

# Классификация данных

Лекция 5

# Определение

Классификация – это процесс определения принадлежности объектов к определенным классам.

- классификация относится к типу задач обучения с учителем (Supervised Learning в терминах Machine Learning).
- Предполагается, что имеется некоторая выборка данных, в которой представлены объекты нескольких классов.
- При этом выборка содержит как свойства объектов, так и признак принадлежности объекта к какому-либо классу.





# Применение задач классификац

- Существует много практических задач классификации.
- В промышленности при оценке качества продукции возникает задача подразделения изделий на годные и бракованные.
- В банковском секторе при выдаче кредитов возникает задача подразделения заемщиков на кредитоспособных и некредитоспособных.
- В медицине при оценке состояния здоровья возникает задача постановки диагноза.

# Два этапа

- Применение классификации производится в два этапа.
- 1 – выполняется обучение классификатора на некотором наборе данных, а
- 2 – непосредственная классификация новых объектов

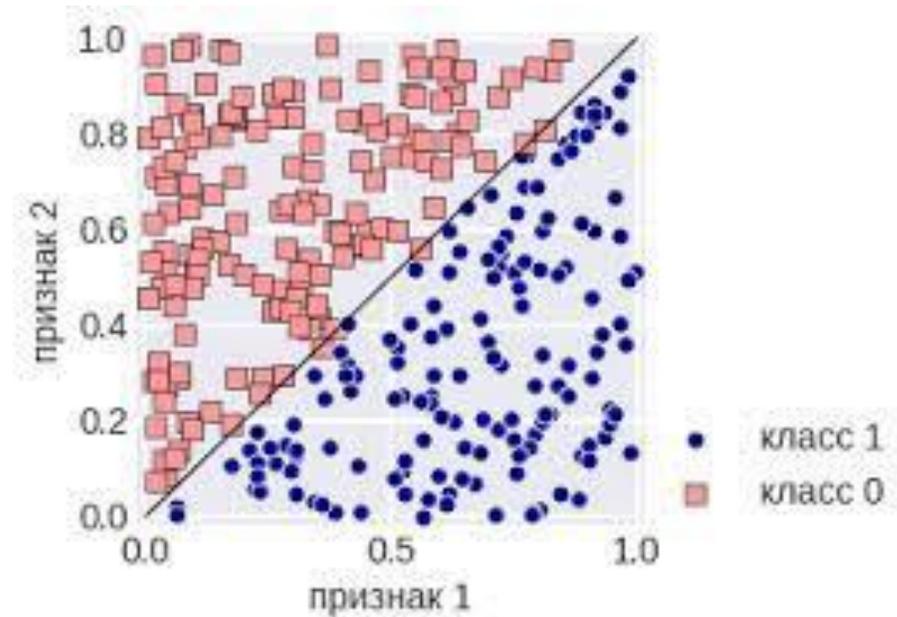


# Виды классификации

- Различают бинарную и множественную классификацию.
- Бинарная классификация предполагает наличие двух классов, множественная – трех и более классов.
- Классификация выполняется с помощью специальных методов (алгоритмов). Известно большое количество алгоритмов классификации.

# Бинарная классификация

- определение принадлежности некоего объекта к одному из двух возможных классов.



# Примеры бинарной классификации

- является ли сообщение электронной почты «нормальным» или представляет собой спам;
- здоров или болен пациент;
- является ли заемщик банка надежным или ненадежным;
- качественная или бракованная деталь.

# Методы бинарной классификации

- логистическая регрессия (Logistic Regression);
- «наивный» байесовский классификатор (Naive Bayes Classifier);
- метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM);
- нейронная сеть (Neural Network).

# Логистическая регрессия

– один из методов бинарной классификации данных.

Алгоритм применения логистической регрессии:

- 1 Подготовка обучающей выборки – кодирование классов числами.
- 2 Задание функций штрафа.
- 3 Задание целевой функции.
- 4 Задание начальных значений коэффициентам функции.
- 5 Численное решение.

