

3. Правдоподобие для гауссовой вероятностной модели.

Пусть дана выборка точек на прямой $\{x_i\}$.

Максимизируйте правдоподобие (или его логарифм) в гауссовой вероятностной модели:

$$\prod_i p(x_i) \rightarrow \max_{\mu, \sigma} p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}.$$

Обозн. $p = \prod p(x_i) \rightarrow \ln p = \sum \left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} - \frac{1}{\sigma} (2 \ln 2 + \ln \pi) \right)$

$$\frac{\partial \ln p}{\partial \mu} = \sum \frac{(x_i - \mu)}{\sigma^2} = 0 \Rightarrow \bar{x} = \mu$$

$$\frac{\partial \ln p}{\partial \sigma} = \sum \left(\frac{(x_i - \mu)^2}{\sigma^3} - \frac{1}{\sigma} \right) = 0 \Rightarrow \overline{(x - \mu)^2} = \sigma^2 \quad \text{и т.д.}$$

4. Гауссовы интегралы для МНК.

На лекции обсуждался учет влияния систематической погрешности путем усреднения решения задачи МНК по гауссовому нормальному распределению для y -координат точек выборки: $\tilde{y}_i \sim \mathcal{N}(y_i, s^2)$, где погрешность по оси ординат считалась равной s . Обобщите этот вывод на случай, когда каждая точка имеет свою y -погрешность s_i . Для этого проведите усреднение по многомерному нормальному распределению для \tilde{y}_i с произвольной симметричной матрицей ковариации A^{-1} :

$$\tilde{y} \sim \frac{1}{(2\pi)^{N/2} (\det(A))^{1/2}} \exp \left(-\frac{(\tilde{y} - y)^T A^{-1} (\tilde{y} - y)}{2} \right), \quad (1)$$

где $y = (y_1 \dots y_N)^T$, а $\tilde{y} = (\tilde{y}_1 \dots \tilde{y}_N)^T$.

1. Покажите, что распределение (1) правильно нормировано. Указание: Выполните замену координат $\tilde{y} - y = Sz$, где матрица S диагонализует A .
2. Вычислите неприводимые парные корреляторы $\langle \tilde{y}_i \tilde{y}_j \rangle$, усредняя по распределению (1). Указание: Сделайте замену $\tilde{y} - y = Y$. Для вычисления гауссового интеграла с предэкспонентой вычислите интеграл $\int d^N Y \exp(-Y^T A^{-1} Y / 2 + J^T Y)$ и выполните дифференцирование по параметрам J_i (компоненты вектора J).

1) $y = (y_1, \dots, y_N)^T$
 $S^T A S = I$; $S \sim \text{orthogonal}$; $A \sim \text{symmetric}$

$\tilde{y} - y = Sz$, $\det S = \det S^T = 1 \Rightarrow \det A = \det I$

Тогда $\tilde{y} \sim \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sqrt{\det A^{-1}}} \exp \left(-\frac{(\tilde{y} - y)^T A^{-1} (\tilde{y} - y)}{2} \right) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sqrt{\det A^{-1}}} \exp \left(-\frac{z^T S^T A S z}{2} \right) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sqrt{\det A^{-1}}} \times$

$\times \exp \left(-\frac{z^T I z}{2} \right) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sqrt{\det A^{-1}}} \exp \left(-\frac{z^T I z}{2} \right) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2}} \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \exp \left(-\frac{z_i^2 \lambda_i}{2} \right)$

Тогда $\int \langle \dots \rangle = \frac{1}{(2\pi)^{N/2}} \cdot \prod_{i=1}^N \sqrt{\lambda_i} \cdot \frac{\sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\lambda_i}} = 1 \Rightarrow$ да, правильно нормировано

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

5. Систематические погрешности в МНК.

Выполните в условиях предыдущей задачи.

1. Оцените систематические погрешности параметров модели w_α , следуя вычислению, приведенному на лекции, и используя корреляторы, полученные в предыдущем пункте.
2. Запишите решение в частном случае диагональной матрицы $A = \text{diag}(A_1, \dots, A_N)$. Как следует выбирать величины A_i для моделирования y -погрешности i -ой точки, равной s_i ?

1) $\Delta w_\alpha \stackrel{\text{def}}{=} \langle \tilde{w}_\alpha, \tilde{w}_\alpha \rangle = \partial_\alpha \partial_\beta \langle \tilde{y}_i \tilde{y}_j \rangle = \langle \partial_\alpha \partial_\beta A \rangle_{\alpha\beta}$; $\partial = (X^T X)^{-1} X^T$

2) $A = \text{diag}(A_1, \dots, A_N)$
 $\partial \partial^T = (X^T X)^{-1} X^T X (X^T X)^{-1} = (X^T X)^{-1} \Rightarrow \Delta w_\alpha = (X^T X)^{-1}_{\alpha\alpha} A_i$

$\text{cov}(\tilde{y}_i, \tilde{y}_i) = A_i = S_i^2$

Итого $\Delta w_\alpha = (X^T X)^{-1}_{\alpha\alpha} S_i^2$; $\Delta_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sqrt{\frac{\langle y^2 \rangle - \langle y \rangle^2}{\langle x^2 \rangle - \langle x \rangle^2} - k^2}$

и т.д.

$$\text{unbiased } \hat{\sigma}_{\text{unb}}^2 = (X^T X)^{-1} S^2 \quad ; \quad \hat{\sigma}_k = \frac{1}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{y^T y - \hat{y}^T \hat{y}}{LX^2 - LX^2}} - R^2$$

$$y = XW = kx + b, \quad W = \begin{pmatrix} k \\ b \end{pmatrix}_{2 \times 1}; \quad \hat{\sigma}_b = \hat{\sigma} \sqrt{LX^2 - LX^2}^2$$

$$(X^T X)^{-1} = \frac{1}{nLX^2 - LX^2} \begin{pmatrix} n & -\sum x_i \\ -\sum x_i & \sum x_i^2 \end{pmatrix}$$

$\downarrow n^2 \hat{\sigma}^2 X$

$$\Delta \text{comp } W_k = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2 y}{\hat{\sigma}^2 X n}}^T, \quad \Delta W_b = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2 y \sum x_i^2}{n^2 \hat{\sigma}^2 X}}$$