

# Лекция 7.2

---

## ЗАДАЧА КЛАССИФИКАЦИИ

# Задача классификации

**Классификация** - системное распределение изучаемых предметов, явлений, процессов по родам, видам, типам, по каким-либо существенным признакам для удобства их исследования; группировка исходных понятий и расположение их в определенном порядке, отражающем степень этого сходства.

**Классификация** - упорядоченное по некоторому принципу множество объектов, которые имеют сходные классификационные признаки (одно или несколько свойств), выбранных для определения сходства или различия между этими объектами.

**Классификация требует соблюдения следующих правил:**

- в каждом акте деления необходимо применять только одно основание;
- деление должно быть соразмерным, т.е. общий объем видовых понятий должен равняться объему делимого родового понятия;
- члены деления должны взаимно исключать друг друга, их объемы не должны перекрещиваться;
- деление должно быть последовательным.

# Задача классификации

- *Классификация* - это закономерность, позволяющая делать вывод относительно определения характеристик конкретной группы.
- Для проведения *классификации* должны присутствовать признаки, характеризующие группу, к которой принадлежит то или иное событие или объект (обычно при этом на основании анализа уже классифицированных событий формулируются некие правила).
- *Классификация* относится к стратегии *обучения с учителем* (*supervised learning*), которое также именуют контролируемым или управляемым обучением.
- Задачей *классификации* часто называют предсказание категориальной зависимой переменной (т.е. зависимой переменной, являющейся категорией) на основе выборки непрерывных и/или категориальных переменных.

# Постановка задачи

Предполагается, что уже имеется какое-то количество  $n$  объектов, для каждого из которых известен некоторый набор из  $m$  признаков (факторов) и номер класса, к которому этот объект принадлежит, т.е. сырые данные, используемые для решения задачи классификации, имеют вид:

Номер наблюдения, $i$	Значения факторов			Значения переменной отклика (номер класса)
1	$x_{1,1}$	...	$x_{1,m}$	$y_1$
...	...	...	...	...
$i$	$x_{i,1}$	...	$x_{i,m}$	$y_i$
...	...	...	...	...
$n$	$x_{n,1}$	...	$x_{n,m}$	$y_n$

Здесь значения переменной отклика – номер класса, которому принадлежит объект, т.е.  $y_i \in \{1, \dots, K\}$ , для всех  $i = 1, \dots, n$ ,  $K$  – (известное) количество классов

# Постановка задачи

Как и в задаче регрессионного анализа, предположим, что имеется  $n$  объектов, каждый из которых описывается  $m$  признаками.

Будем нумеровать объекты индексом  $i$  ( $i=1, \dots, n$ ), а признаки (значения которых могут быть получены непосредственным измерением) – индексом  $j$  ( $j=1, \dots, m$ ).

Для объекта с номером  $i$  обозначим через  $x_{i,j}$  – значения признака  $j$ ;  
 $y_i$  – значение зависимого признака объекта  $i$ .

**Пример.** Пусть объекты – это клиенты банка, наблюдаемый признак  $x$  – уровень их заработной платы, прогнозируемый признак  $y$  – состояние кредитной карты. Цель исследования – спрогнозировать, «уйдёт ли в минус» тот или иной клиент банка (владелец банковской карты).

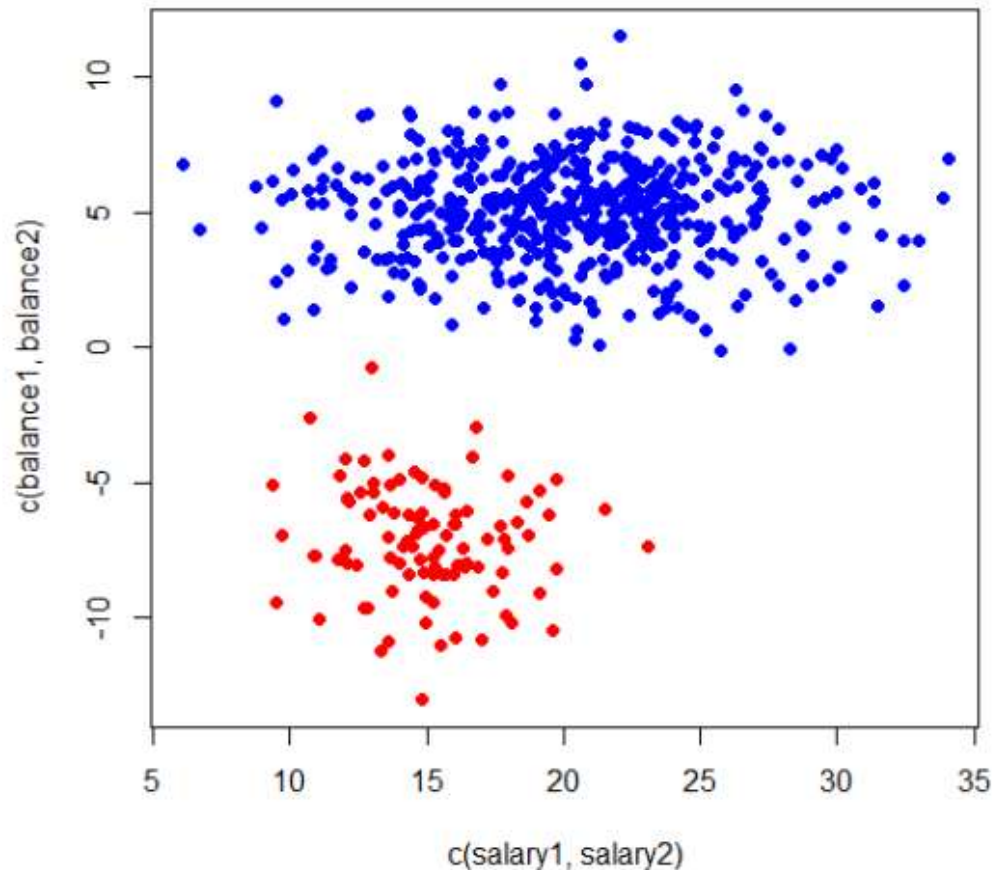
В этом примере  $m=1$ . Данные  $n$  обследованных клиентов запишем как пары  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1, \dots, n$ . Каждой такой паре можем поставить в соответствие точку на координатной плоскости.