# Численное решение логистической регрессии

$$z = x \cdot \theta; \quad (1)$$

$$h(x_j) = \frac{1}{1 + e^{-z}}; \quad (2)$$

$$CF(h_j, y_j) = -(1 - y_j) \cdot \ln(1 - h_j) - y_j \cdot \ln(h_j). \quad (3)$$

# Другой вариант решения

- В ряде случаев использование численных методов может приводить к ошибкам вычислений, поэтому иногда удобнее использовать формулу в другом варианте:

$$CF(h_j, y_j) = \begin{cases} -\ln(1 - h_j), & y_j = 0 \\ -\ln(h_j), & y_j = 1 \end{cases} .$$

# Оптимизационная задача

- Оптимизационная задача по-прежнему формулируется как задача минимизации функции штрафа:

$$CF = \sum_j CF(h_j, y_j) \rightarrow \min .$$

# Численное решение задачи логистической регрессии с помощью Microsoft Excel

## Шаг 1

1. В соответствии с предложенным выше алгоритмом представим исходные данные и расчетные формулы (режим

	A	B	C	D	E	F	G
1	X0	X1	X2	y	z	h(x)	cost(h,y)
2	1	1	6	0	2,000	0,881	2,127
3	1	3	4	0	2,000	0,881	2,127
4	1	2	2	1	-1,000	0,269	1,313
5	1	3	3	1	1,000	0,731	0,313
6	1	4	3	1	2,000	0,881	0,127
7							6,007
8							
9		theta0	-5				
10		theta1	1				
11		theta2	1				



# Шаг 2-3

2 Выполним численное решение с помощью инструмента «Поиск решения»

3 В результате численного решения будут определены параметры функции линейного разделения. Визуальная проверка показывает корректность разделения двух классов

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	X0	X1	X2	y	z	h(x)	cost(h,y)	
2	1	1	6	0	2,000	0,881	2,127	
3	1	3	4	0	2,000	0,881	2,127	
4	1	2	2	1	-1,000	0,269	1,313	
5	1	3	3	1	1,000	0,731	0,313	
6	1	4	3	1	2,000	0,881	0,127	
7							6,007	
8								
9		theta0	-5					
10		theta1	1					
11		theta2	1					

**Поиск решения**

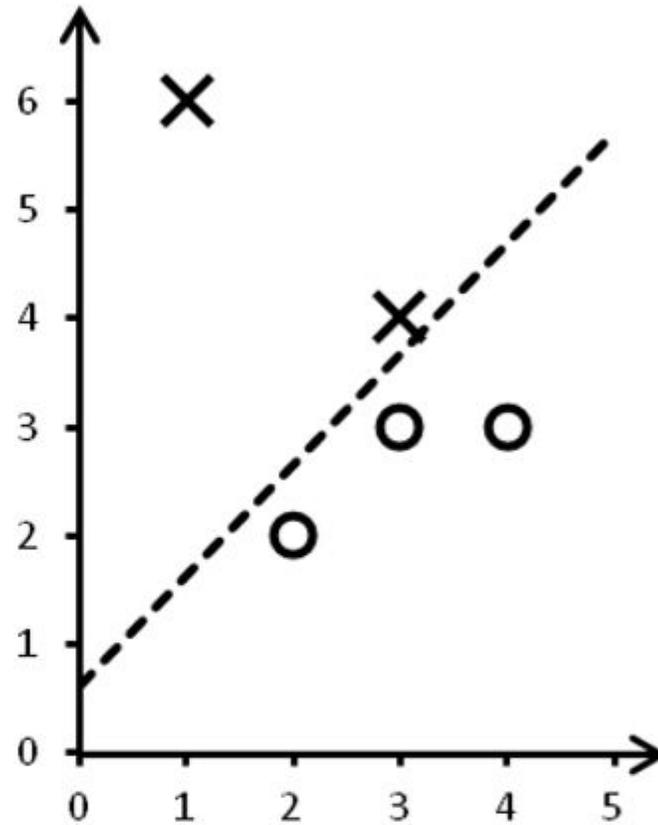
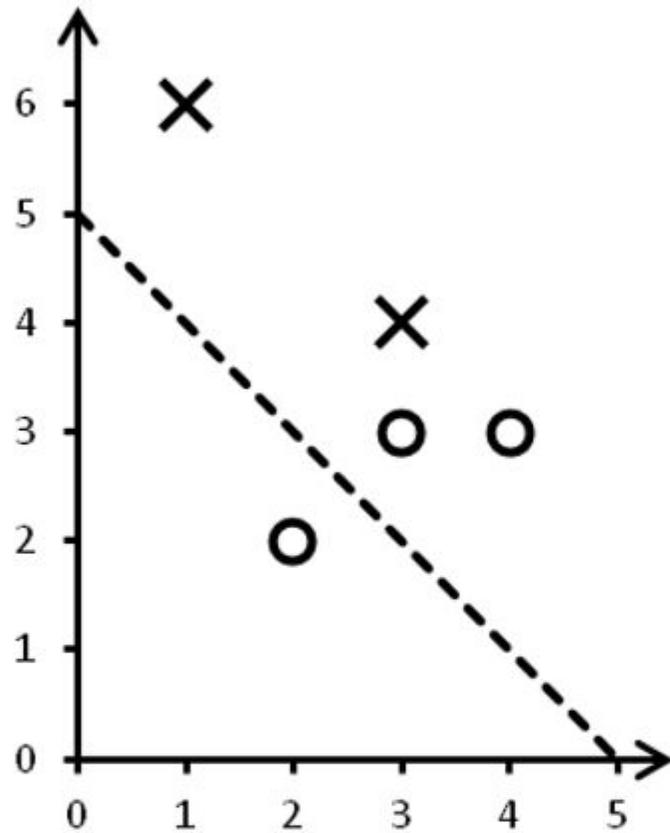
Установить целевую ячейку:  

