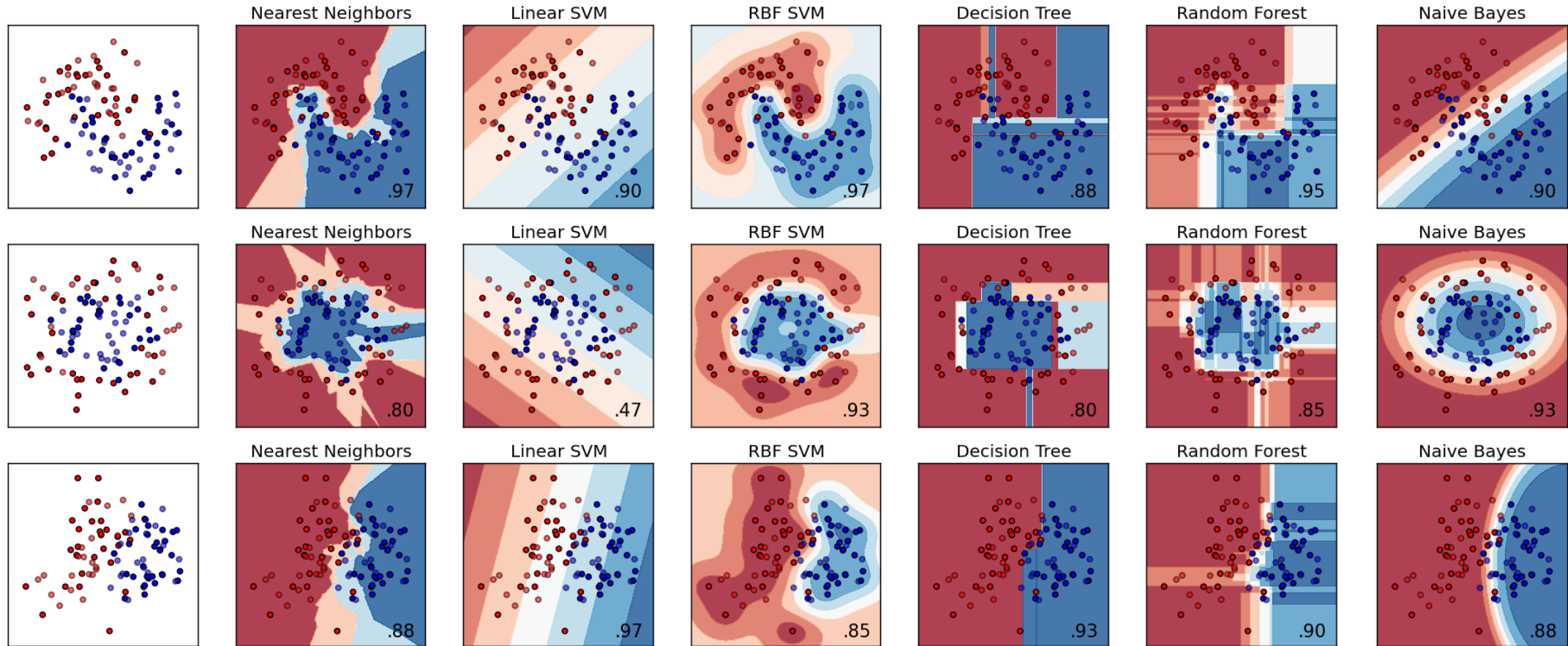
L1 – регуляризация (лассо, lasso)

$$\hat{w} = \arg \min(\sum \ln(1 + \exp(-y_i < x_i, w >)) + \lambda |w|)$$

$C = \frac{1}{\lambda}$ - Обратный коэффициент регуляризации.

- Чем C больше, тем более сложные зависимости в данных может восстанавливать модель.
- Если регуляризация слишком сильная (малые значения C), то решением задачи минимизации логистической функции потерь может оказаться тот случай, когда многие веса занулились или стали слишком малыми
- Если C слишком большая, то модель может переобучиться
- При равной точности следует выбирать более простую модель.

