

N1.

$\square g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m, x \in \mathbb{R}^n$. Матрицей Якоби назыв. матрица

$$\frac{\partial g}{\partial x} = \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial g_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

Док-во:

1) если $a \in \mathbb{R}^n, x \in \mathbb{R}^n$, то $\frac{\partial (a^T x)}{\partial x} = a$

Док-во:

$$a^T x = [a_1 \dots a_n] \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = (a_1 x_1 + \dots + a_n x_n) = \sum_{i=1}^n a_i x_i$$

$$\forall j: \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\sum_{i=1}^n a_i x_i \right) = a_j \Rightarrow \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^n a_i x_i \right)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^n a_i x_i \right)}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^n a_i x_i \right)}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = a$$

#

2) если $A \in \mathbb{R}^{m \times n}, x \in \mathbb{R}^n$, то $\frac{\partial (Ax)}{\partial x} = A$

Док-во:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}; Ax = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} x_1 + \dots + a_{1n} x_n \\ \vdots \\ a_{m1} x_1 + \dots + a_{mn} x_n \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n a_{1i} x_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n a_{mi} x_i \end{pmatrix}$$

$$\forall j: \frac{\partial (Ax)}{\partial x_j} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\sum_{i=1}^n a_{1i} x_i \right) \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\sum_{i=1}^n a_{mi} x_i \right) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1j} \\ \vdots \\ a_{mj} \end{bmatrix} \downarrow$$

$$\frac{\partial (Ax)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial (\sum_{i=1}^n a_{1i} x_i)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial (\sum_{i=1}^n a_{1n} x_i)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial (\sum_{i=1}^n a_{m1} x_i)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial (\sum_{i=1}^n a_{mn} x_i)}{\partial x_n} \end{bmatrix} =$$

$$= \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} = A \quad \#$$

3) Если $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $x \in \mathbb{R}^n$, то $\frac{\partial (x^T A x)}{\partial x} = (A + A^T)x$,
в частности если $A^T = A$, то $\frac{\partial (x^T A x)}{\partial x} = 2Ax$

Доказ-во:

из (n2): $x^T A = \begin{pmatrix} a_{11} x_1 & \dots & a_{1n} x_1 \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} x_n & \dots & a_{nn} x_n \end{pmatrix} = T$

$Tx = \begin{pmatrix} a_{11} x_1^2 & \dots & a_{1n} x_n \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} x_n x_1 & \dots & a_{nn} x_n^2 \end{pmatrix} \rightarrow \frac{\partial (Tx)}{\partial x} = \begin{pmatrix} 2a_{11} x_1 & \dots & (a_{1n} + a_{n1}) x_n \\ \vdots & & \vdots \\ (a_{n1} + a_{1n}) x_1 & \dots & 2a_{nn} x_n \end{pmatrix} \quad 6$
 \parallel
 $(A^T + A)x$

Если $A^T = A$, то $A + A^T = 2A \quad \#$

4) Если $x \in \mathbb{R}^n$, то $\frac{\partial \|x\|^2}{\partial x} = 2x$

Доказ-во:

$\|x\|^2 = (x, x) = \sum x_i^2$

$$\frac{\partial (\sum x_i^2)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \sum x_i^2}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial \sum x_i^2}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2x_1 \\ \vdots \\ 2x_n \end{bmatrix} = 2x \quad \#$$

\parallel

5) Если g - скалярная ф-я и под $g(x)$ понимается применение ф-ии g к каждой компоненте вектора $x \in \mathbb{R}^n$, то

$$\frac{\partial g(x)}{\partial x} = \text{diag}(g'(x))$$

Док-во:

$$\begin{aligned} g(x) &= (g(x_1), \dots, g(x_n))^T \Rightarrow \frac{\partial g(x)}{\partial x} = \begin{pmatrix} g'_1(x_1) & \dots & g'_1(x_n) \\ \vdots & & \vdots \\ g'_n(x_1) & \dots & g'_n(x_n) \end{pmatrix} = \\ &= \begin{pmatrix} g'_1(x_1) & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & g'_n(x_n) \end{pmatrix} = \text{diag } g'(x) \quad \# \end{aligned}$$

6) Если $h: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, $g: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^p$, $x \in \mathbb{R}^n$, то $\frac{\partial g(h(x))}{\partial x} = \frac{\partial g(h(x))}{\partial h} \frac{\partial h(x)}{\partial x}$