Равной:  максимальному значению  значению:   минимальному значению

Изменяя ячейки:  

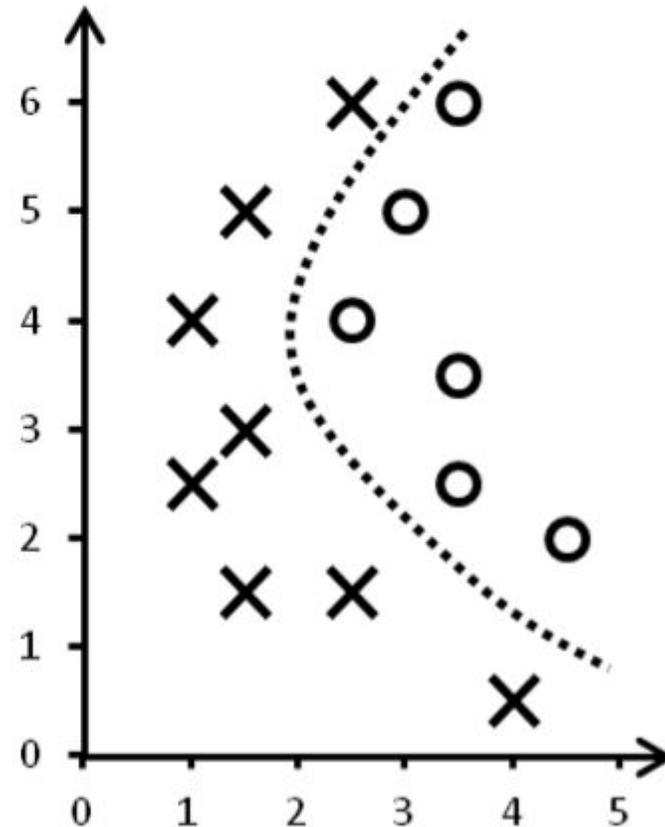
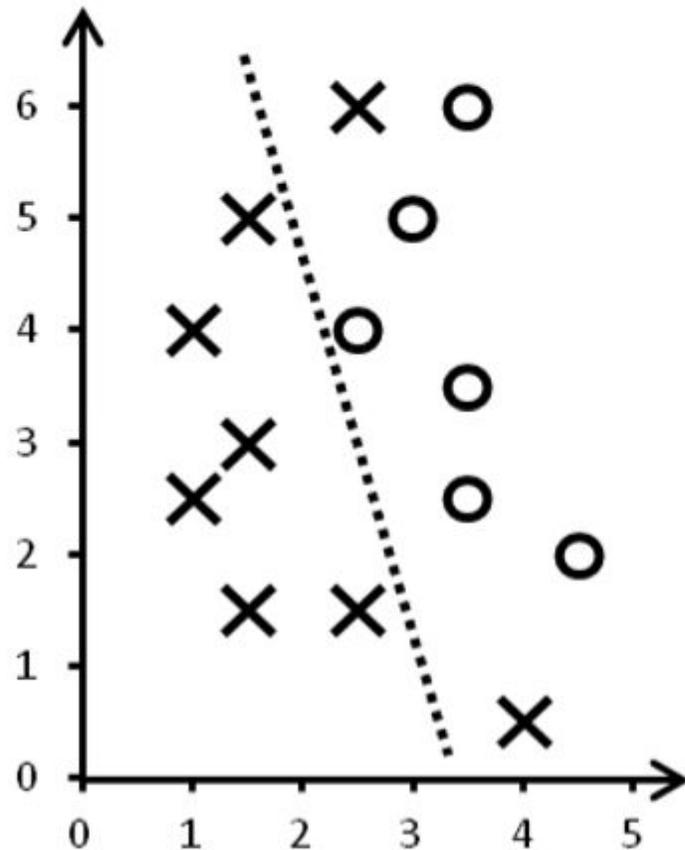
Ограничения:

