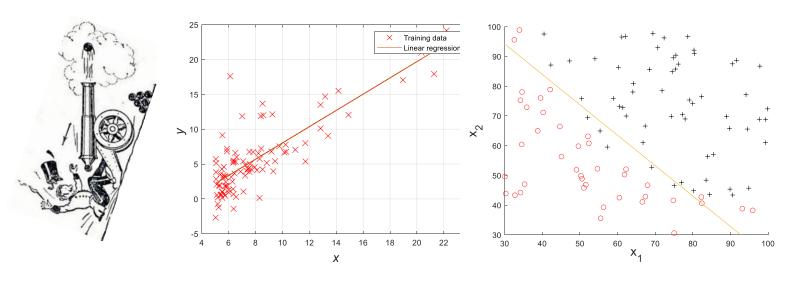
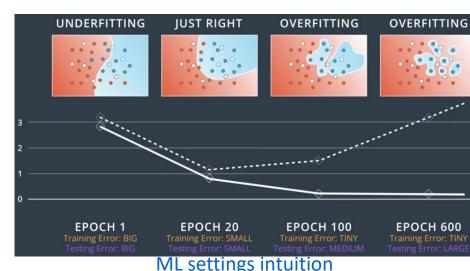
Лекция 1. Искусственный интеллект и основы машинного обучения (MO) / Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) basics

- 1. Область исследования и основные понятия / Terms
- 2. Линейная и полиномиальная регрессия / Linear and polynomial regression
- 3. Логистическая регрессия/ Logistic regression
- 4. Настройка MO/ ML settings

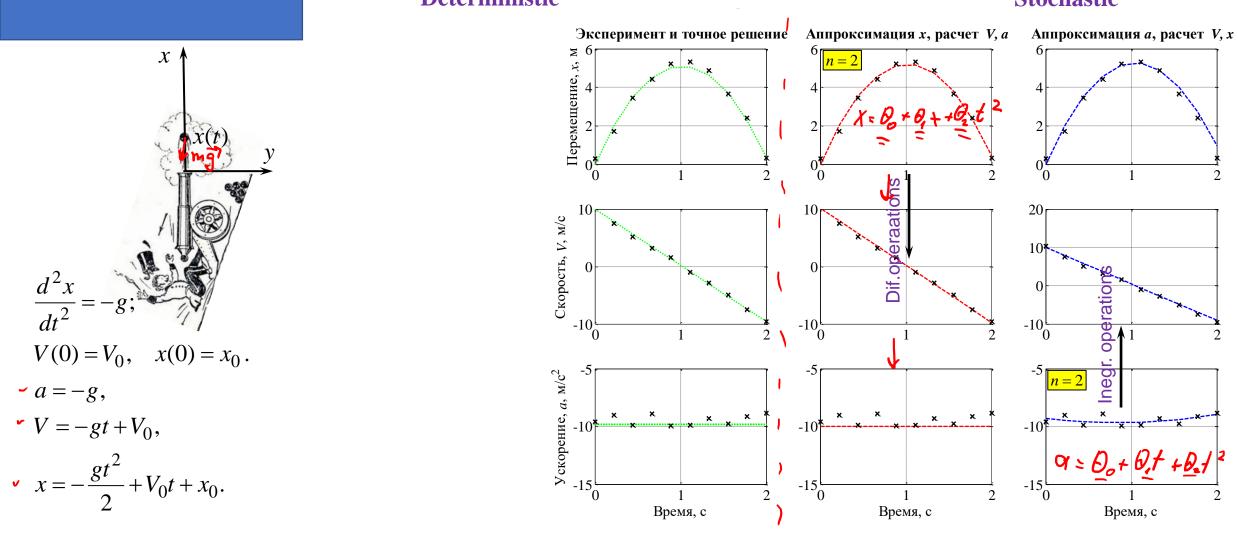




Математическое моделирование / Modeling



Стохастическое / Stochastic

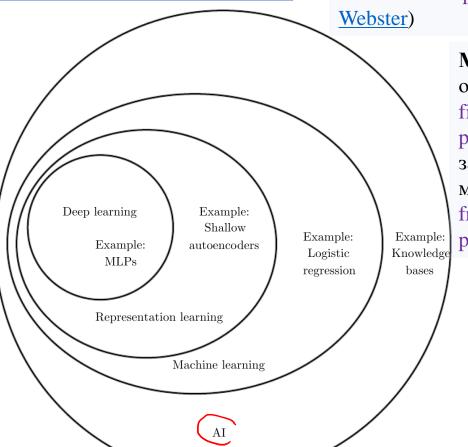


"When I use a word," Humpty Dumpty said in rather a scornful tone, "it means just what I choose it to mean—neither more nor less."

Through the looking glass

Искусственный интеллект / Artificial Intelligence (AI):

область информатики, занимающаяся моделированием разумного поведения в компьютерах / a branch of computer science dealing with the simulation of intelligent behavior in computers (Merriam-Webster)