«Разобьём» всех клиентов на два класса:

- «*благонадёжные*» (т.е. имеющие неотрицательный баланс на карте)
- «*неблагонадёжные*» (т.е. имеющие отрицательный баланс на карте).

# Постановка задачи. Пример

Зависимость между зарплатой и балансом карты



Синие точки соответствуют клиентам банка, имеющим неотрицательный баланс кредитной карты, красным – отрицательный.

Одни и те же значения по оси абсцисс могут соответствовать как синим, так и красным точкам.

Однако можно заметить, что БОльшим значениям признака  $x$  (зарботной плате) соответствует большее число синих точек, чем красных.

# Виды классификации

## Вспомогательная

### (искусственная) классификация:

производится по внешнему признаку и служит для придания множеству предметов (процессов, явлений) нужного порядка;

## Естественная классификация:

производится по существенным признакам, характеризующим внутреннюю общность предметов и явлений, предполагает и закрепляет результаты изучения закономерностей классифицируемых объектов.

В зависимости от выбранных признаков, их сочетания и процедуры деления понятий *классификация* может быть:

**Простая** - деление родового понятия только по признаку и только один раз до раскрытия всех видов.

**Сложная** - применяется для деления одного понятия по разным основаниям и синтеза таких простых делений в единое целое.

Классификация может быть **одномерной** (по одному признаку) и **многомерной** (по двум и более признакам).

# Процесс классификации

**1 этап. Конструирование модели:** описание множества predetermined классов.

- Каждый пример набора данных относится к одному predetermined классу.
- На этом этапе используется обучающее множество, на нем происходит конструирование модели.
- Полученная модель представлена классификационными правилами, деревом решений или математической формулой.

**2 этап. Использование модели:** классификация новых или неизвестных значений.

- Оценка правильности (точности) модели.

1. Известные значения из тестового примера сравниваются с результатами использования полученной модели.

2. Уровень точности - процент правильно классифицированных примеров в тестовом множестве.

3. Тестовое множество, т.е. множество, на котором тестируется построенная модель, не должно зависеть от обучающего множества.

- Если точность модели допустима, возможно использование модели для классификации новых примеров, класс которых неизвестен.



# Основные методы классификации:

классификация с помощью деревьев решений;

байесовская (наивная) классификация;

классификация при помощи искусственных нейронных сетей;

классификация методом опорных векторов;

статистические методы, в частности, линейная регрессия;

классификация при помощи метода ближайшего соседа;

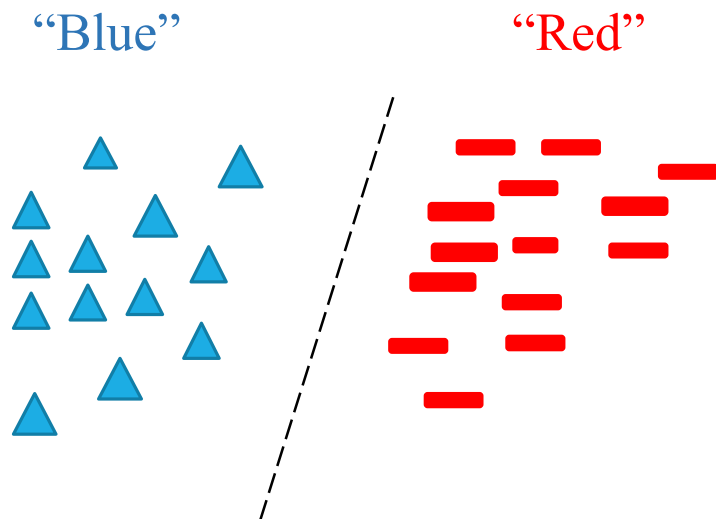
классификация CBR-методом;

классификация при помощи генетических алгоритмов.

# Метод опорных векторов

## Support Vector Machine - SVM

- относится к группе **граничных методов** (классы определяются при помощи границ областей);
- **Назначение** - с помощью SVM решают задачи **бинарной классификации**;
- **в основе метода** - понятие **плоскостей решений** (плоскость решения разделяет объекты с разной классовой принадлежностью).