# Визуальное представление классов



# Проблема линейной разделимости

- Зачастую в реальных задачах бинарной классификации данные не могут быть разделены на два класса линейной функцией



# Способы решения проблемы

- Возможны следующие способы решения этой проблемы:
  - применение нелинейной функции гипотезы;
  - принципиальная замена логистической регрессии другим методом, например, нейросетевым классификатором.

# Качество классификации

- Очевидно, что при бинарной классификации возможны четыре сочетания реального класса каждого из объектов выборки данных и предположения алгоритма о классе объекта
- Правильно классифицированные алгоритмом объекты относятся либо к группе «true positives», либо к группе «true negatives». Неправильно классифицированные алгоритмом объекты относятся к группе «false negatives»

		Реальность	
		+	-
Предположение алгоритма	+	True positives (TP) Ошибки I рода	False positives (FP) Ошибки I рода
	-	False negatives (FN) Ошибки II рода	true negatives (TN)

# Последствия ошибок классификации

- Реальные алгоритмы допускают ошибки классификации двух видов:
- ошибки I рода;
- ошибки II рода.

		Реальность	
		Нормальное письмо	Письмо с вирусом
Предположение алгоритма	Нормальное письмо	Письмо пропущено в почтовый ящик	Письмо пропущено в почтовый ящик. Последствие: заражение компьютера вирусом
	Письмо с вирусом	Письмо отброшено. Последствие: пользователь не получит важную информацию	Письмо отброшено

Ошибки классификации объектов могут привести к последующим неправильным решениям и нежелательным последствиям

# Методы оценки качества классификации

- Существует несколько методов оценки качества классификации. Одним из методов является оценка с помощью F-критерия, выполняемая в четыре этапа:

1 Подсчет количества каждого сочетания случаев.

2 Расчет точности (precision)

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

3 Расчет чувствительности (recall)

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

4 Расчет F-критерия

$$F = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R}$$

# Пример

Предположим, что в электронный почтовый ящик пришло 10 сообщений, часть из которых является нормальными, а часть – спамом

№	Вид сообщения	«Мнение» антивируса
1	письмо	письмо
2	спам	письмо
3	письмо	спам
4	спам	письмо
5	письмо	спам
6	письмо	письмо
7	спам	спам
8	письмо	письмо
9	письмо	спам
10	письмо	письмо

# Возможные варианты

- Рассчитаем количество всех четырех сочетаний

		Реальность	
		письмо	Спам
«Мнение» антивируса	письмо	4	2
	спам	3	1

- В соответствии с формулами из слайда 21

$$P = \frac{4}{4+2} \approx 0,667; R = \frac{4}{4+3} \approx 0,571; F = \frac{2 \cdot 0,667 \cdot 0,571}{0,667 + 0,571} \approx 0,615.$$

- Для идеального алгоритма, не совершающего ошибок,  $F=0$  .
- Для проверки качества классификатора можно использовать репозиторий открытых наборов данных

# Множественная классификация

- Задачей множественной классификации является определение принадлежности некоего объекта к одному из нескольких (трех или более) возможных классов, например постановка диагноза пациенту