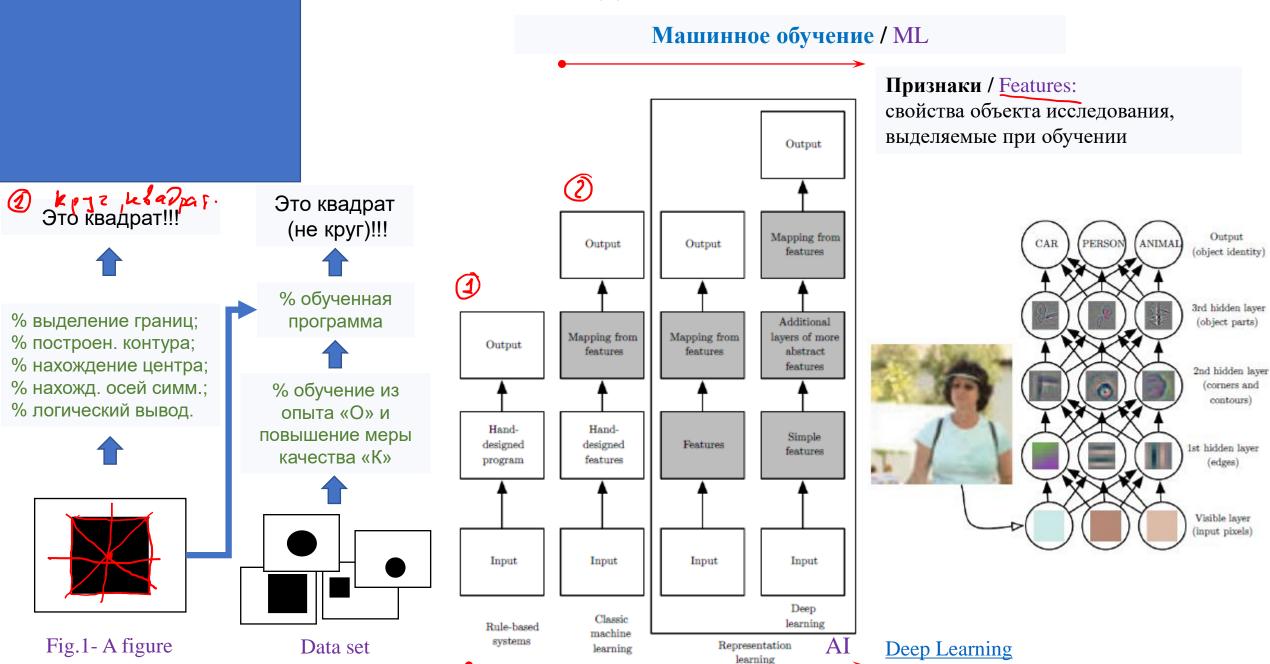


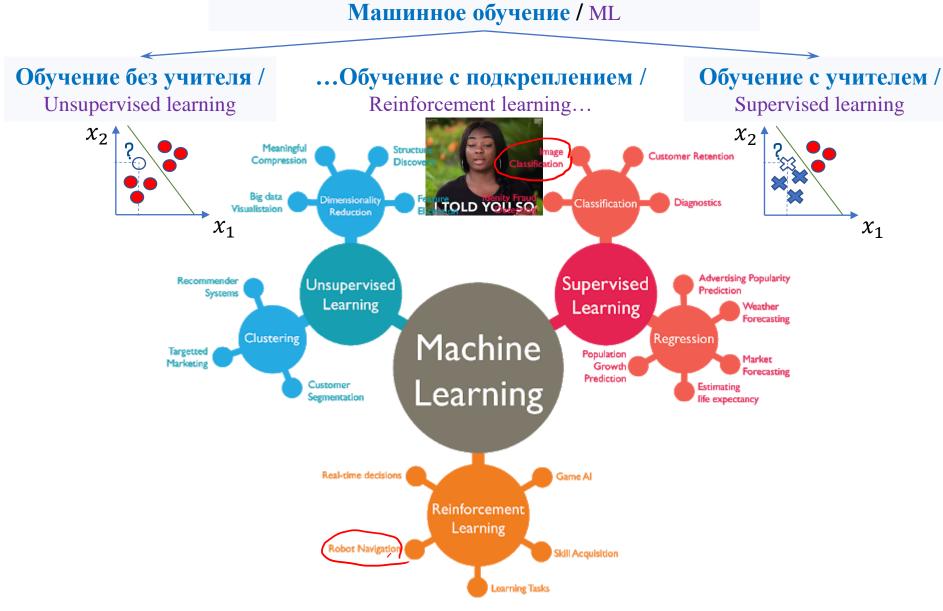
Deep Learning

Машинное обучение / Machine Learning (ML):

область знаний, в которой компьютеры обучаются без явного программирования/ field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed (Arthur Samuel, 1959);

задача «З», в ходе решения которой программа обучается из опыта «О» и повышает меру качества «К» / well-posed learning problem: a computer program is said to learn from experience E with respect to some task T and some performance measure P, if its performance on T, as measured by P, improves with experience E (Tom Mitchell, 1998)





Types of Machine Learning and Examples of Applications

Зачем это нужно? Что нужно знать, чтобы начать? Где об этом почитать? / FAQs

Машинное обучение в жизни / ML applications

Дома, в компьютере, в тел.: поисковые системы, голосовые команды, переводчики, спамфильтры, игры, обработки фото, новости, реклама, поиск друзей, создание семей ...

На улице:

прогноз погоды, навигация, распознавание лиц, номеров автомобилей, *беспилотный транспорт*...

На работе, в обществ. местах: автоматизация и управление, *роботизация*, ассортимент товаров, *диагностика*, *лечение*...

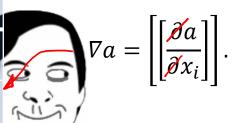
Зачем это нужно? Что нужно знать, чтобы начать? Где об этом почитать? / FAQs

Основы машинного обучения / ML Basics

Пинейная алгебра / Linear algebra +

линеиная алгеора / Linear aigeora +			
Название	Геом. аналог	Обозначения (в N-мерном простр.)	Кол-во компонент
Скаляр	•	a	Nº
Вектор	1	a a A [ai]	NI
Тензор		Ta=[aii]	N ²
		T= [ai	Nh
М-ца-строка (столбец)		$A=((a_i))$	N
Матрица		A = ((aij))	N2
		· h = ((a;;))	Nn

Mat. aнализ / Calculus



Teop. вер. / Probability theory

The **expectation** of some function f(x) with respect to a probability distribution p(x):

$$E(f(x)) = \sum_{x} p(x)f(x).$$

The conditional maximum likelihood estimator:

$$\Theta_{ML} = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^{m} \log \left(p(y^{(i)}|x^{(i)}; \Theta) \right).$$

Bellman Expectation Equation for State-Action

Value Function (Q-Function):

$$q_{\pi}(s,a) = E_{\pi}[R_{t+1} + \gamma q_{\pi}(s_{t+1}, a_{t+1}) | s_t = s, a_t = a].$$



Полезные ссылки / Links

Онлайн курсы, обучающие ресурсы:

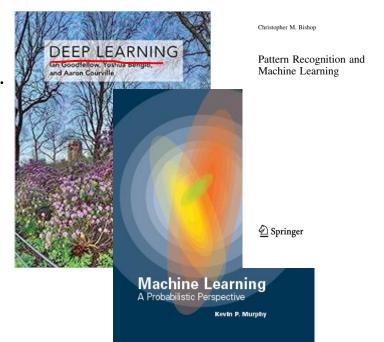
Neural Networks: серия видео с отличной визуализацией с канала «3Blue1Brown» на английском языке, плюс видео с русским дублирование на смежном канале;

✓ Andrew Ng — Machine Learning: 11-недельный бесплатный интерактивный курс на английском языке по основам машинного обучения на платформе «Coursera»; sim0nsays — Deep Learning на пальцах: бесплатный видео курс лекций на русском языке, плюс на канале есть ссылка на ресурс с полным курсом и заданиями;, Kaggle: курсы, базы данных для машинного обучения (дата сеты), соревнования на английском языке.

