

1

$$a) \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^2 - 2\bar{X}X_i + \bar{X}^2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - 2\bar{X} \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i + \frac{1}{n} \cdot n \bar{X}^2 = \bar{X}^2 - 2\bar{X} \cdot \bar{X} + \bar{X}^2 = \bar{X}^2 - \bar{X}^2 = 0$$

$= S^2$ , ч.т.д.

$$b) \text{ пусть } EX = m, \text{ тогда } E(S^2) \stackrel{\text{лог. л.д.}}{=} E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right) \stackrel{\text{зм, группировка}}{=} E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((X_i - m) - (\bar{X} - m))^2\right) =$$

$$= E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m)^2 - \frac{2}{n} (\bar{X} - m) \cdot \sum_{i=1}^n (X_i - m) + \frac{n}{n} (\bar{X} - m)^2\right) \quad \text{раскрыл скобки, вынес коэффициенты}$$

Заметим:  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m) = \bar{X} - \frac{1}{n} \cdot n m = \bar{X} - m \Rightarrow E(S^2) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m)^2 - (\bar{X} - m)^2\right) =$

$$= E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m)^2\right) - E((\bar{X} - m)^2) = E_1 - E_2$$

↑  
линейность мат. ожд.

$$E_1: E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m)^2\right) = \frac{1}{n} \cdot n E(X - m)^2 = E(X - m)^2 \stackrel{\text{определение дисперсии}}{=} \sigma^2$$

$$E_2: E(\bar{X} - m)^2 = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m)\right)^2 = E\left(\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n (X_i - m)^2 + \frac{2}{n^2} \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^n (X_i - m)(X_j - m)\right) \stackrel{\text{линейность мат. ожд.}}{=}$$

$$= \frac{1}{n} \cdot E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m)^2\right) + \frac{2}{n^2} \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^n E(X_i - m)(X_j - m) = \frac{1}{n} \sigma^2 + \frac{2}{n^2} \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^n E(X_i - m) E(X_j - m) = \frac{1}{n} \sigma^2$$

↑  
 $E_1$ , независимость  $X_i$  и  $X_j$        $E(X_i - m) = E(X_j - m) = 0$

Тогда  $E(S^2) = E_1 - E_2 = \sigma^2 - \frac{\sigma^2}{n} = \frac{n-1}{n} \sigma^2 < \sigma^2 \Rightarrow S^2$  - смещенная оценка  $\sigma^2$

2 оценка  $S^2$  - смещенная, по ранее доказанному (1.б). Исследуем оценку  $\frac{n}{n-1} S^2$ :

$$E\left(\frac{n}{n-1} S^2\right) \stackrel{\text{линейность мат. ожд.}}{=} \frac{n}{n-1} E S^2 \stackrel{\text{1.б}}{=} \frac{n}{n-1} \cdot \frac{n-1}{n} \sigma^2 = \sigma^2 \quad \forall \text{ значения параметра} \Rightarrow$$

$\Rightarrow \frac{n}{n-1} S^2$  - несмещенная оценка  $\sigma^2$

4 ф-ла байеса:  $P(y=k|x) = \frac{P(x|y=k) P(y=k)}{\sum_i P(x|y=i) P(y=i)}$ , в QDA\LDA:  $P(x|y=k) = (2\pi)^{d/2} \cdot |\Sigma_k|^{-1/2} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k)\right)$  (согласно открытой документации sklearn). Тогда:

LDA:  $\ln P(y=k|x) = -\frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_k) + \ln P(y=k) + C = Ax + B$ , где  $A = (\Sigma^{-1} \mu_k)^T$ ,  $B = -\frac{1}{2} \mu_k^T \Sigma^{-1} \mu_k + \ln P(y=k) + C$ , т.е. разделяющие поверхности линейны ( $\forall k \Sigma_k = \Sigma$ )

QDA:  $\ln P(y=k|x) = -\frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k) + \ln P(y=k) + C$  - по выше ф-ле видно, что

в общем случае  $\ln P(y=k|x)$  - некоторая квадратичная форма от  $x$ , т.е. разделяющие по-

верхности (в общем случае) квадратичны. Отметим, что LDA - частный случай QDA.

При  $d=2$  приведем примеры  $\mu_k, \Sigma_k, P(y=k)$ , чтобы разл. пов-ть QDA была:

1) гиперболой:  $\ln P(y=k|x) \sim (x - \mu_k)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_k)$ . Возьмем  $\mu = 0$ , матрицу  $\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$ . Тогда:



$$\dots \sim (x_1 \ x_2) \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = x_1^2 - x_2^2 = \text{const} \Rightarrow \text{поверхность: } \frac{x_1^2}{1^2} - \frac{x_2^2}{1^2} = \text{const}, \text{ гипербола}$$

2) ПАРАБОЛОИ: Аналогично,  $\dots \sim$

$$3) \text{ для II кривых: } \dots \sim (x_1 \ x_2) \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = x_1^2 = \text{const} \Rightarrow \text{пов-ть: } x_1 = \pm \text{const}, \text{ две прямые}$$

4) для X кривых:  $\dots \sim$