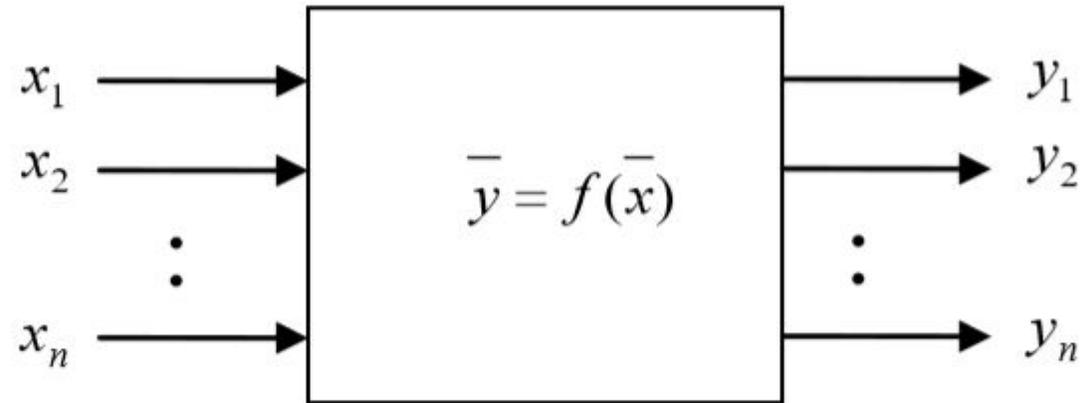
# методами множественной классификации

- Наиболее известными методами множественной классификации являются:
  - метод «один против всех» (One vs All);
  - нейронная сеть (Neural Network).

# Искусственная нейронная сеть (ИНС)

- – математическая модель нервной системы живого организма. Было обнаружено, что свойства ИНС позволяют использовать их для решения широкого круга прикладных задач, в том числе задач классификации.
- Исторически первой была искусственная нейронная сеть под названием «перцептрон Розенблатта» (1957).
- В общем случае ИНС имеет несколько входов и выходов.
- На входы подаются некоторые значения (сигналы).
- Результатом работы нейронной сети являются значения (сигналы) на её выходе

# Модель нейронной сети

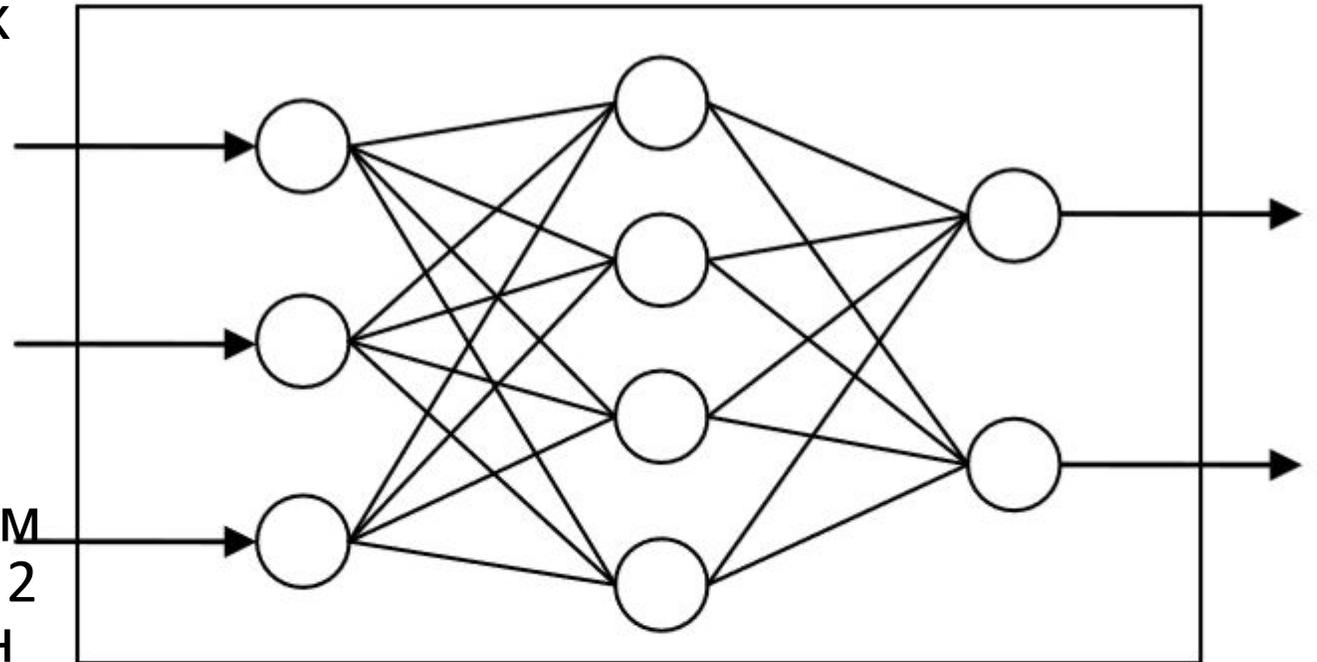


- ИНС можно рассматривать как векторную функцию векторного аргумента:

$$\bar{y} = h(\bar{x}).$$

# Структура нейронной сети

- Нейронная сеть состоит из элементов – нейронов, связанных друг с другом
- нейроны объединяются в группы, называемые слоями.
- Различают три вида слоёв: входной, выходной и скрытый.
- На рисунке нейронная сеть, содержащая 3 нейрона во входном слое, 4 нейрона в скрытом слое и 2 нейрона во выходном слое. Нейрон является базовым составляющим элементом нейронной сети.

