

# Байесовский анализ, когда оцениваемый параметр является случайным нормальным процессом<sup>1</sup>

*Рассмотрена задача байесовского оценивания последовательности неизвестных средних значений  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots$  по имеющимся наблюдениям  $X_1, X_2, \dots, X_k, \dots$  в ситуации, когда наблюдения  $X_1, X_2, \dots, X_k$  подчиняются многомерному нормальному распределению с вектором средних  $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$  и известной ковариационной матрицей. Предполагается, что параметры  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots$  образуют гауссовский процесс. Доказывается сходимость (при  $k \rightarrow \infty$ ) ковариационных матриц частного апостериорного распределения последовательности параметров; подробно анализируется пример, в котором размерность наблюдений  $X_1, X_2, \dots, X_k, \dots$  полагается равной единице, а последовательность  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots$  образует гауссовский процесс авторегрессии первого порядка.*

**Ключевые слова:** асимптотическая ковариационная матрица, формула Байеса, гауссовский нормальный процесс, частное (маргинальное) апостериорное распределение.

## 1. Введение<sup>2</sup>

Предположим, что случайный вектор  $X_i, i = 1, 2, \dots$  генерируется некоторым многомерным распределением с соответствующей функцией правдоподобия  $L(\theta_i, X_i), X_i \in R^{n_i}, \theta_i \in R^{n_i}$  для всех  $i$ , где  $\theta_i$  — случайный вектор, имеющий априорное распределение  $p_i(\theta_i)$ . Также предположим, что для разных  $i$  не только сами  $\theta_i$ , но и их распределения  $p_i(\theta_i)$ , могут быть различными. Допустим, что  $X_1, X_2, \dots, X_k, \dots$  условно (по  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots$ ) независимы, и  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots$  есть случайный процесс с совместными априорными распределениями  $p_{\theta_1}, \dots, p_{\theta_1, \dots, \theta_k}, \dots$ .

Подобные задачи возникают на практике, когда  $i = 1, 2, \dots$  представляют моменты времени. В таком случае  $X_i$  будет случайным многомерным наблюдением из распределения, зависящего от неизвестного многомерного параметра  $\theta_i$ , который, в свою очередь, при байесовском подходе является случайной величиной. Естественно предположить, что различным моментам времени соответствуют различные значения  $\theta_i$ , которые, вообще говоря, могут быть взаимозависимыми и представлять собой реализацию некоторого случайного процесса. Как показывает пример гауссовского процесса авторегрессии первого порядка для  $\theta_i$ , приведенный в разделе 3, асимптотическая апостериорная оценка дисперсии  $\theta_i$  является более точной, чем при обычном (байесовском) подходе.

<sup>1</sup> Автор признателен профессору С. А. Айвазяну за внимательное прочтение рукописи и ценные замечания.

<sup>2</sup> Предполагается, что читатель знаком с основными положениями байесовской теории (например, в пределах (Айвазян, 2008) или (Де Гроот, 1974)).

Из взаимной условной независимости  $X_1, X_2, \dots, X_k$  следует, что совместное апостериорное распределение многомерного параметра  $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$  при заданных наблюдениях  $(X_1, X_2, \dots, X_k)$  определяется, в соответствии с формулой Байеса, соотношением

$$p_{\theta_1, \dots, \theta_k | X_1, \dots, X_k} \propto L(\theta_1; X_1) \cdot \dots \cdot L(\theta_k; X_k) \cdot p_{\theta_1, \dots, \theta_k}. \quad (1.1)$$

В частности, для  $i = 1$  имеем:

$$p_{\theta_1 | X_1} \propto L(\theta_1; X_1) \cdot p_{\theta_1}. \quad (1.2)$$

Естественно, возникает вопрос, можно ли считать  $\theta_1 | X_1, \dots, \theta_k | X_k, \dots$  случайным процессом с совместными распределениями, заданными формулой (1.1). Ответ, как это следует из примера (1.3), отрицательный. Дело в том, что распределения  $p_{\theta_1 | X_1}, \dots, p_{\theta_1, \dots, \theta_k | X_1, \dots, X_k}, \dots$  не являются согласованными, т. е. не удовлетворяют условию согласованности Колмогорова для частных (маргинальных) распределений (Боровков, 2009). Однако, в случае, когда  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots$  следуют гауссовскому процессу, соответствующие ковариационные матрицы сходятся. Другими словами, когда число наблюдений  $k \rightarrow \infty$ , мы получаем апостериорную информацию о ковариациях  $\text{cov}(\theta_i, \theta_j)$ , соответствующих наблюдаемым значениям  $X_1, X_2, \dots, X_k, \dots$  при любых  $i$  и  $j$ .