Книги, статьи:

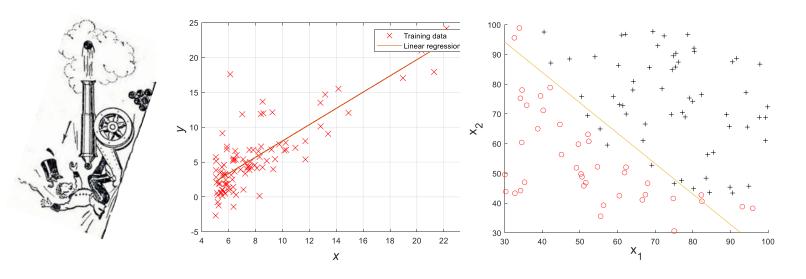
<u>Deep Learning</u> by Ian Goodfellow and Yoshua Bengio and Aaron Courville, 2016. Pattern Recognition and Machine Learning by C.M. Bishop, 2006. Machine Learning: A Probabilistic Perspective by K.P. Murphy, 2012.

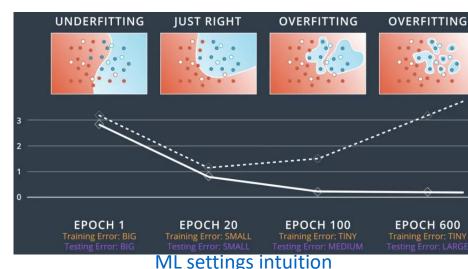
Elsevier, Springer: поисковые системы статей крупнейших издательств SJR, WoS: поисковые системы журналов, рейтинг журналов



Лекция 1. Искусственный интеллект и основы машинного обучения (МО) / Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) basics

- 1. Область исследования и основные понятия / Terms
- 2. Линейная и полиномиальная регрессия / Linear and polynomial regression
- 3. Логистическая регрессия/ Logistic regression
- 4. Hастройка MO/ ML settings

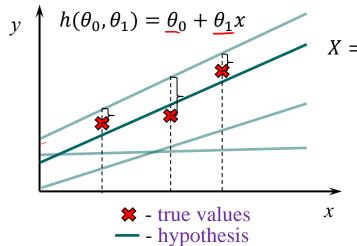


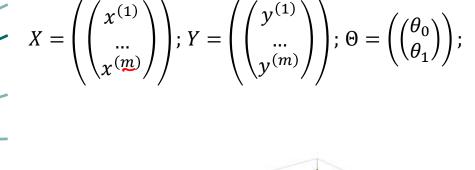


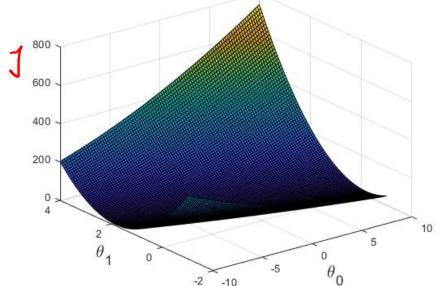
Регрессионный (от лат. regressio – обратное движение, отход) анализ:

набор статистических действий для оценки связи зависимой переменной и одной или нескольких независимых переменных (Wikipedia)

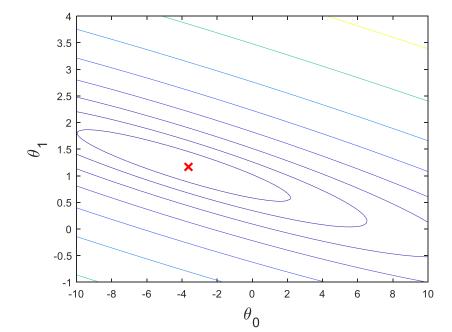
Основная идея линейной регрессии: поиск наилучшей функциональной зависимости множества $Y = (y_i)$ от множества $X = (x_i)$ (i=1...m) по критерию минимума некоторой функции качества:



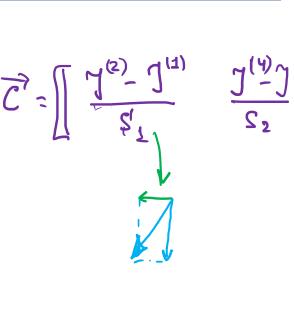


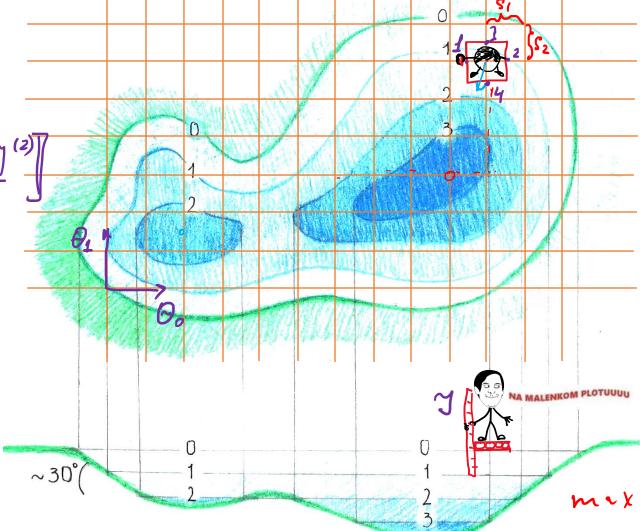


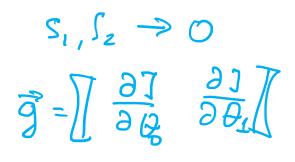
$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} \left(h^{(i)} - y^{(i)} \right)^2 \Rightarrow \min.$$
Cost function

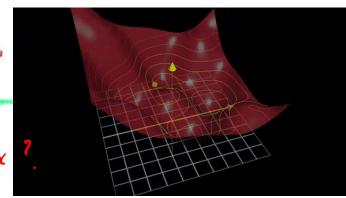


Лирическое отступление. Метод градиентного спуска (подъема)









Gradient descent intuition

Want to know more?