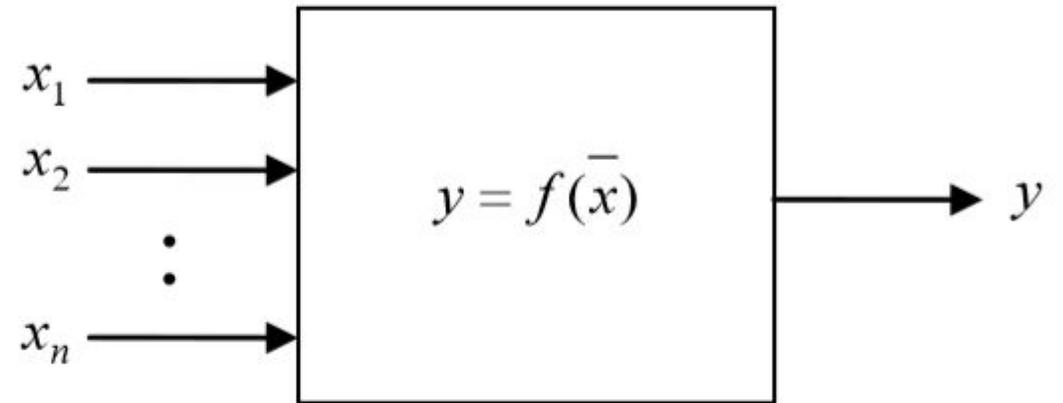


# Модель нейрона

- В общем случае нейрон имеет несколько входов и один выход
- Нейрон можно рассматривать как скалярную функцию векторного аргумента:

$$y = f(\bar{x}).$$

- Предполагается, что каждому входу нейрона соответствует некоторый весовой коэффициент