Сравнение методов на разных типах выборок



Text Mining – интеллектуальный анализ текстов

Интеллектуальный анализ текстов (ИАТ, *text mining*) — направление в искусственном интеллекте, целью которого является получение информации из коллекций текстовых документов, основываясь на применении эффективных в практическом плане методов машинного обучения и обработки естественного языка. (Wikipedia)

- **Категоризация текстов (*classification*)** –
 - отнесении документов из коллекции к одной или нескольким группам (классам, кластерам) схожих между собой текстов
- **Извлечение информации (*information extraction*)** –
 - это задача автоматического извлечения (построения) структурированных данных из неструктурированных или слабоструктурированных машиночитаемых документов (распознавание имен людей, названий организаций, поиск ключевых слов для текста, автореферирование)
- **Информационный поиск (*information retrieval*)** –
 - процесс поиска *неструктурированной* документальной информации, удовлетворяющей информационные потребности (процесс выявления в некотором множестве документов всех тех, которые посвящены указанной теме)

Проблемы, возникающие при работе с документами, написанными на ЕЯ

- **Семантическая неоднозначность:**
 - *Синонимия: экран-дисплей*
 - *Полисемия: команда (судна; футбольная)*
 - *Омонимия: Ключ (родник) – Ключ (от замка)*
 - *Эллипсность: пропуски слов или слова-заменители*
- **Многообразие средств передачи смысла:**
 - *Лексика ЕЯ*
 - *Контекст*
 - *Ссылки на слова*
- **Высокая размерность задачи**
- **Субъективность оценки качества классификации**
- **Различная длина документов**

Подходы Text Mining



Лингвистический анализ

Системы ЛА обычно состоят из модели предметной области, содержащей основные тематические термины и их взаимосвязи, а также специализированной базы данных (БД) грамматических конструкций и семантических правил, свойственных конкретному языку – онтологий и тезаурусов. При этом модель предметной области обычно используется для проведения морфологического анализа, а специализированная БД – для синтаксического и семантического анализа