Разделение классов прямой линией

Разделяющая линия задает границу, справа от которой - все объекты типа **“blue”**, слева - типа **“red”**.

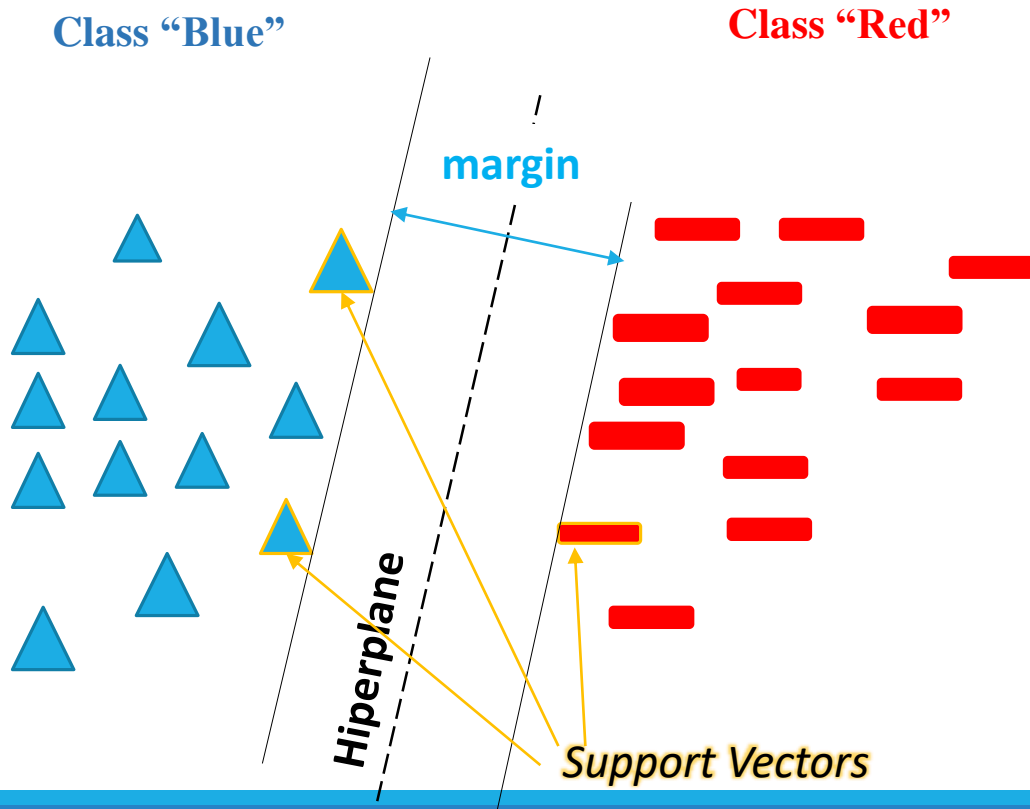
Новый объект, попадающий направо, классифицируется как объект класса **blue** или - как объект класса **red**, если он расположился по левую сторону от разделяющей прямой.

В этом случае каждый объект характеризуется двумя измерениями.

# Метод опорных векторов

Цель метода опорных векторов - найти плоскость (*гиперплоскость*), разделяющую два множества объектов.

Метод отыскивает образцы, находящиеся на границах между двумя классами, т.е. *опорные векторы*.



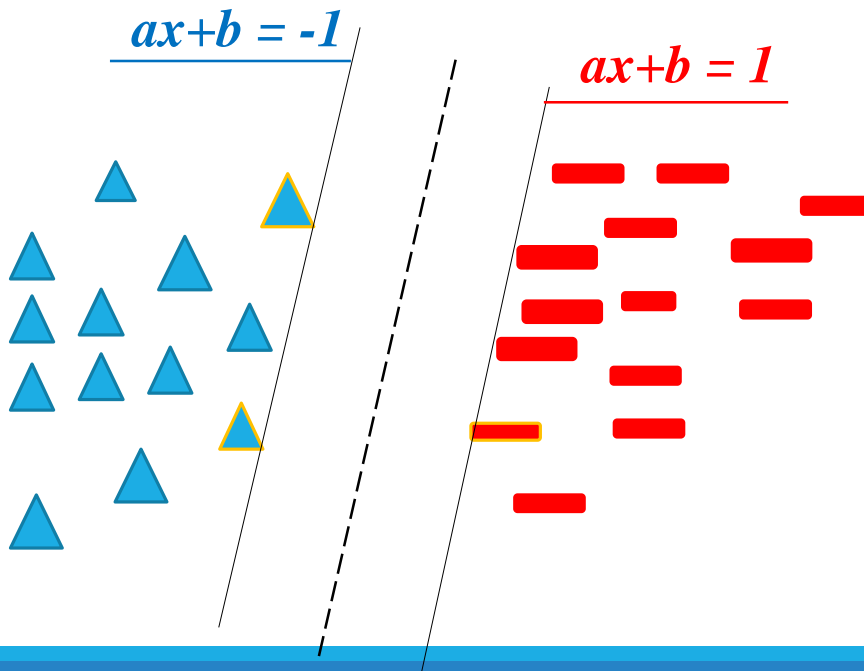
**Опорными векторами** называются объекты множества, лежащие на границах областей.