Док-во:

$$\frac{\partial g(h(x))}{\partial x} = \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1(h(x))}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_1(h(x))}{\partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial g_p(h(x))}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_p(h(x))}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

$$\forall j: \frac{\partial g_j(h(x))}{\partial x_j} = \frac{\partial g_j(h(x))}{\partial h_1} \cdot \frac{\partial h_1(x)}{\partial x_j} + \frac{\partial g_j(h(x))}{\partial h_2} \cdot \frac{\partial h_2(x)}{\partial x_j} + \dots + \frac{\partial g_j(h(x))}{\partial h_m} \cdot \frac{\partial h_m(x)}{\partial x_j} \quad \#$$

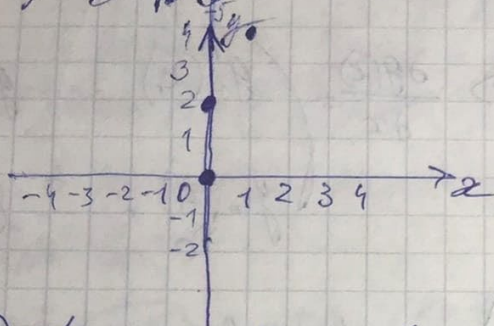
$$\begin{pmatrix} \frac{\partial g_1(h(x))}{\partial h_1} & \dots & \frac{\partial g_1(h(x))}{\partial h_m} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial g_p(h(x))}{\partial h_1} & \dots & \frac{\partial g_p(h(x))}{\partial h_m} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \frac{\partial h_1(x)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_m(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial h_1(x)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_m(x)}{\partial x_n} \end{pmatrix} = \frac{\partial g(h(x))}{\partial h(x)} \cdot \frac{\partial h(x)}{\partial x} \quad \#$$

№3.

Дана ограниченная выборка

$$\begin{array}{c|c|c|c|c|c} x & 1 & 1 & 0 & 0 & -1 \\ \hline y & 4 & 4 & 0 & 2 & 6 \end{array}$$

1) Изобразить точки.



2) Методом наим. квадратов построить модель вида $f(x) = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2$. Построить график

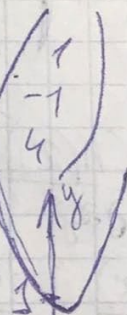
$$X^T = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad y = \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \\ 0 \\ 2 \\ 6 \end{pmatrix}$$

$$X^T X = \begin{pmatrix} 5 & 1 & 3 \\ 1 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 3 \end{pmatrix} \quad X^T y = \begin{pmatrix} 16 \\ 2 \\ 14 \end{pmatrix}$$

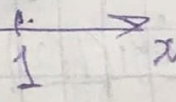
Решим сист. ур-ий $X^T X \beta = X^T y$

$$\begin{pmatrix} 5 & 1 & 3 \\ 1 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 3 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 16 \\ 2 \\ 14 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 4 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow f(x) = 1 - x + 4x^2$$

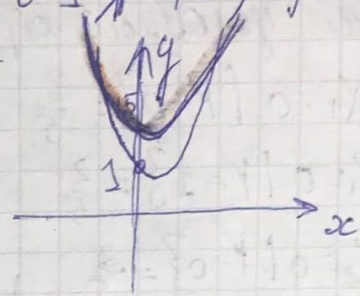


3) Построить модель регрессии
4 пар-ем $d=1$



$$x^T x + I = \begin{pmatrix} 6 & 1 & 3 \\ 1 & 4 & 1 \\ 3 & 1 & 4 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & -1/2 \\ 2 & 0 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 5/2 \end{pmatrix} \rightarrow B = \begin{pmatrix} 3/2 & -1/2 & 5/2 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow g(x) = 3/2 - 1/2x + 5/2x^2$$



Ng.