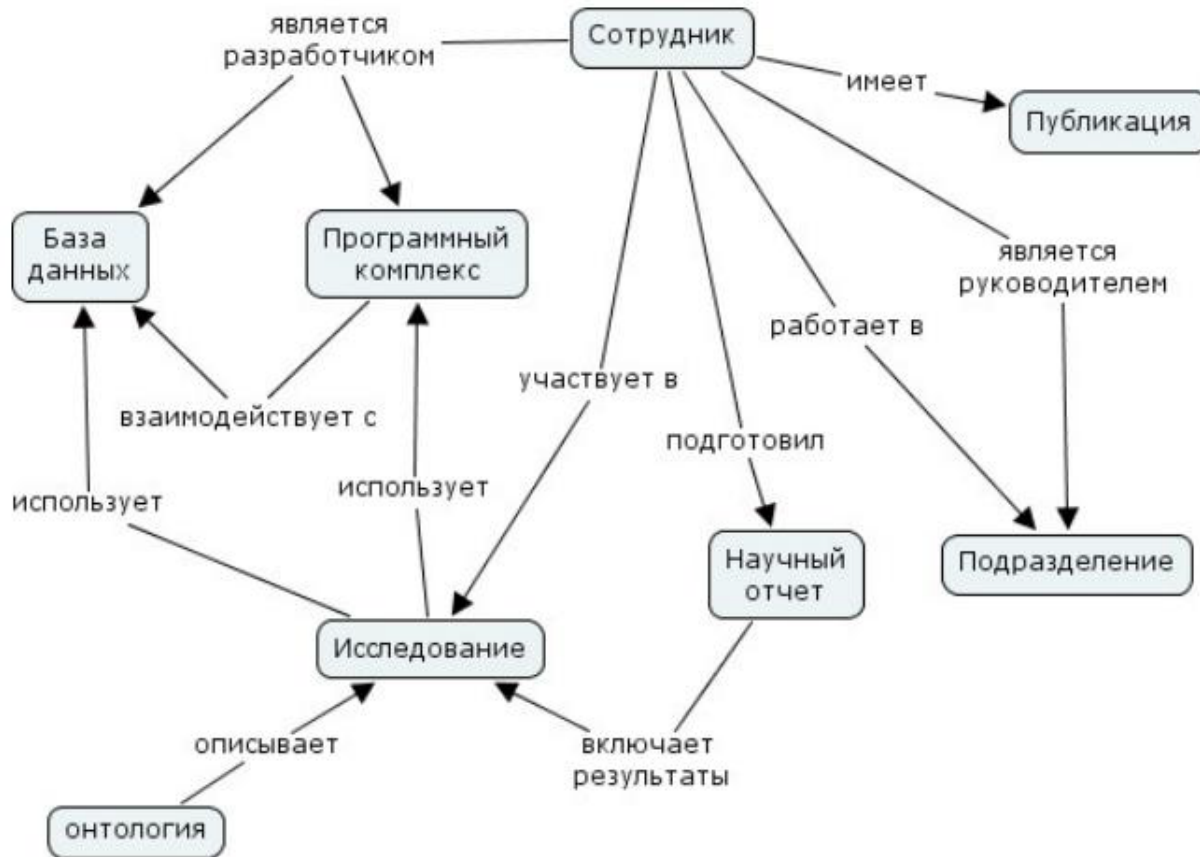


Статистический анализ

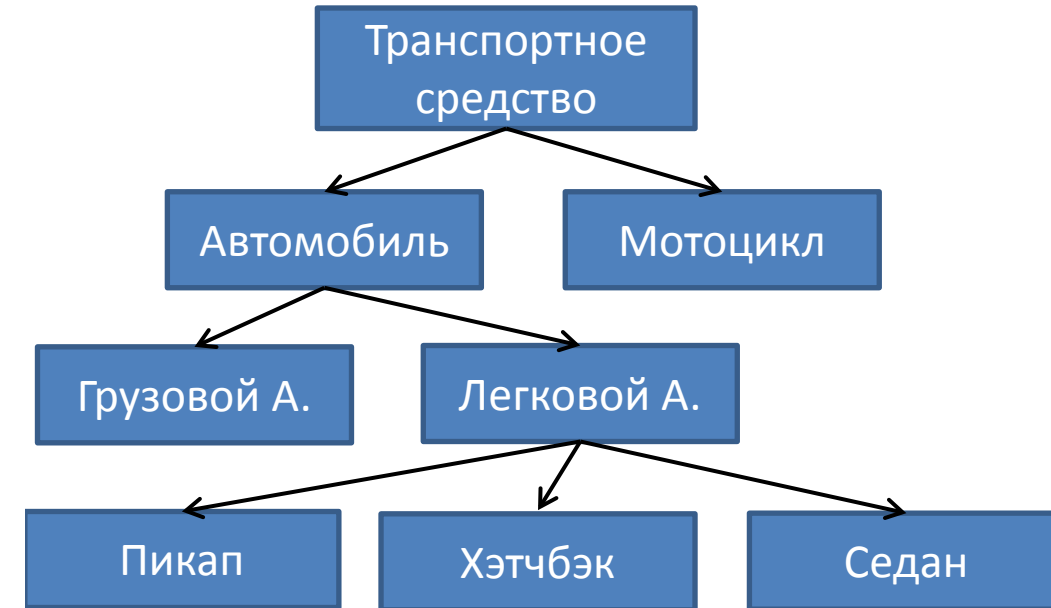
Текст – набор ключевых слов. Вес слов зависит от различных факторов, в частности – от частоты встречаемости термина в документе. Предполагается, что появление одних и тех же терминов в различных документах говорит об их подобии

Онтологии и тезаурусы

Пример онтологии



Пример тезауруса



Что такое текст?

- Текст – конечное множество слов (терминов), объединенных лексическими, грамматическими, смысловыми, частотными отношениями и образующих информативное сообщение.
- Главное в тексте – информация, новая для читателя, которая заключена в авторском изложении, и которую мы хотим извлечь.
- Чем больше информации извлечем – тем лучше.
- Не всегда большой текст = большому количеству информации

Модели представления текстовых документов

- *Неструктурированная модель* – «мешок слов» (“bag of words”) – каждый термин рассматривается в качестве независимой случайной величины. Не учитываются возможные связи с другими словами в тексте.
- *Частично структурированная модель*
 - учет дополнительной информации о положении слова в тексте (заголовок, ключевые слова, первый абзац,...),
 - учет оформления слова (*курсив*, **полужирный**, подчеркивание,...),
 - выделение словосочетаний: $w = \frac{w_{kj}}{w_k w_j}$
- *Полностью структурированная модель*
 - Использование информации из тезаурусов, онтологий, специальных словарей (WordNet)

Как документ представляется в математическом виде?