DeepMind x UCL | Deep Learning

Lectures | 5/12 | Optimization for

Пруд

Machine Learning

Лирическое отступление 2. Действия над матрицами

$$A = ((a_{ij})) = {}^{2}\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} N^{2} CTOADUS$$

- 1. Умножение матрицы на число:
- $C = \alpha A$, $c_{ij} = \alpha a_{ij}$.
- 2. Сложение матриц:

$$C = A + B, \quad c_{ij} = a_{ij} + b_{ij}.$$

3. Транспонирование матрицы

$$A^T$$
, $a_{ij}^T = a_{ji}$.

4. Обратная матрица

$$A^{-1}$$
, $AA^{-1} = I$. $\left(\begin{array}{c} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{array} \right)$

$$C = AB$$
, $c_{ij} = a_{ik} \diamond b_{kj}$

$$c = T_A \cdot \bar{T}_B$$
, $c_{ij} = a_{ij}b_{ij}$.

матричных и тензорных величин:

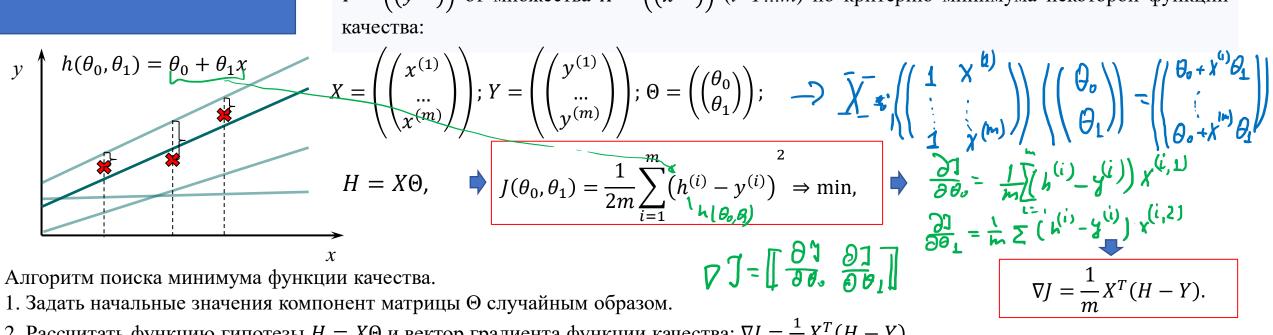
$$C = \frac{\partial A}{\partial x}, \quad c_{ij} = \frac{\partial a_{ij}}{\partial x}.$$

$$C = \int A dx$$
, $c_{ij} = \int a_{ij} dx$.

Регрессионный (от лат. regressio – обратное движение, отход) анализ:

набор статистических действий для оценки связи зависимой переменной и одной или нескольких независимых переменных (Wikipedia)

Основная идея линейной регрессии: поиск наилучшей функциональной зависимости множества $Y = (y^{(i)})$ от множества $X = (x^{(i)})$ (i=1...m) по критерию минимума некоторой функции



- 1. Задать начальные значения компонент матрицы Θ случайным образом.
- 2. Рассчитать функцию гипотезы $H = X\Theta$ и вектор градиента функции качества: $\nabla J = \frac{1}{m} X^T (H Y)$.
- 3. Зная текущие значения компонент (индекс «С») матрицы Θ найти новые значения компонент (индекс «Н»), двигаясь в направлении, противоположном направлению вектора градиента, с шагом, характеризуемым параметром скорости обучения α :

$$\Theta^H = \Theta^C - \alpha \nabla J$$
, или в скалярной форме $\theta_0^H = \theta_0^C - \alpha \frac{\partial J}{\partial \theta_0}$, $\theta_1^H = \theta_1^C - \alpha \frac{\partial J}{\partial \theta_1}$.

- 4. Повторять пункты 2-3 до достижения минимума J по условию малости изменения значения функции на двух соседних итерациях или по условию достижения максимального количества итераций: $J^{\rm H} - J^{\rm C} < \delta$, #итер. $> N_{max}$.
- 5. Вывод результатов: О.

Регрессия / Regression

Линейная /

Linear

Нелинейная /

Non-Linear

Одна переменная (признак) /

One variable (feature)

$$h(\theta_0, \theta_1) = \theta_0 + \theta_1 x$$

$$X = \left(\begin{pmatrix} \chi^{(1)} \\ \dots \\ \chi^{(m)} \end{pmatrix} \right); Y = \left(\begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \right)$$

Training data (X,Y)

Learning Algorithm $\theta_{\bullet} \theta_{\bullet}$

$$X \longrightarrow h \longrightarrow h$$

Batch: на каждом шаге спуска используются все обучающие данные.

Mн. переменных / Multiple variables (features)

$$h(\theta_0, \theta_1) = \theta_0 + \theta_1 x \qquad h(\theta_0, \theta_i) = \theta_0 + \theta_k x_k, (j, k = 1 \dots n)$$

- 1. Задать нач.зн. О случ. образом.
- 2. Рассч. $H = X\Theta$ и $\nabla J = \frac{1}{m}X^T(H Y)$.
- 3. Найти $\Theta^H : \Theta^H = \Theta^C \alpha \nabla I$.
- 4. Повторять пункты 2-3 до выполнения одного из условий: $J^{\rm H} J^{\rm C} < \delta$, #итер. $> N_{max}$.
- 5. Вывод результатов: О.

$$J(\theta_0, \theta_j) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} (h^{(i)} - y^{(i)})^2 \Rightarrow \min.$$

Полиномиальная регрессия / Polynomial regression



Линейная /

Linear

Нелинейная /

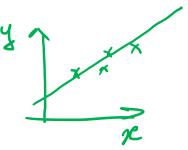
Non-Linear

Одна переменная (признак) /

One variable (feature)

 $h(\theta_0, \theta_1) = \theta_0 + \theta_1 x$

$$X = \left(\begin{pmatrix} \chi^{(1)} \\ \dots \\ \chi^{(m)} \end{pmatrix} \right)$$



Мн. переменных / Multiple variables (features)

$$h(\theta_0, \theta_j) = \theta_0 + \underline{\theta}_k x_k, (j, k = 1 \dots n)$$

$$(\theta_{0}, \theta_{1}) = \theta_{0} + \theta_{1}x \qquad h(\theta_{0}, \theta_{j}) = \theta_{0} + \underbrace{\theta_{k}x_{k}, (j, k = 1 \dots n)}_{} h(\theta_{0}, \theta_{j}) = \theta_{0} + \underbrace{\theta_{k}x^{k}, (j, k = 1 \dots n)}_{} X^{i} \rightarrow X_{i} \qquad X^{2} \rightarrow X_{2}$$