Классификация считается хорошей, если область между границами пуста.

# Линейный метод опорных векторов (SVM)

Решение *задачи бинарной классификации* при помощи *метода опорных векторов* заключается в поиске некоторой линейной функции, которая правильно разделяет набор данных на два класса.

Рассмотрим задачу классификации, где число классов равно двум: поиск функции  $f(x)$ , принимающей значения **меньше нуля** для векторов одного класса и **больше нуля** - для векторов другого класса.



Дан *тренировочный набор векторов пространства*, для которых известна их принадлежность к одному из классов.

*Семейство классифицирующих функций* можно описать через функцию  $f(x)$ .

*Гиперплоскость* определена вектором  $a$  и значением  $b$ , т.е.  $f(x)=ax+b$ .

# Линейный метод опорных векторов (SVM)

- В результате решения задачи (построения SVM-модели) будет найдена функция, принимающая значения меньше нуля для векторов одного класса и больше нуля - для векторов другого класса.
- Для каждого нового объекта отрицательное или положительное значение определяет принадлежность объекта к одному из классов.
- Наилучшей функцией классификации является функция, для которой ожидаемый риск минимален. Понятие **ожидаемого риска** в данном случае означает ожидаемый уровень ошибки классификации.
- Напрямую оценить ожидаемый уровень ошибки построенной модели невозможно, это можно сделать при помощи понятия *эмпирического риска*.
- Но следует учитывать, что минимизация эмпирического риска не всегда приводит к минимизации ожидаемого риска (особенно для небольших наборов тренировочных данных).

**Эмпирический риск** - уровень ошибки классификации на тренировочном наборе.

# Математическая постановка задачи

Пусть имеется обучающая выборка:

$$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n), \quad x_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \{-1, 1\}$$

Метод опорных векторов строит классифицирующую функцию  $F$  в виде

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

где  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  — скалярное произведение,  $\mathbf{w}$  — нормальный вектор к разделяющей гиперплоскости,  $b$  — вспомогательный параметр.

Те объекты, для которых  $F(\mathbf{x}) = 1$  попадают в один класс, а объекты с  $F(\mathbf{x}) = -1$  — в другой.

Выбор именно такой функции неслучаен: любая гиперплоскость может быть задана в виде  $\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b = 0$  для некоторых  $\mathbf{w}$  и  $b$ .

# Математическая постановка задачи

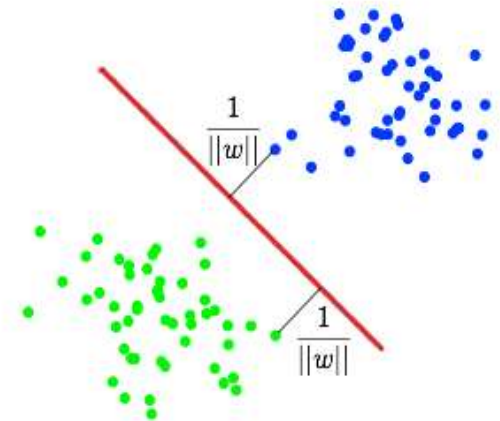
Далее, мы хотим выбрать такие  $w$  и  $b$  которые максимизируют расстояние до каждого класса.

Можно подсчитать, что данное расстояние равно  $\frac{1}{\|w\|}$ .

Проблема нахождения максимума эквивалентна проблеме нахождения минимума  $\frac{1}{\|w\|}$ .

Запишем все это в виде задачи оптимизации:

$$\begin{cases} \operatorname{argmin}_{w,b} \|w\|^2, \\ y_i(\langle w, x \rangle + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, m. \end{cases}$$



Это является стандартной задачей квадратичного программирования и решается с помощью множителей Лагранжа.