Векторная модель:

Документ:

$$\vec{X}_j = \begin{bmatrix} x_j^{(1)} \\ \vdots \\ x_j^{(i)} \\ \vdots \\ x_j^{(M)} \end{bmatrix}$$

Матрица «Документ-термин»:

$$X = \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & \dots & x_1^{(M)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_N^{(1)} & \dots & x_N^{(M)} \end{pmatrix}$$

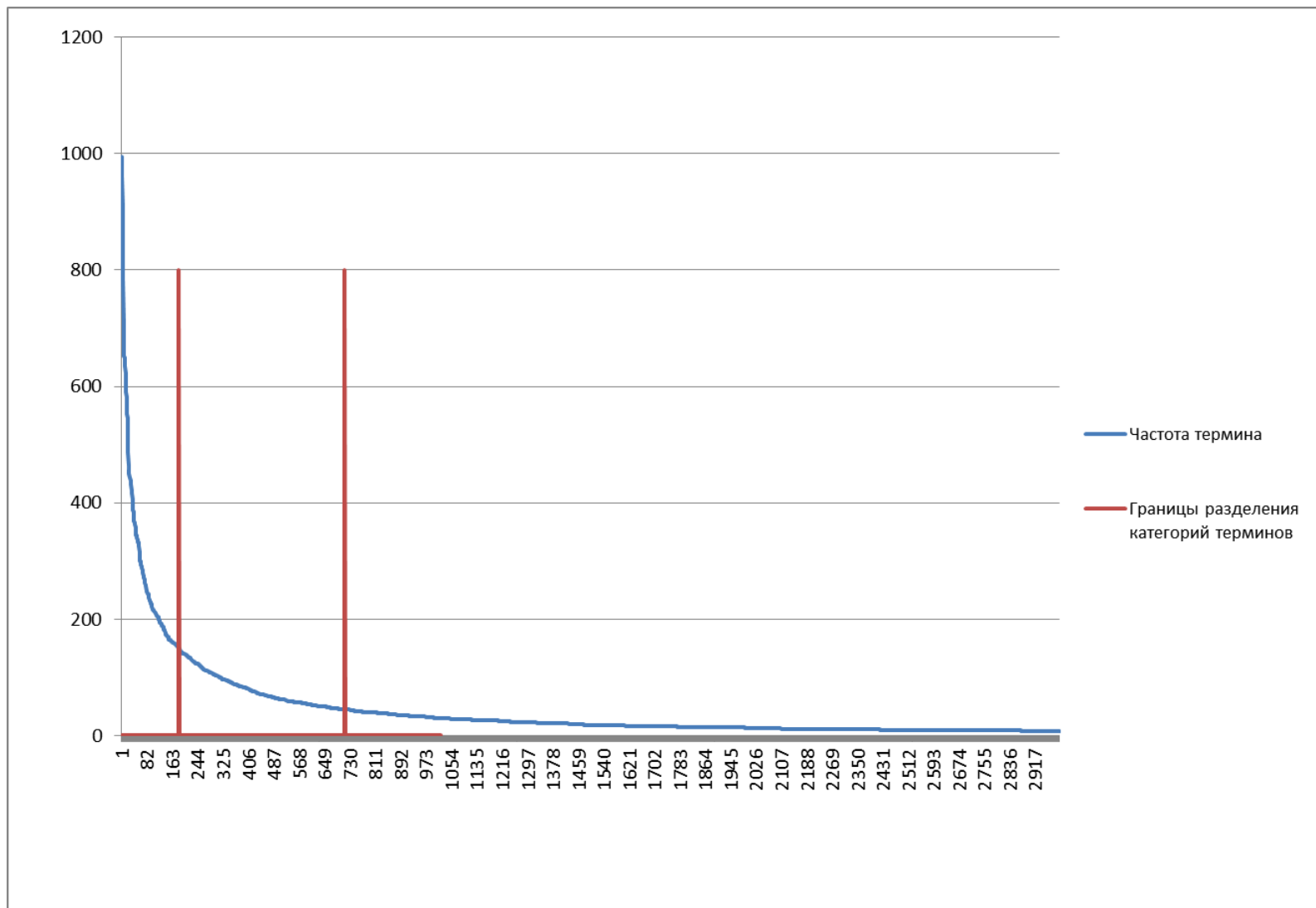
$x_j^{(i)}$ - Вес термина i в документе j
 $i = 1..M, j = 1..N$

Размерность матрицы крайне высокая, $M \rightarrow 10^4 - 10^5$

* Вместо термина (или слова) могут использоваться n-граммы - последовательность из n элементов:

Триграммы Hello world: Hel, ell, llo, lo, o w, wo, orl, rld.

Выявление информативных признаков



Закон Ципфа:
 $w_n = w_1/n$

Предварительная обработка документов

Предварительная обработка данных



A first attempt to solve this problem is to exploit the information provided by external knowledge sources such as bilingual dictionaries, to collapse all the rows representing translation pairs in this setting. The similarity of this problem...

