

**№1**

Нужно минимизировать функцию потерь

$$L = \sum_{i=1}^n (y - \tilde{y})^2,$$

моделируя данные постоянной величиной  $\tilde{y} = c$ . Значит,  $0 = \frac{dL}{d\tilde{y}} = -2 \sum_{i=1}^n (y - c)$ , то есть

$$c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y = \bar{y}.$$

Это и есть решение задачи.

**№3**

Нужно решить задачу на условный экстремум с набором функций связи  $Xw = y$ :

$$\begin{cases} L = w^T w + \lambda^T (Xw - y) \\ Xw = y \end{cases}$$

По необходимому условию:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 2w^T + \lambda^T X = 0 \rightarrow w = -\frac{1}{2} X^T \lambda$$

Гессиан функции Лагранжа оказался пропорционален единичной матрице:

$$\frac{\partial^2 L}{\partial w^i \partial w^j} = 2\mathbb{I}$$

Значит, будет минимум, как и положено.

$$XX^T \lambda = -2y \rightarrow \lambda = -2(XX^T)^{-1}y.$$

Наконец,

$$w = X^T (XX^T)^{-1}y.$$

И правда, получилось, что искомые коэффициенты выражаются через правую псевдообратную матрицу к  $X$ .

**№5**

Заметим, что распределение нормировано неправильно. Но мы сделаем правильно заменив  $A$  на  $A^{-1}$ :

$$\begin{aligned} \int_{\mathbb{R}^n} \frac{dy}{\sqrt{\det A (2\pi)^n}} \exp \left( -\frac{(\tilde{y} - y) A^{-1} (\tilde{y} - y)^T}{2} \right) &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{dx}{\sqrt{\det A (2\pi)^n}} \exp \left( -\frac{x^T A^{-1} x}{2} \right) = \\ &= \prod_{k=1}^n \int_{\mathbb{R}} \frac{dx}{\sqrt{(2\pi)^n \det A}} \exp -\frac{x_k^2 \lambda_k}{2} = 1 \end{aligned}$$

Далее

$$\langle \langle \tilde{y}_i, \tilde{y}_j \rangle \rangle = C \int_{\mathbb{R}^n} \exp \left( -\frac{(\tilde{y} - y)^T A^{-1} (\tilde{y} - y)}{2} \right) (\tilde{y}_i - y_i)(\tilde{y}_j - y_j) dy$$

Воспользуемся примечанием после замены  $Y = \tilde{y} - y$ :

$$\begin{aligned}
C \int dY \exp \left( -\frac{Y^T A^{-1} Y}{2} + J^T Y \right) &= \int dY \exp \left( -\frac{Y^T A^{-1} Y}{2} + J^T Y \right) = \\
&= C \det(S^{-1}) \int dY \exp \left( -\frac{Z^T Z - 2K^T S^T S Z + (S^T S K)^T (S^T S K)}{2} + \frac{(S^T S K)^T S^T S K}{2} \right) = \\
&= C \det(S^{-1}) \int dZ \exp \left( -\frac{(Z - S^T S K)^T (Z - S^T S K)}{2} \right) \exp \left( \frac{(S^T K)^T S^T K}{2} \right) = \\
&= \exp \left( \frac{J^T S^T S J}{2} \right) = \exp \left( \frac{J^T A J}{2} \right)
\end{aligned}$$

Учитывая явное выражение для интеграла и дифференцируя по компонентам  $i, j$  вектора  $J$  в нуле:

$$\langle \langle \tilde{y}_i, \tilde{y}_j \rangle \rangle = A_{ij}$$

Пишем формулы:  $w_a = ((X^T X)^{-1} X)_{ai} y_i = Q_{ai} y_i$ ,  $\tilde{w}_a = Q_{ai} \tilde{y}_i$  Т.к.  $\langle \langle w_a, w_b \rangle \rangle = \langle (w_a - \tilde{w}_a)(w_b - \tilde{w}_b) \rangle = Q_{ai} Q_{bj} A_{ij} = (Q A Q^T)_{ab}$ . В частности,  $\langle \langle w_a, w_a \rangle \rangle = \text{var}(w_a) = (Q A Q^T)_{aa}$  — дисперсия для коэффициентов. Далее в частном случае  $A = \text{diag}(a_1, \dots, a_n)$ ,  $y = w_1 x + w_0$ . Тогда

$$X = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix} \text{ и } X^T X = l \begin{pmatrix} \bar{x}^2 & \bar{x} \\ \bar{x} & 1 \end{pmatrix}, Q = (X^T X)^{-1} X = \frac{1}{l \text{var}(x)} \begin{pmatrix} x_1 - \bar{x} & \dots & x_l - \bar{x} \\ \bar{x}^2 - \bar{x} x_1 & \dots & \bar{x}^2 - \bar{x} x_l \end{pmatrix}$$

$$\text{var}(w_0) = (Q A Q^T)_{00} = \frac{1}{l(\text{var}(x))^2} \left( \overline{x_i^2 a_i^2} - 2\bar{x} \overline{x_i a_i^2} + \bar{x}^2 \overline{a_i^2} \right)$$

$$\text{var}(w_1) = (Q A Q^T)_{11} = \frac{1}{l(\text{var}(x))^2} \left( \overline{x^2 a_i^2} - 2\bar{x} \bar{x}^2 + \overline{x_i a_i^2} \right)$$

Видно, что просто напросто следует выбрать  $a_i = s_i^2$ .