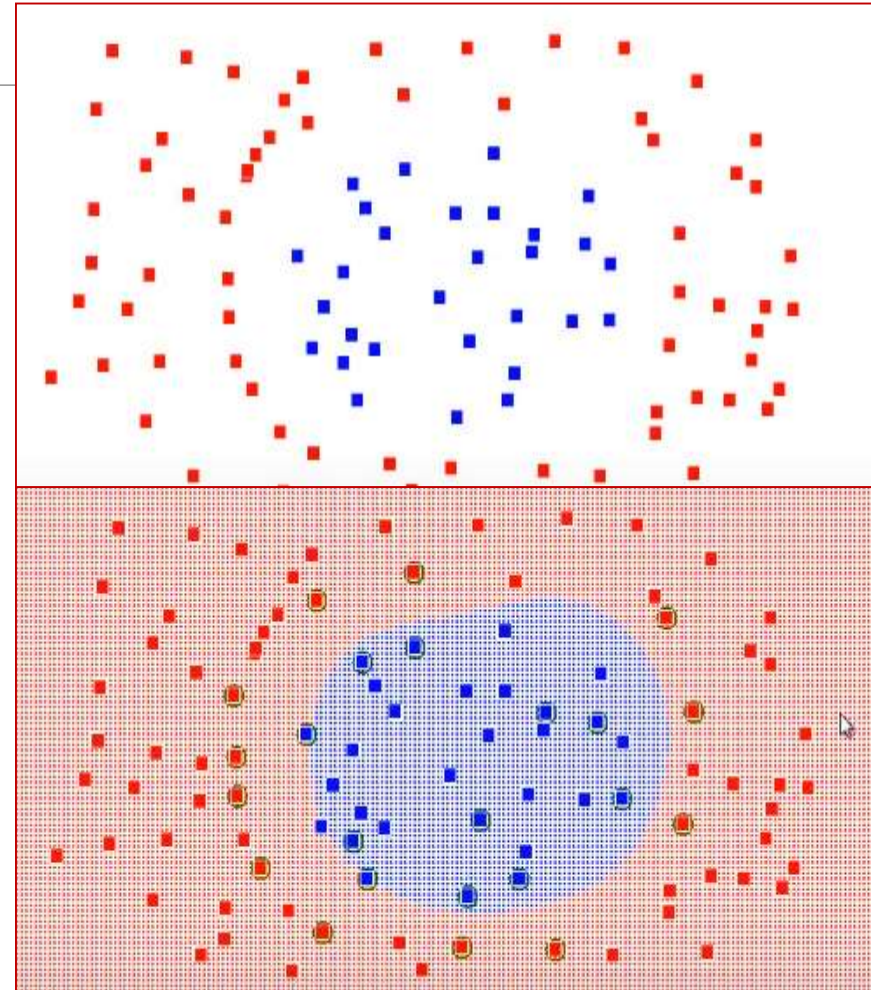
# Проблемы классификации в SVM

Одна из проблем – не всегда можно легко найти линейную границу между двумя классами.

В таких случаях один из вариантов - увеличение размерности, т.е. перенос данных из плоскости в трехмерное пространство, где возможно построить такую плоскость, которая идеально разделит множество образцов на два класса.

Опорными векторами в этом случае будут служить объекты из обоих классов, являющиеся экстремальными.

Таким образом, при помощи добавления так называемого **оператора ядра** и дополнительных размерностей, находятся границы между классами в виде гиперплоскостей.



CMSaf

Support Vector Machine classifier



# Линейная неразделимость

На практике случаи, когда данные можно разделить гиперплоскостью, или, как еще говорят, *линейно*, довольно редки.

В этом случае поступают так: все элементы обучающей выборки вкладываются в пространство  $X$  более высокой размерности с помощью специального отображения  $\varphi; \mathbb{R}^n \rightarrow X$ .

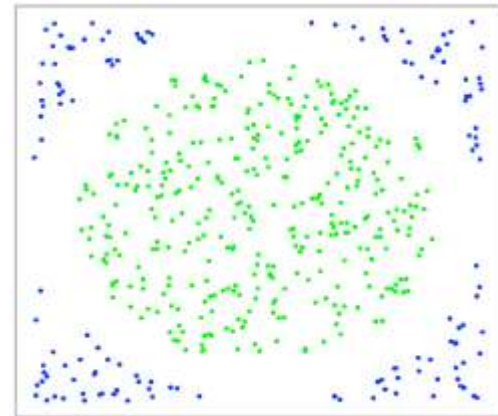
При этом отображение  $\varphi$  выбирается так, чтобы в новом пространстве  $X$  выборка была *линейно* разделима

Классифицирующая функция  $F$  принимает вид

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

Выражение  $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \langle \varphi(\mathbf{x}), \varphi(\mathbf{x}') \rangle$  называется *ядром* классификатора.

С математической точки зрения ядром может служить любая положительно определенная симметричная функция двух переменных. Положительная определенность необходимо для того, чтобы соответствующая функция Лагранжа в задаче оптимизации была ограничена снизу, т.е. задача оптимизации была бы корректно определена.



Чаще всего на практике встречаются следующие ядра:

**Полиномиальное:**

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle + \text{const})^d$$

**Радиальная базисная функция:**

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = e^{-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}, \gamma > 0$$