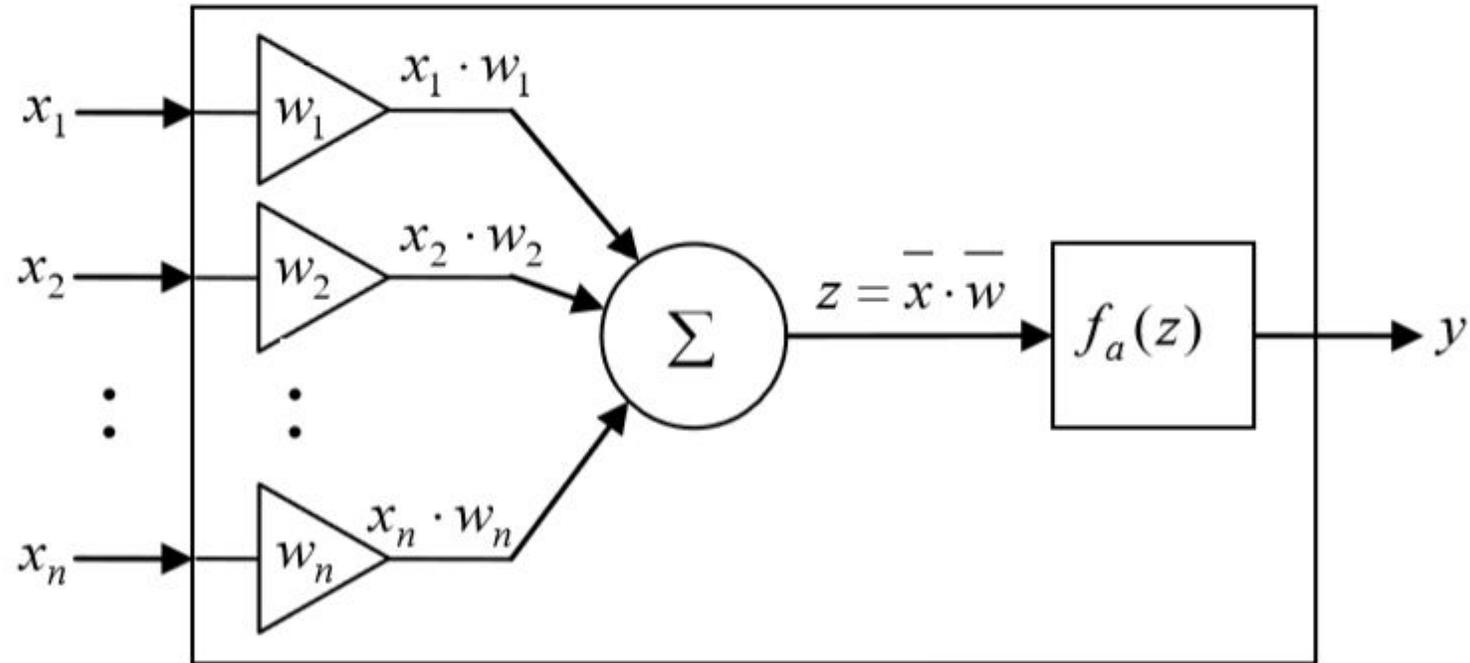
# Структура нейрона

- Значения на входе нейрона можно представить в виде вектора

$$\bar{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\},$$

- а весовые коэффициенты – в виде вектора

$$\bar{w} = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}.$$



# Вычисление значения

- Вычисление значения на выходе нейрона осуществляется в два этапа. На первом этапе рассчитывается взвешенная сумма

$$z = x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + \dots + x_n \cdot w_n = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i = \bar{x} \cdot \bar{w}.$$

- На втором этапе рассчитывается значение функции активации. Наиболее часто применяется логистическая (сигмоидная) функция:

$$f_a(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$

$f_a(z)$

# Свойства функции

Свойства функции нейронной сети определяются:

- структурой нейронной сети, то есть характером взаимосвязей между нейронами;
- свойствами нейронов: их весовыми коэффициентами и функциями активации.

# Обучение ИНС

- Как и логистическая регрессия, нейронная сеть приобретает свои свойства в результате так называемого «обучения».
- Обучение ИНС – процесс подстройки весовых коэффициентов нейронов ИНС.
- Обучение производится на так называемой «обучающей выборке», представляющей собой набор «вопросов» и соответствующих «правильных ответов».
- Качество обучения определяется степенью соответствия ответов сети («гипотез») «правильным ответам».

# Взвешенная сумма квадратов отклонений

- Показателем качества обучения является значение функции штрафа, определяемой взвешенной суммой квадратов отклонений:

$$CF_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (h(x_i^{(j)}) - y_i^{(j)})^2 ;$$

$$CF = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m CF_j .$$

# Обучение сети

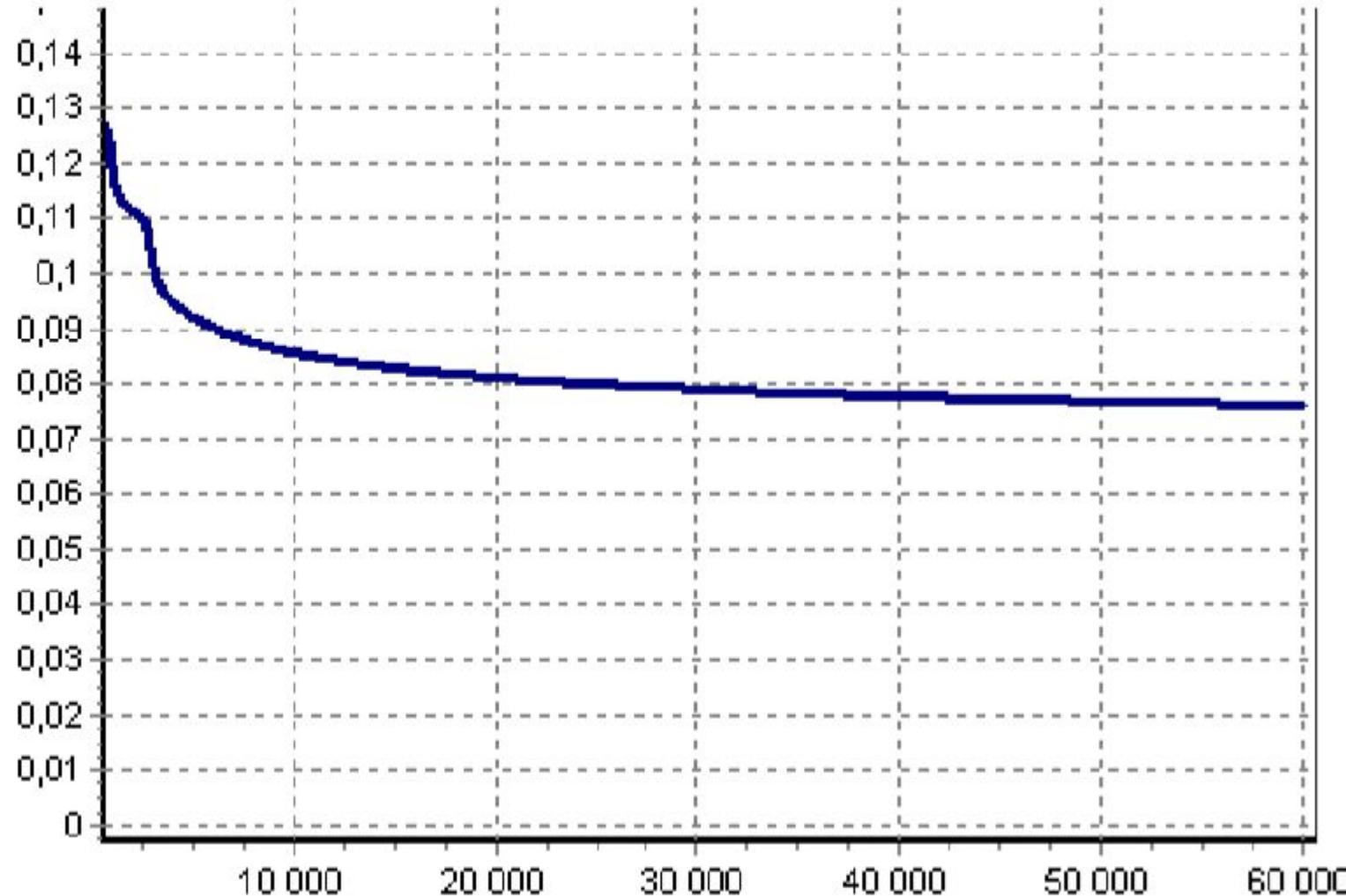
- В процессе обучения весовые коэффициенты нейронов ИНС изменяются согласно определенным правилам.
- Обучение производится шагами (эпохами).
- На одном шаге (в течение одной эпохи) происходит одно обновление коэффициентов  $W$ .
- Обучение заканчивается в момент, когда значение функции штрафа достигает заданного пользователем порога.
- Также обучение может быть остановлено, если был превышен заданный лимит числа шагов.