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} \chi^{(1)} \\ \dots \\ \chi^{(m)} \chi^{(m)} \\ \chi^{(m)} \chi^{(m)} \\ \chi^{(m)} \chi^{(m)} \\ \chi^{(m)} \chi^{(m)} \\ \chi^{(m)} \end{pmatrix}. \qquad (A)$$

Полиномиальная /

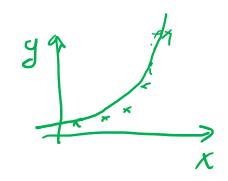
Polynomial

Логистическая / Logistic

$$h(\theta_0, \theta_j) = \theta_0 + \theta_k x^k, (j, k = 1 \dots n)$$

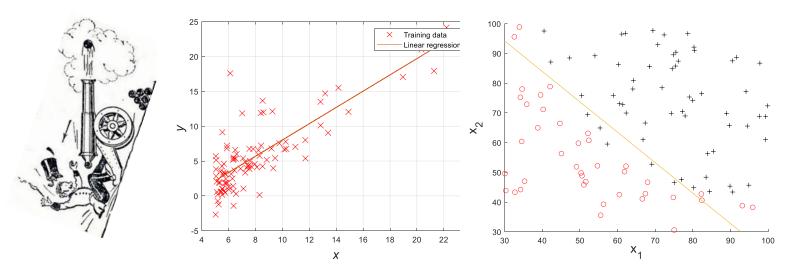
$$\chi^i \to \chi$$

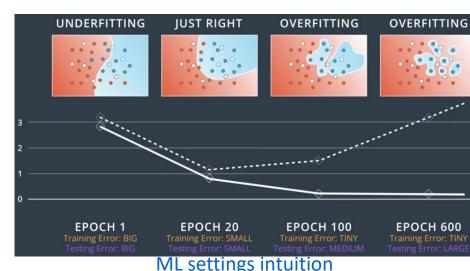
$$\chi^2 \rightarrow \chi_2$$



Лекция 1. Искусственный интеллект и основы машинного обучения (МО) / Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) basics

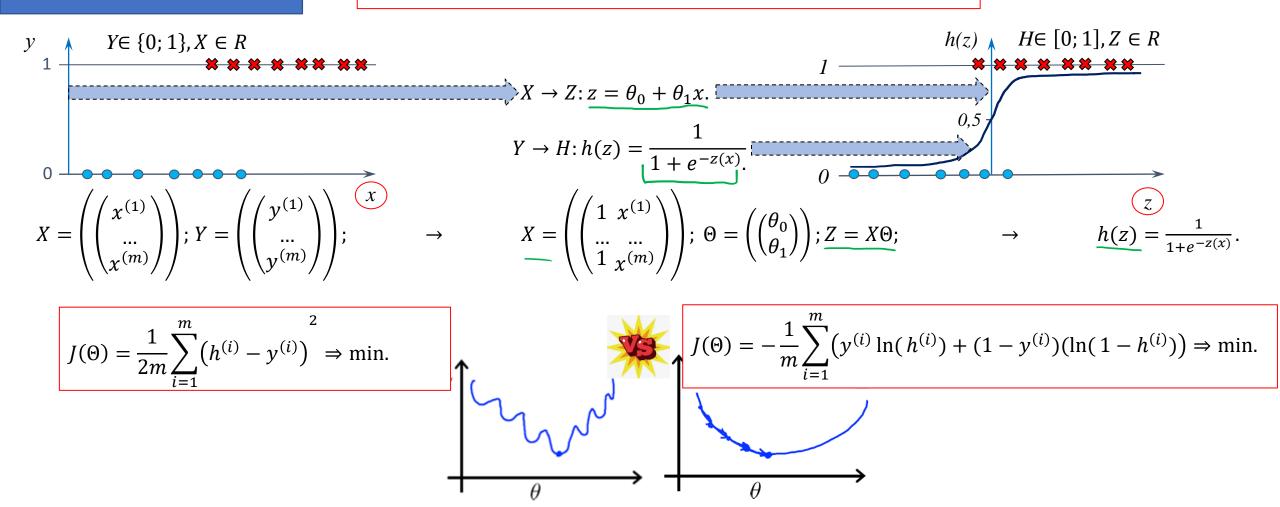
- 1. Область исследования и основные понятия / Terms
- 2. Линейная и полиномиальная регрессия / Linear and polynomial regression
- 3. Логистическая регрессия/ Logistic regression
- 4. Настройка MO/ ML settings





Основная идея: поиск наилучшей функциональной зависимости бинарного множества $Y = ((y_i))$ от множества $X = ((x_i))$ (i=1...m) по критерию минимума некоторой функции качества:

$$J(\Theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} \ln(h^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) (\ln(1 - h^{(i)})) \Rightarrow \min.$$



<u>Основная идея:</u> поиск наилучшей функциональной зависимости бинарного множества Y = $((y_i))$ от множества $X = ((x_i))$ (i=1...m) по критерию минимума некоторой функции качества:

$$J(\Theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} \ln(h^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) (\ln(1 - h^{(i)})) \Rightarrow \min.$$