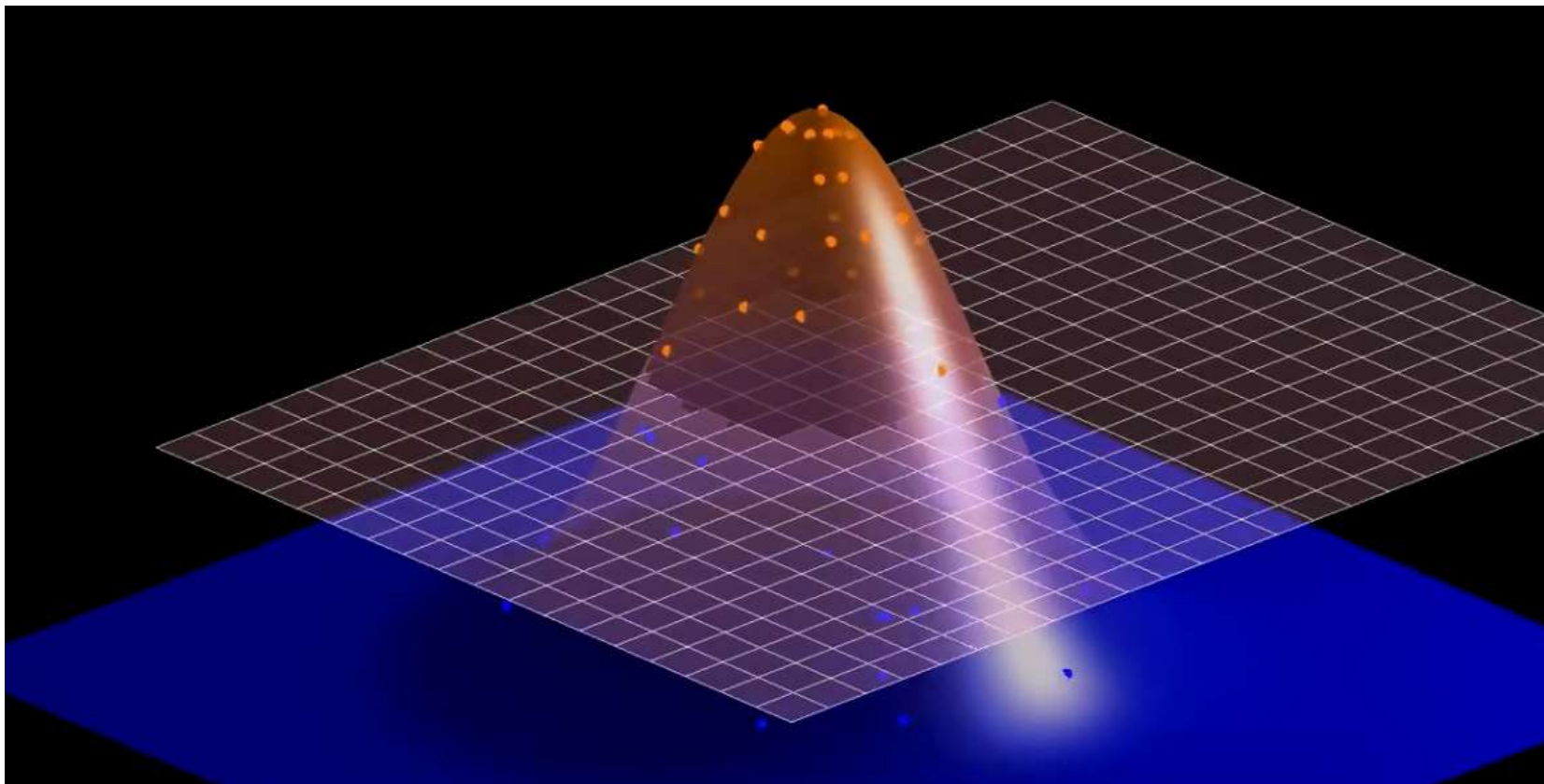
**Гауссова радиальная базисная функция:**

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = e^{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{2\sigma^2}}$$

**Сигмоид:**  $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \tanh(\kappa \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle + c), \kappa > 0, c > 0$

**Сложность построения SVM-модели** заключается в том, что чем выше размерность пространства, тем сложнее с ним работать.

**Один из вариантов работы с данными высокой размерности** - это предварительное применение какого-либо метода понижения размерности данных для выявления наиболее существенных компонент, а затем использование метода опорных векторов.



# Достоинства /недостатки SVM

## **Недостаток метода:**

для классификации используется не все множество образцов, а лишь их небольшая часть, которая находится на границах.

**Достоинство метода:** для классификации методом опорных векторов, в отличие от большинства других методов, достаточно небольшого набора данных.

При правильной работе модели, построенной на тестовом множестве, вполне возможно применение данного метода на реальных данных.

## **Метод опорных векторов позволяет:**

- получить функцию классификации с минимальной верхней оценкой ожидаемого риска (уровня ошибки классификации);
- использовать линейный классификатор для работы с нелинейно разделяемыми данными, сочетая простоту с эффективностью.

# Метод «ближайшего соседа»

(«nearest neighbour», «k-nearest neighbour»)

- Относится к классу методов, работа которых основывается на хранении данных в памяти для сравнения с новыми элементами.
- При появлении новой записи для прогнозирования находятся отклонения между этой записью и подобными наборами данных, и наиболее подобная (или ближний сосед) идентифицируется.
- При данном подходе используется термин "*k-ближайший сосед*" ("*k-nearest neighbour*").
- Термин означает, что выбирается k "верхних" (ближайших) соседей для их рассмотрения в качестве множества "ближайших соседей".

# Этапы подхода, основанного на прецедентах

## Case Based Reasoning, CBR

**сбор подробной информации о поставленной задаче;**

**сопоставление этой информации с деталями прецедентов, хранящихся в базе, для выявления аналогичных случаев;**

**выбор прецедента, наиболее близкого к текущей проблеме, из базы прецедентов ;**

**адаптация выбранного решения к текущей проблеме, если это необходимо;**

**проверка корректности каждого вновь полученного решения;**

**занесение детальной информации о новом прецеденте в базу прецедентов.**

# Достоинства /недостатки CBR

## Недостатки метода:

- Данный метод не создает каких-либо моделей или правил, обобщающих предыдущий опыт;
- Существует сложность выбора меры "близости" (метрики), также существует высокая зависимость результатов классификации от выбранной метрики;
- При использовании метода возникает необходимость полного перебора обучающей выборки при распознавании, следствие этого - вычислительная трудоемкость;
- Типичные задачи данного метода - это задачи небольшой размерности по количеству классов и переменных.