Дана следующая выборка:

x_1	0	1	0	2	2	2	4	3
x_2	-1	0	0	0	1	0	1	2
y	0	0	0	0	0	1	1	1

1) Методом линейного дискриминантного анализа для каждого класса построить дискриминантную ф-ю и задать у-е разделяющей пов-ти

• оценка вер-ти классов:

$$\hat{P}_0 \{Y=0\} = \frac{5}{8}, \quad \hat{P}_1 \{Y=1\} = \frac{3}{8}$$

Средние для классов:

$$\hat{\mu}_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \hat{\mu}_1 = \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Объекты распределены по нормал. закону:

$$p(x/y) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 \det Z_y}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_y)^T Z_y^{-1} (x-\mu_y)}$$

мат. ожид. в векторе
нр-е

$$\text{cov}(X_i, X_j) = E \underbrace{(x_i - E x_i)}_{\text{центрир}} (x_j - E x_j)$$

$\text{cov}(x_i, x_j)$ - дисперсия

мат ковариации для каждого класса:

$$\hat{\Sigma}_0 = \frac{1}{N_0 - 1} \sum_{y^{(i)}=0} (x^{(i)} - \hat{\mu}_0)(x^{(i)} - \hat{\mu}_0)^T = \frac{1}{5-1} \left(\begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix}^T + \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}^T + \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}^T + \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}^T \right) =$$

$$= \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 4 & 2 \\ 2 & 2 \end{pmatrix}$$

$$\hat{\Sigma}_1 = \frac{1}{N_1 - 1} \sum_{y^{(i)}=1} (x^{(i)} - \hat{\mu}_1)(x^{(i)} - \hat{\mu}_1)^T = \frac{1}{2} \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}^T + \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}^T + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}^T \right) =$$

$$= \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

Оценим матрицу ковариаций:

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{N-K} \sum_k \sum_{y^{(i)}=k} (x^{(i)} - \hat{\mu}_k)(x^{(i)} - \hat{\mu}_k)^T = \frac{1}{6} \left(\begin{pmatrix} 4 & 2 \\ 2 & 2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 3 \end{pmatrix} \right) =$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 2/3 \\ 2/3 & 5/6 \end{pmatrix}$$

$$\hat{\Sigma}_0^{-1} = \begin{pmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 4 \end{pmatrix}, \quad \hat{\Sigma}_1^{-1} = \begin{pmatrix} 4/3 & -2/3 \\ -2/3 & 4/3 \end{pmatrix}, \quad \hat{\Sigma}^{-1} = \begin{pmatrix} 8/5 & -6/5 \\ -6/5 & 12/5 \end{pmatrix}$$

Линейные дискриминантные ф-ции:

$$S_0(x) = x^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_0 - \frac{1}{2} \hat{\mu}_0^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_0 + \ln \hat{P} \{Y=0\} = (x_1, x_2) \begin{pmatrix} 8/5 & -6/5 \\ -6/5 & 12/5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} - \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 8/5 & -6/5 \\ -6/5 & 12/5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \ln \frac{5}{8} = \frac{8}{5} x_1 - \frac{6}{5} x_2 - \frac{4}{5} + \ln \frac{5}{8}$$

$$S_1(x) = x^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_1 - \frac{1}{2} \hat{\mu}_1^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_1 + \ln \hat{P} \{Y=1\} = (x_1, x_2) \begin{pmatrix} 8/5 & -6/5 \\ -6/5 & 12/5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix} - \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 3 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 8/5 & -6/5 \\ -6/5 & 12/5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix} + \ln \frac{3}{8} = \frac{48}{5} x_1 - \frac{6}{5} x_2 - \frac{24}{5} + \ln \frac{3}{8}$$

Разделяющая пов-сть - это предельная ф-ция:

$$S_0(x) = S_1(x) \Rightarrow 2x_1 - 4 + \ln \frac{3}{8} - \ln \frac{5}{8} = 0$$

2) Методом квадратичного дискриминационного анализа построить дискриминантные ф-ии. Изобразить точки и раздел. пов-ти.

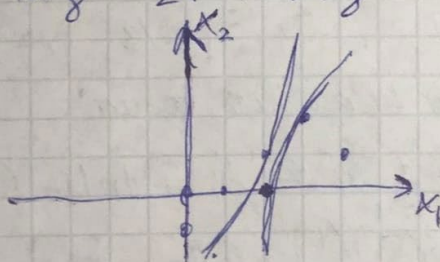
• Квадратич. дискриминантные ф-ии:

$$\begin{aligned} S_0(x) &= -\frac{1}{2} \ln \det \hat{\Sigma}_0 - \frac{1}{2} (x - \hat{\mu}_0)^T \hat{\Sigma}_0^{-1} (x - \hat{\mu}_0) + \ln P(Y=0) = \\ &= -\frac{1}{2} \ln 4 - \frac{1}{2} (x_1 - 1 \quad x_2) \begin{pmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 - 1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \ln \frac{5}{8} = \\ &= -\frac{1}{2} \ln 4 + \ln \frac{5}{8} - (x_1 - 1 \quad x_2) \begin{pmatrix} x_1 - 1 - x_2 \\ -x_1 + 1 + 2x_2 \end{pmatrix} = -\frac{1}{2} \ln 4 + \ln \frac{5}{8} - \\ &- ((x_1 - 1)(x_1 - x_2 - 1) + x_2(-x_1 + 2x_2 + 1)) = -\frac{1}{2} \ln 4 + \ln \frac{5}{8} - \\ &- (x_1^2 - 2x_1x_2 + 2x_2 - 2x_1 + 1 + 2x_2^2) = -(x_1 - 1)^2 - 2(x_2^2 - x_1x_2 + x_2) \end{aligned}$$

$$S_1(x) = -\frac{1}{6} (4x_1^2 + 4x_2^2 - 4x_1x_2 - 20x_1 + 4x_2 + 28) - \frac{1}{2} \ln \frac{12}{9} + \ln \frac{3}{8}$$

Разделяющ. пов-ти:

$$\begin{aligned} S_0(x) = S_1(x) &= \frac{1}{3} x_1^2 - \frac{4}{3} x_2^2 - \frac{4}{3} x_1x_2 + \frac{4}{3} x_1 + \frac{4}{3} x_2 - \frac{11}{3} - \\ &- \frac{1}{2} \ln \frac{4}{3} + \ln \frac{3}{8} + \frac{1}{2} \ln 4 - \ln \frac{5}{8} \end{aligned}$$



N15.

Дана следующая выборка:

x_1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0
x_2	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1
y	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1

Спом-ю байесовского классификатора
оценить вер-ти
 $P(Y=0; x_1=1, x_2=1)$ $P(Y=1; x_1=1, x_2=1)$

$$\hat{P}_r \{Y=0\} = \frac{1}{2}, \quad \hat{P}_r \{Y=1\} = \frac{1}{2}$$

Оценим условные вероятн:

$$\hat{P}_r \{X_1=0 | Y=0\} = \frac{3}{5}, \quad \hat{P}_r \{X_1=1 | Y=0\} = \frac{2}{5}$$

$$\hat{P}_r \{X_1=0 | Y=1\} = \frac{2}{5}, \quad \hat{P}_r \{X_1=1 | Y=1\} = \frac{3}{5}$$

$$\hat{P}_r \{X_2=0 | Y=0\} = \frac{3}{5}, \quad \hat{P}_r \{X_2=1 | Y=0\} = \frac{2}{5}$$

$$\hat{P}_r \{X_2=0 | Y=1\} = 0, \quad \hat{P}_r \{X_2=1 | Y=1\} = 1$$

$$Pr \{Y=0 | X_1=1, X_2=1\} = \frac{Pr \{X_1=1 | Y=0\} Pr \{X_2=1 | Y=0\} Pr \{Y=0\}}{Pr \{X_1=1, X_2=1\}}$$

$$= \frac{\frac{2}{5} \cdot \frac{3}{5} \cdot \frac{1}{2}}{\frac{3}{25} + \frac{1}{5}} = \frac{3}{8}$$

$$Pr \{Y=1 | X_1=1, X_2=1\} = \frac{Pr \{X_1=1 | Y=1\} Pr \{X_2=1 | Y=1\} Pr \{Y=1\}}{Pr \{X_1=1, X_2=1\}}$$

$$= \frac{5}{8}$$

Ответ: $\frac{3}{8}$ и $\frac{5}{8}$

Упрощенный ч.1.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^{(i)}$$

$W_k = V_0 + \angle(V_1, \dots, V_k)$ — k -мерное лин. многообразие

Будем искать V_0 как решение задачи minimize V_0 :

$$V_0 = \operatorname{argmin}_{a_0 \in \mathbb{R}^n} \left(\sum_{i=1}^N \operatorname{dist}^2(x_i, V_0) \right) = \operatorname{argmin}_{a_0 \in \mathbb{R}^n} \sqrt{\sum_{i=1}^N \|x^{(i)} - a_0\|^2} =$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^{(i)} = \bar{x}$$