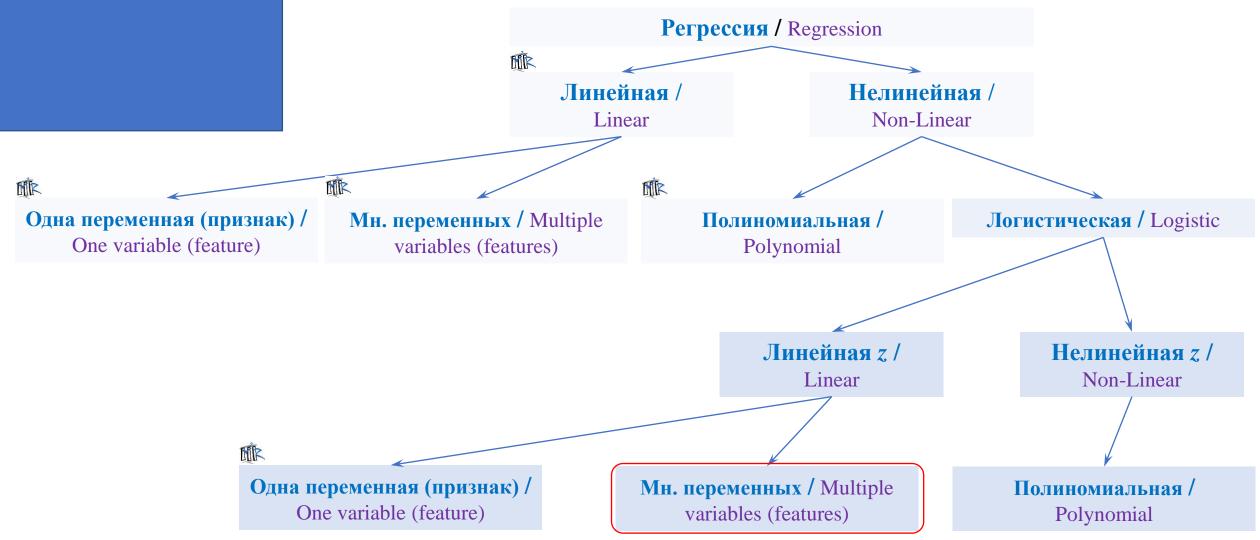
$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} \chi^{(1)} \\ \dots \\ \chi^{(m)} \end{pmatrix} ; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix} ; \longrightarrow X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \chi^{(1)} \\ \dots & \dots \\ 1 & \chi^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix} ; \Theta = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \end{pmatrix} \end{pmatrix} ; Z = X\Theta; \longrightarrow h(z) = \frac{1}{1 + e^{-z(x)}}, \longrightarrow$$

$$\to J(\Theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \left(y^{(i)} \ln(h^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) (\ln(1 - h^{(i)}) \right) \Rightarrow \min, \to 0$$

$$\nabla J = \frac{1}{m} X^{T} (H - Y).$$

$$\nabla J = \frac{1}{m} X^T (H - Y).$$

- 1. Задать нач.зн. Θ случ. образом.
- 2. Рассч. $H = X\Theta$ и $\nabla J = \frac{1}{m}X^T(H Y)$.
- 3. Найти $\Theta^H : \Theta^H = \Theta^C \alpha \nabla I$.
- 4. Повторять пункты 2-3 до выполнения одного из условий: $J^{\rm H} J^{\rm C} < \delta$, #итер. $> N_{max}$.
- 5. Вывод результатов: О.



Логистическая р. / Logistic r.

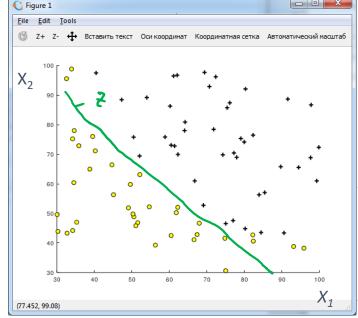
1 перем. x / 1 variable x

Mh.nepem. x_k / Multiple var. x_k (k = 1 ... n)

Полином. / Polynomial

$$X = \left(\begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} \\ \dots & \dots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} \end{pmatrix} \right); Y = \left(\begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \right); \longrightarrow$$

$$X = \left(\begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} \\ \dots & \dots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} \end{pmatrix} \right); Y = \left(\begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \right); \quad \rightarrow \qquad X = \left(\begin{pmatrix} 1 & x_1^{(1)} & x_2^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_1^{(m)} & x_2^{(m)} \end{pmatrix} \right); \quad \Theta = \left(\begin{pmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \\ \theta_2 \end{pmatrix} \right); Z = X\Theta; \quad \rightarrow \quad h(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$



$$J(\Theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} \ln(h^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) (\ln(1 - h^{(i)})) \Rightarrow \min.$$

$$\frac{\partial}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial z} + \frac{\partial}{\partial z} \chi_1 + \frac{\partial}{\partial z} \chi_2 = 0$$
; $\chi_2 = \frac{\partial}{\partial z} - \frac{\partial}{\partial z} \chi_1$

- 1. Задать нач.зн. Θ сл. образом.
- 2. Рассч. $H = X\Theta$ и $\nabla J = \frac{1}{m}X^T(H Y)$.
- 3. Найти $\Theta^H : \Theta^H = \Theta^C \alpha \nabla I$.
- 4. Повторять пункты 2-3 до выполнения одного из условий: $J^{\rm H}-J^{\rm C}<\delta$, #итер. $>N_{max}$.
- 5. Вывод результатов:(0.) 🥰 🗧 🔘

Логистическая р. / Logistic r.

1 перем. x / 1 variable x

Мн.перем. x_k / Multiple var. x_k (k = 1 ... n)

Полином. / Polynomial

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & x_n^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} & x_n^{(m)} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

$$X = \left(\begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & x_n^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} & x_n^{(m)} \end{pmatrix} \right); Y = \left(\begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \right);$$



Gray scale picture of "Nine"

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & x_n^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} & x_n^{(m)} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & x_n^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_1^{(m)} & x_2^{(m)} & x_n^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; \Theta = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_0 \\ \dots \\ \theta_n \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Z = X\Theta; \longrightarrow h(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$

$$J(\Theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} \ln(h^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) (\ln(1 - h^{(i)})) \Rightarrow \min.$$

- 1. Задать нач.зн. Θ случ. образом.
- 2. Рассч. $H = X\Theta$ и $\nabla J = \frac{1}{m}X^T(H Y)$.
- 3. Найти $\Theta^H : \Theta^H = \Theta^C \alpha \nabla I$.
- 4. Повторять пункты 2-3 до выполнения одного из условий: $J^{\rm H} J^{\rm C} < \delta$, #итер. > N_{max} .
- 5. Вывод результатов (Ф.)

Логистическая р. / Logistic r.