A
first
Attempt
to
solve
this
problem
is
to
exploit
the
information
provided
by
...

first
attempt
solve
problem
exploit
information
provided
external
knowledge
sources
bilingual
dictionaries
collapse
rows
...

first
attempt
solve
problem
exploit
information
provid
extern
knowledge
source
bilingual
dictionar
collapse
row
...

term	23
text	20
problem	19
word	11
information	10
translate	8
resource	6
source	3
Knowledge	3
dictionar	2
exploit	2
improve	1
collapse	1
row	1
...	

term	23
text	20
problem	19
word	11
information	10
translate	8
resource	6
source	3
knowledge	3
dictionar	2
exploit	2
improve	1
collapse	1
row	1
...	

Стемминг и отсечение стоп-слов

Стемминг — это процесс нахождения основы слова для заданного исходного слова. Основа слова не обязательно совпадает с морфологическим корнем слова.

Наиболее известный алгоритм – Алгоритм Портера

Стоп-слова (шумовые слова) – слова, не несущие смысловой нагрузки – частицы, предлоги, местоимения,...

Семантическая интерпретация в системах компьютерного анализа текста

Описывается подход к построению семантического компонента в системах компьютерного анализа текста на естественном языке. Подход основан на применении специальных шаблонов к сети синтактико-семантических отношений между словами текста, которая строится синтаксическим анализатором. Шаблоны определяют способ интерпретации фрагментов сети в заданные фреймы с идентификацией участников ситуаций и их ролей.
Ключевые слова: компьютерный анализ текста, семантическая интерпретация, семантическая сеть, синтаксический анализ, фреймы.

Semantic Interpretation in Computer Text Analysis Systems

The article describes an approach to semantic component building in computer text analysis systems for a natural language text. The approach is based on applying special patterns to a net of syntactic and semantic relations between words in a text, which is formed by a syntactic parser. The patterns define the way to interpret parts of the net according to given frames with identification of participants of the situation and their roles.
Keywords: text mining, semantic interpretation, semantic network, syntactic parser, frames.

Определение весов терминов

Название	Формула
Логическое взвешивание	$x_j^{(i)} = \begin{cases} 1, & f_{ij} > 0 \\ 0, & f_{ij} = 0 \end{cases}$
Взвешивание частотой слова (<i>term frequencies, tf</i>)	$x_j^{(i)} = f_{ij}$
<i>tf-idf</i> - взвешивание (<i>term frequencies – inverse document frequencies</i>)	$x_j^{(i)} = f_{ij} \log\left(\frac{N}{N_i}\right)$
<i>tfc</i> - взвешивание	$x_j^{(i)} = \frac{f_{ij} \log\left(\frac{N}{N_i}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \left[f_{ij} \log\left(\frac{N}{N_i}\right) \right]^2}}$

Определение весов терминов (2)

Название	Формула
<i>lts</i> – взвешивание . Данный подход заключается в использовании логарифма частоты слова вместо f_{ij} . Это позволяет сократить характерный для большинства текстовых документов существенный разброс в частотах различных терминов	$x_j^{(i)} = \frac{\log(f_{ij} + 1) \log\left(\frac{N}{N_i}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \left[\log(f_{ij} + 1) \log\left(\frac{N}{N_i}\right) \right]^2}}$
<i>ats</i> – взвешивание . При таком взвешивании веса будут изменяться от 0,5 до 1, что в ряде случаев приводит к улучшению качества классификации, позволяя учесть значимые термины, имеющие редкую встречаемость в конкретной выборке	$x_j^{(i)} = \frac{(0,5 + 0,5 \frac{f_{ij}}{\max f}) \log\left(\frac{N}{N_i}\right)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{Mk} \left[(0,5 + 0,5 \frac{f_{ij}}{\max f}) \log\left(\frac{N}{N_k}\right) \right]^2}}$

Кроме взвешивания применяются и другие методы выявления информативных терминов:

- Факторный и компонентный анализ (переход к новой системе признаков)
- Статистический подход (Хи-квадрат критерий)
- Теоретико-информационный подход

Факторный анализ (ФА) и Метод Главных Компонент (МГК)

- ФА: различные признаки являются одним и тем же явлением, следовательно можно создать новые переменные – «факторы», позволяющие «вскрыть» логическую структуру выборки.
- МГК: переход к новым переменным, которые являются линейной комбинацией исходных.

Проведение снижения размерности с помощью ФА и МГК особенно эффективно для отображения объектов в трехмерное пространство и на плоскость.