# Алгоритмы обучение сети

- Обучение сети производится с помощью специальных алгоритмов.
- В основе большинства алгоритмов лежат градиентные методы обучения.
- Исторически первым был так называемый «алгоритм обратного распространения ошибки» (error backpropagation).
- В дальнейшем были предложены еще несколько алгоритмов, наиболее известными из которых являются QPROP и RPROP.
- В ходе обучения возможно проявление двух нежелательных эффектов: эффекта недообученности и эффекта переобученности.

# Функция штрафа при недообученности

- Эффект недообученности, как в регрессионном анализе, проявляется в виде недостаточного качества классификации объектов из обучающей выборки.
- Графически это иллюстрируется как приближение функции штрафа к некоему постоянному значению



# Избежания эффекта недообученности

- Для избежания эффекта недообученности можно использовать следующие способы:
  - 1) увеличение числа нейронов в скрытом слое ИНС;
  - 2) увеличение числа скрытых слоев.

# Эффект переобученности

- Можно выделить три признака переобучения:
- 1) относительно быстрое убывание функции штрафа в процессе обучения;
- 2) нулевое или близкое к нулю значение функции штрафа;
- 3) абсолютно точная при предъявлении объектов из обучающей выборки.



# Избежания эффекта переобученности

- Переобучение приводит к потере классификатором способности к обобщению.
- Для избежания эффекта переобученности можно использовать следующие способы:
  - 1) уменьшение числа нейронов в скрытом слое ИНС;
  - 2) уменьшение числа скрытых слоев.

# Заключение

В лекции были рассмотрены вопросы классификации  
Виды классификации как бинарная и множественная  
Также рассмотрены алгоритмы их построения

# ИСТОЧНИКИ

- Поручиков, М. А., Анализ данных: учеб. пособие– Самара: Изд-во Самарского университета, 2016. – 88 с.
- Data analysis with Excel.  
[https://www.tutorialspoint.com/excel\\_data\\_analysis/excel\\_data\\_analysis\\_tutorial.pdf](https://www.tutorialspoint.com/excel_data_analysis/excel_data_analysis_tutorial.pdf)
- Guerrero H. (2019) Modeling and Simulation: Part 1. In: Excel Data Analysis. Springer, Cham.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-01279-3\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01279-3_7)