1 перем. x / 1 variable x

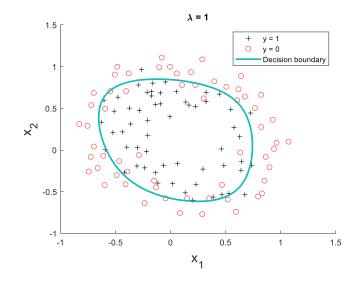
Mh.nepem. x_k / Multiple var. x_k

Полином. / Polynomial

$$X = \left(\begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} \\ \dots & \dots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} \end{pmatrix} \right); Y = \left(\begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \right);$$

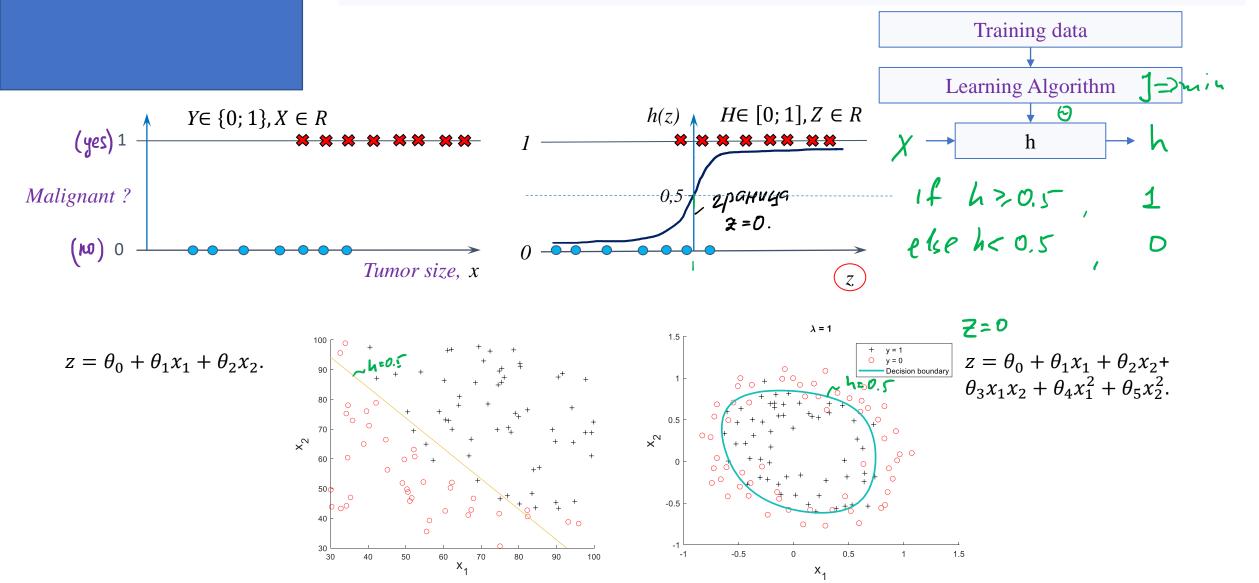
$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} \chi_{1}^{(1)} & \chi_{2}^{(1)} \\ \dots & \dots \\ \chi_{r}^{(m)} & \chi_{r}^{(m)} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{$$

$$J(\Theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} \ln(h^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) (\ln(1 - h^{(i)})) \Rightarrow \min.$$



- 1. Задать нач.зн. Θ случ. образом.
- 2. Рассч. $H = X\Theta$ и $\nabla J = \frac{1}{m}X^T(H Y)$.
- 3. Найти $\Theta^H : \Theta^H = \Theta^C \alpha \nabla I$.
- 4. Повторять пункты 2-3 до выполнения одного из условий: $J^{\rm H} J^{\rm C} < \delta$, #итер. $> N_{max}$.
- 5. Вывод результатов: О.

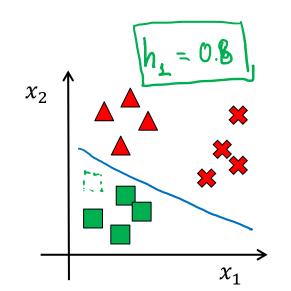
Классификация. Граница принятия решений / Classification. Decision boundary

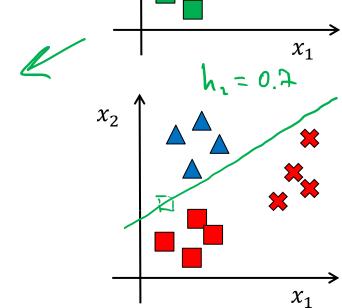


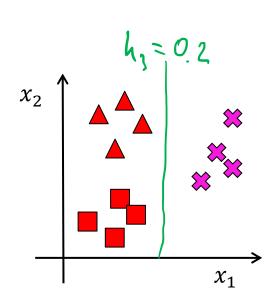
Многоклассовая классификация: один против всех / Multi-class classification: one-vs-all Основная идея: поиск наилучшей функциональной зависимости мультиарного (p-арного) множества $Y = (y_i)$, $Y \in \{1\ 2\ 3\ ...\ p\}$, от множества $X = (x_i)$, $X \in R$, (i=1...m) по критерию минимума некоторой функции качества $J(\Theta)$ путем последовательного решения "p" задач двухклассовой классификации (p > 2).

Пример. Диагноз: здоров, ОРВИ, грипп (3 класса). x_2

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} \\ \dots & \dots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ \dots \\ y^{(m)} \end{pmatrix} \end{pmatrix}, Y \in \{1\ 2\ 3\}.$$

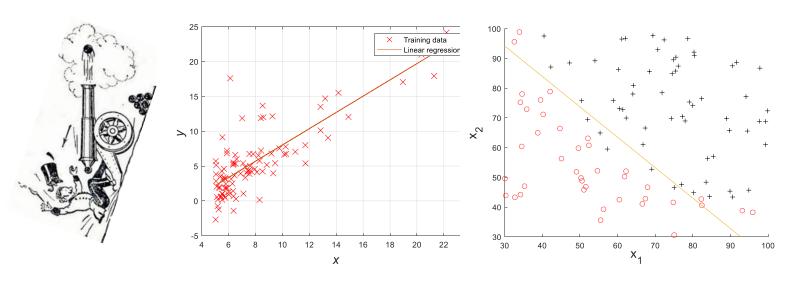


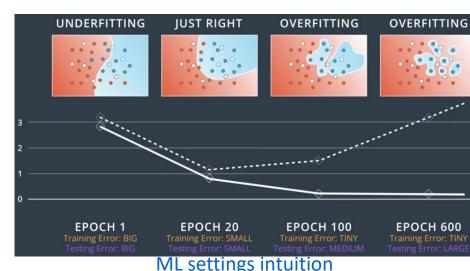




Лекция 1. Искусственный интеллект и основы машинного обучения (MO) / Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) basics

- 1. Область исследования и основные понятия / Terms
- 2. Линейная и полиномиальная регрессия / Linear and polynomial regression
- 3. Логистическая регрессия/ Logistic regression
- 4. Hастройка MO/ ML settings





Настройка моделей MO/ ML settings

Параметры модели определяются в ходе решения задачи МО. Например, в задачах регрессии параметрами являются компоненты матрицы Θ.