## Преимущества метода:

- Простота использования полученных результатов.
- Решения не уникальны для конкретной ситуации, возможно их использование для других случаев.
- Целью поиска является не гарантированно верное решение, а лучшее из возможных;
- С помощью данного метода решаются задачи классификации и регрессии.



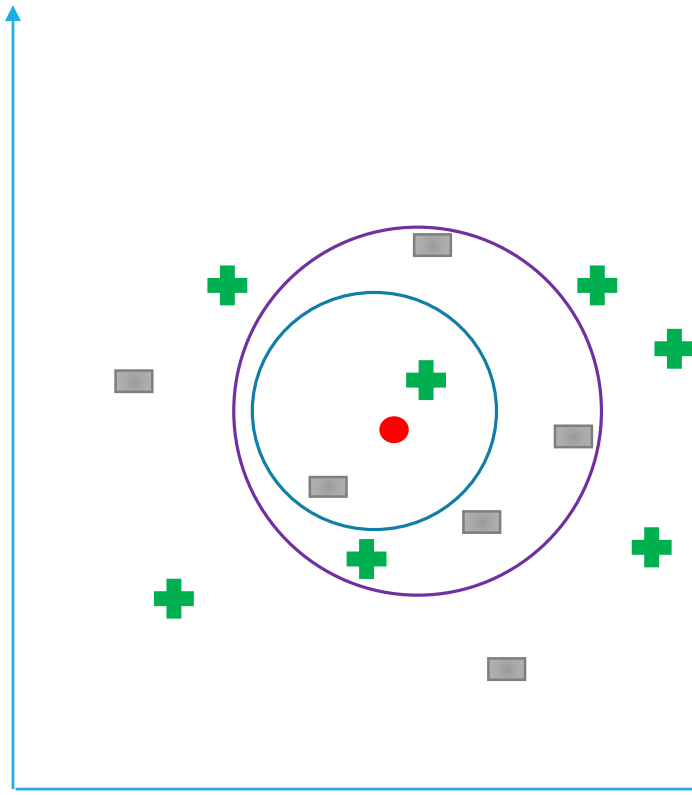
# Подход, основанный на прецедентах

## Case Based Reasoning, CBR

- Вывод, основанный на прецедентах, представляет собой такой метод анализа данных, который делает заключения относительно данной ситуации по результатам поиска аналогий, хранящихся в базе прецедентов.
- Данный метод по сути относится к категории **"обучение без учителя"**, (является "самообучающейся" технологией), благодаря чему рабочие характеристики каждой базы прецедентов с течением времени и накоплением примеров улучшаются.
- Разработка баз прецедентов по конкретной предметной области происходит на естественном для человека языке (может быть выполнена наиболее опытными сотрудниками компании - экспертами или аналитиками, работающими в данной предметной области).



# Решение задачи классификации новых объектов



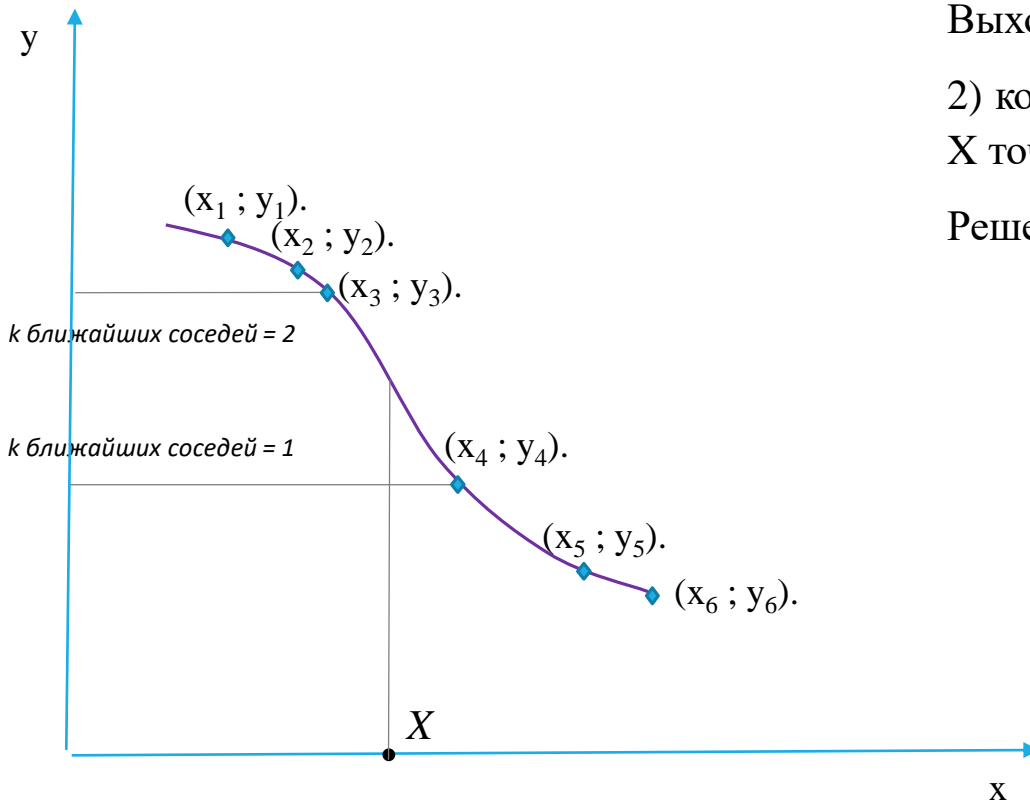
1) Результат работы метода k-ближайших соседей с использованием одного ближайшего соседа:  
**отклик точки запроса будет классифицирован как знак плюс**