Статистический подход выявления информативных признаков

Q \ X	Q_1	Q_2	...	Q_K	$\sum_{k=1}^K n_{ik} = n_{i*}$
$x^{(1)}$	n_{11}	n_{12}	...	n_{1K}	n_{1*}
$x^{(2)}$	n_{21}	n_{22}	...	n_{2K}	n_{2*}
...
$x^{(M)}$	n_{M1}	n_{M2}	...	n_{MK}	n_{M*}
$\sum_{i=1}^M n_{ik} = n_{*k}$	n_{*1}	n_{*2}	...	n_{*K}	$n_{**} = N$

n_{ik} — клеточная частота — число объектов в выборке, обладающих данным сочетанием переменных $\{x^{(i)}, Q_k\}$

Проверяется гипотеза $H_0: n_{ik} - \hat{n}_{ik} = 0$

$$\hat{n}_{ik} = P(x^{(i)}, Q_k) = P(x^{(i)})P(Q_k) = N \frac{n_{i*}}{N} \cdot \frac{n_{*k}}{N} = \frac{n_{i*}n_{*k}}{N}$$

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^K \frac{(n_{ik} - \hat{n}_{ik})^2}{\hat{n}_{ik}}$$

Гипотеза о независимости отвергается с уровнем значимости α , если рассчитанная величина χ^2 превышает критическое значение $\chi_{\alpha, S}^2$

где $S=(M-1)(K-1)$

Частный случай Хи-квадрат критерия

$X \backslash Q_k$	Принадлежность классу Q_k	Непринадлежность классу Q_k	Σ
Наличие признака $x^{(i)}$	A	B	$A+B$
Отсутствие признака $x^{(i)}$	C	D	$C+D$
Σ	$A+C$	$B+D$	N

$$\chi^2(x^{(i)}, Q_k) = N \frac{(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})^2}{n_{1*}n_{2*}n_{*1}n_{*2}} = N \frac{(AD - CB)^2}{(A+B)(C+D)(A+C)(B+D)}$$

$$\chi_{\text{средний}}^2(x^{(i)}) = \sum_{k=1}^K P(Q_k) \chi^2(x^{(i)}, Q_k)$$

$$P(Q_k) = \frac{N_k}{N}$$

$$\chi_{\text{max1}}^2(x^{(i)}) = \max_{k=1}^K P(Q_k) \chi^2(x^{(i)}, Q_k)$$

$$\chi_{\text{max2}}^2(x^{(i)}) = \max_{k=1}^K \chi^2(x^{(i)}, Q_k)$$

Недостатки χ^2 - критерия:

- Вычислительная сложность
- Невысокая точность для редких терминов

Критерий взаимной информации (Mutual information)

Взаимная информация, как среднее количество информации, содержащееся в X относительно Q:

$I(X, Q) = H(X) - H(X | Q)$, где $H(X), H(X | Q)$ – соответственно энтропия и условная энтропия.

$$I(X, Q) = -\sum_{i=1}^M P(x^{(i)}) \log P(x^{(i)}) + \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^K P(x^{(i)}, Q_k) \log \frac{P(x^{(i)}, Q_k)}{P(Q_k)}$$

$$P(x_i) = P(Q_1)P(x^{(i)} | Q_1) + P(Q_2)P(x^{(i)} | Q_2) + \dots + P(Q_K)P(x^{(i)} | Q_K) = P(x^{(i)}) = \sum_{k=1}^K P(x^{(i)}, Q_k)$$

Критерий взаимной информации (Mutual information) (2)

$$I(X, Q) = -\sum_{i=1}^M P(x^{(i)}) \log P(x^{(i)}) + \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^K P(x^{(i)}, Q_k) \log \frac{P(x^{(i)}, Q_k)}{P(Q_k)} =$$

$$= \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^K P(x^{(i)}, Q_k) \log \frac{P(x^{(i)}, Q_k)}{P(Q_k) P(x^{(i)})}.$$

$$P(x^{(i)}) = \frac{A + B}{N}$$

$$P(Q_k) = \frac{A + C}{N}$$

$$P(x^{(i)}, Q_k) = \frac{A}{N}$$

$$MI(x^{(i)}, Q_k) = \log_2 \frac{AN}{(A + B)(A + C)}$$



$$I_{\text{сред}}(X, Q) = \sum_{k=1}^K P(Q_k) MI(x^{(i)}, Q_k)$$

$$I_{\text{max}}(X, Q) = \max_{k=1}^K \{MI(x^{(i)}, Q_k)\}$$

Данный критерий, в отличие от Хи-квадрат, большие веса дает редким признакам