Гиперпараметры задаются пользователем, как правило не единственным образом, и их значения влияют на значения искомых параметров.

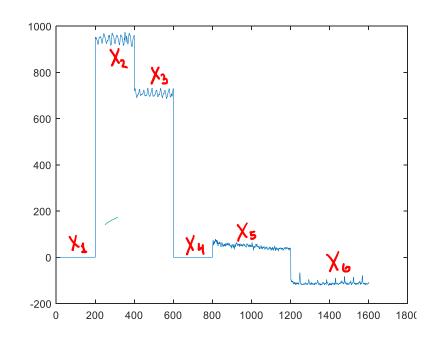
1. Масштабирование признаков / Feature Scaling

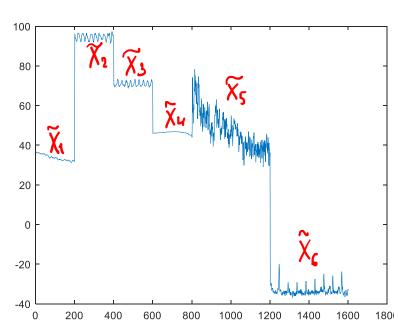


$$\longrightarrow$$

$$\widetilde{\chi}_{i} = \frac{\chi_{i}}{\max(\kappa_{i})}$$





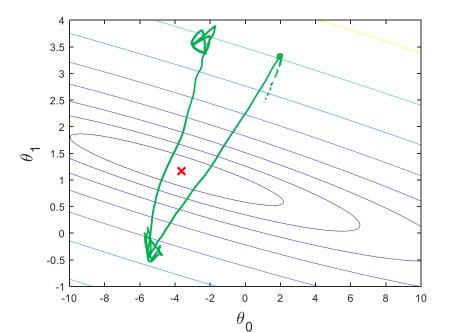


Hастройка моделей MO/ ML settings

Параметры модели определяются в ходе решения задачи МО. Например, в задачах регрессии параметрами являются компоненты матрицы Θ.

Гиперпараметры задаются пользователем, как правило не единственным образом, и их значения влияют на значения искомых параметров.

2. Скорость обучения α/ Learning rate



3. Погрешность δ и количество итераций N_{max} / Error and # of iterations

Настройка моделей MO/ ML settings

Параметры модели определяются в ходе решения задачи МО. Например, в задачах регрессии параметрами являются компоненты матрицы Θ .

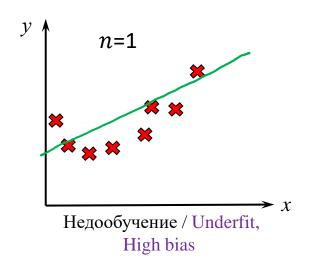
Гиперпараметры задаются пользователем, как правило не единственным образом, и их значения влияют на значения искомых параметров.

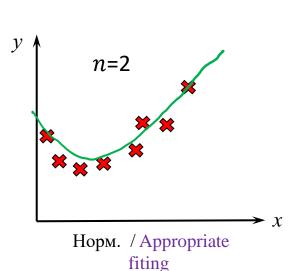
4. Регуляризация / Regularization

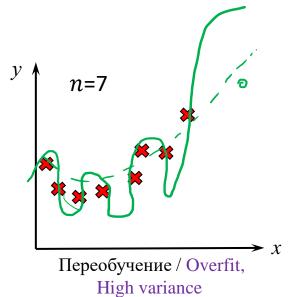
$$J(\theta_0, \theta_j) = \frac{1}{2m} \left[\sum_{i=1}^m \left(h^{(i)} - y^{(i)} \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2 \right] \Rightarrow \min.$$

$$h(\theta_0, \theta_j) = \theta_0 + \theta_k x^k,$$

(j, k = 1 ... n).







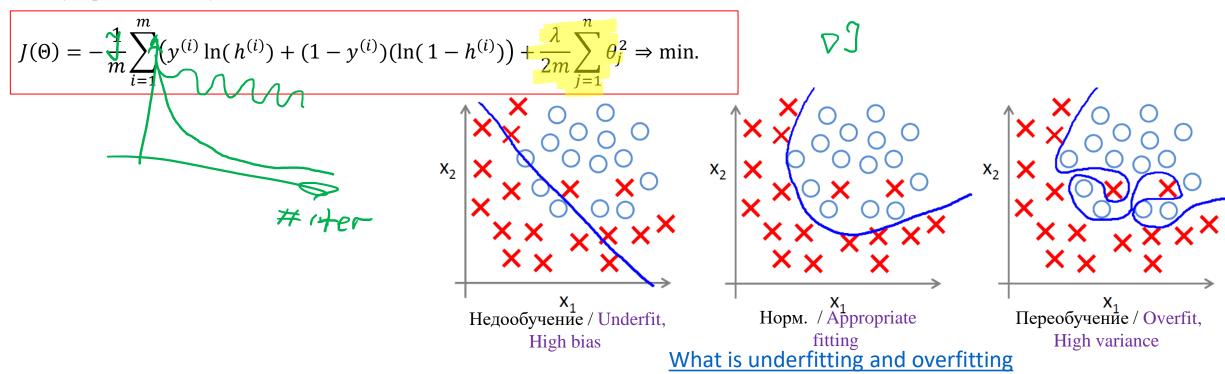
Hастройка моделей MO/ ML settings

Параметры модели определяются в ходе решения задачи МО. Например, в задачах регрессии параметрами являются компоненты матрицы Θ.

Гиперпараметры задаются пользователем, как правило не единственным образом, и их значения влияют на значения искомых параметров.



- 1. Масштабирование признаков / Feature Scaling
- 2. Скорость обучения а / Learning rate
- 3. Погрешность δ и количество итераций $N_{\rm max}$ / Error and # of iterations
- 4. Регуляризация / Regularization



Самостоятельная работа / Homework

Вопросы:

- 1. Почему не рекомендуется дифференцировать функции, полученные в результате регрессионного анализа данных?
- 2. Почему нельзя сокращать «d» в выражении «dy/dx»?
- 3. В каких случаях математическое ожидание не совпадает со средним арифметическим значением?
- 4. Каким образом можно улучшить метод градиентного спуска, чтобы находить с его помощью глобальные минимумы, вместо локальных?
- 5. Можно ли рассмотренные задачи линейной регрессии решить аналитически, без применения метода градиентного спуска?
- б. Почему при построении регрессионных моделей обычно не рекомендуется применение полиномов высоких степеней?