2) Метод k-ближайших соседей (в случае 2) **не сможет классифицировать отклик точки запроса**, поскольку вторая ближайшая точка имеет знак минус и оба знака равноценны (**победа с одинаковым количеством голосов**);

3) Результат работы метода k-ближайших соседей (случай 5 соседей): 2 точки со знаком "+" и 3 точки со знаком "-", алгоритм k-ближайших соседей присвоит знак "-" отклику точки запроса

*Классификация объектов множества при разном значении параметра  $k$*

# Решение задачи прогнозирования



1) метод  $k$ -ближайших соседей при  $k = 1$ , ищем набор примеров и выделяем из их числа ближайший к точке запроса  $X$ .

Выход  $Y$  равен  $y_4$  ( $Y = y_4$ ).

2) когда  $k = 2$ , выделяем уже две ближайшие к  $X$  точки ( точки  $y_3$  и  $y_4$  соответственно).

Решение для  $Y$  в виде  $Y = (y_3 + y_4)/2$ .

Решение задачи прогнозирования осуществляется путем переноса описанных выше действий на использование произвольного числа ближайших соседей таким образом, что **выход  $Y$  точки запроса  $X$  вычисляется как среднеарифметическое значение выходов  $k$ -ближайших соседей точки запроса.**

# Метод «ближайшего соседа» для задачи прогнозирования

- Независимые и зависимые переменные набора данных могут быть как непрерывными, так и категориальными. Для непрерывных зависимых переменных задача рассматривается как задача прогнозирования, для дискретных переменных - как задача классификации.
- Предсказание в задаче прогнозирования получается усреднением выходов  $k$ -ближайших соседей, а решение задачи классификации основано на принципе "*по большинству голосов*".
- **Критическим моментом** в использовании метода  $k$ -ближайших соседей является выбор параметра  $k$ . Он один из наиболее важных факторов, определяющих качество прогнозной либо классификационной модели.
- ***Должно быть выбрано оптимальное значение параметра  $k$***  (это значение должно быть настолько большим, чтобы свести к минимуму вероятность неверной классификации, и одновременно, достаточно малым, чтобы  $k$  соседей были расположены достаточно близко к точке запроса).

Рассматриваем  $k$  как сглаживающий параметр, для которого должен быть найден компромисс между силой размаха (разброса) модели и ее смещенностью.

# Метод «ближайшего соседа» для задачи прогнозирования

## Оценка параметра $k$ методом кросс-проверки

Один из вариантов оценки параметра  $k$  - проведение кросс-проверки (Bishop, 1995).

**Кросс-проверка** - известный метод получения оценок неизвестных параметров модели. Основная идея метода - разделение выборки данных на  $v$  "складки".  $v$  "складки" здесь случайным образом выделенные изолированные подвыборки.

По фиксированному значению  $k$  строится модель  $k$ -ближайших соседей для получения предсказаний на  $v$ -м сегменте (остальные сегменты при этом используются как примеры) и оценивается ошибка классификации.

Для регрессионных задач наиболее часто в качестве оценки ошибки выступает сумма квадратов, а для классификационных задач удобней рассматривать точность (процент корректно классифицированных наблюдений).

**Второй вариант выбора значения параметра  $k$**  - самостоятельно задать его значение. Однако этот способ следует использовать, если имеются обоснованные предположения относительно возможного значения параметра, например, предыдущие исследования сходных наборов данных.

Метод  $k$ -ближайших соседей показывает достаточно неплохие результаты в самых разнообразных задачах.

**Инструменты Data Mining**, реализующих метод k-ближайших соседей и CBR-метод:

CBR Express и Case Point (Inference Corp.),

Apriori (Answer Systems), DP Umbrella (VYCOR Corp.),  
KATE tools (Acknosoft, Франция),

Pattern Recognition Workbench (Unica, США),

а также некоторые статистические пакеты, например,  
Statistica и др.

# Литература (для самостоятельного изучения)

- B. Scholkopf, G. Ratsch, K. Muller, K. Tsuda, S. Mika An Introduction to Kernel-Based Learning Algorithms / IEEE Neural Networks, 12(2):181-201, May 2001
- Chickering D, Geiger D., Heckerman D. Learning Bayesian networks: The combination of knowledge and statistical data / Machine Learning. 1995. 20. P. 197-243
- Heckerman D Bayesian Networks for Data Mining / Data Mining and Knowledge Discovery. 1997. № 1. P. 79-119
- etc, Friedman N., Geiger D., Goldszmidt M. Bayesian Network Classifiers / Machine Learning. 1997. 29. P. 131-165
- Brand E., Gerritsen R / Naive-Bayes and Nearest Neighbor DBMS. 1998. № 7