Поясним вышесказанное следующим примером. Предположим, что скалярная случайная величина определена как  $X_i \sim N(\theta_i, \sigma_X^2)$ ,  $i = 1, 2, \dots$ . Параметр  $\theta$  является процессом авторегрессии первого порядка  $AR(1)$ :

$$\theta_{i+1} = \rho\theta_i + e_{i+1}, \quad i = 1, 2, \dots, \quad (1.3)$$

где  $|\rho| < 1$ ,  $\rho \neq 0$ ,  $e_i \sim N(0, \sigma_e^2)$  — гауссовский белый шум. Из стационарности  $\theta$  следует, что  $E(\theta) = 0$ ,  $\sigma_\theta^2 = \sigma_e^2 / (1 - \rho^2)$ . Рассмотрим первые три члена временного ряда (1.3):  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ . Обратными к ковариационным матрицам распределений  $p_{\theta_1}, p_{\theta_1, \theta_2}, p_{\theta_1, \theta_2, \theta_3}$  будут, соответственно, матрицы (Айвазян, Иванова, 2007):

$$\Sigma_{\theta_1}^{-1} = [\sigma_\theta^{-2}], \quad \Sigma_{\theta_1, \theta_2}^{-1} = \sigma_e^{-2} \begin{bmatrix} 1 & -\rho \\ -\rho & 1 \end{bmatrix}, \quad \Sigma_{\theta_1, \theta_2, \theta_3}^{-1} = \sigma_e^{-2} \begin{bmatrix} 1 & -\rho & 0 \\ -\rho & 1 + \rho^2 & -\rho \\ 0 & -\rho & 1 \end{bmatrix}. \quad (1.4)$$

Так как

$$L(\theta_i, X_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_X}} e^{-\frac{(X_i - \theta_i)^2}{2\sigma_X^2}}, \quad (1.5)$$

то из формулы (1.1) следует:

$$\Sigma_1^{-1} = [(\sigma_\theta^{-2} + \sigma_X^{-2})], \quad \Sigma_2^{-1} = \sigma_e^{-2} \begin{bmatrix} 1 + c & -\rho \\ -\rho & 1 + c \end{bmatrix}, \quad \Sigma_3^{-1} = \sigma_e^{-2} \begin{bmatrix} 1 + c & -\rho & 0 \\ -\rho & 1 + \rho^2 + c & -\rho \\ 0 & -\rho & 1 + c \end{bmatrix}, \quad (1.6)$$

Байесовский анализ, когда оцениваемый параметр является случайным нормальным процессом

где  $\Sigma_1, \Sigma_2, \Sigma_3$  — ковариационные матрицы апостериорных распределений  $p_{\theta_1|X_1}$ ,  $p_{\theta_1, \theta_2|X_1, X_2}$ ,  $p_{\theta_1, \theta_2, \theta_3|X_1, X_2, X_3}$  и  $c = \sigma_e^2 \sigma_X^{-2}$ . Отсюда получаем<sup>3</sup>

$$\begin{aligned} \Sigma_1 &= \left[ \frac{\sigma_\theta^2 \sigma_X^2}{\sigma_\theta^2 + \sigma_X^2} \right], \quad \Sigma_2 = \frac{\sigma_e^2}{(1+c)^2 - \rho^2} \begin{bmatrix} 1+c & \rho \\ \rho & 1+c \end{bmatrix}, \\ \Sigma_3 &= \frac{\sigma_e^2}{\Delta} \begin{bmatrix} (1+c)^2 + \rho^2 c & & \\ & (1+c)^2 & \\ & & (1+c)^2 + \rho^2 c \end{bmatrix}, \end{aligned} \tag{1.7}$$

где  $\Delta$  — определитель матрицы  $\sigma_e^2 \Sigma_3^{-1}$ .

В частности, из (1.7) следует, что дисперсия  $\sigma_{\theta_1|X_1}^2 = \frac{\sigma_\theta^2 \sigma_X^2}{\sigma_\theta^2 + \sigma_X^2}$  апостериорного распределения  $p_{\theta_1|X_1}$  больше, чем соответствующая дисперсия

$$\sigma_{\theta_1|X_1, X_2}^2 = \frac{\sigma_e^2 (1+c)}{(1+c)^2 - \rho^2} \tag{1.8}$$

частного распределения  $\theta_1 | X_1, X_2$  по отношению к  $p_{\theta_1, \theta_2|X_1, X_2}$ . Тем самым показано, что распределения  $p_{\theta_1|X_1}$  и  $p_{\theta_1, \theta_2|X_1, X_2}$  не согласованы. Интересно также отметить, что апостериорный коэффициент корреляции

$$\rho_{\theta_1, \theta_2|X_1, X_2} = \frac{\rho}{1+c} \tag{1.9}$$

меньше, чем априорный коэффициент, равный  $\rho$ . Особый интерес представляет матрица  $\Sigma_3$ . Так как ее диагональные элементы не равны между собой, можно заключить, что апостериорное распределение  $p_{\theta_1, \theta_2, \theta_3|X_1, X_2, X_3}$  не является стационарным.

Мы продолжим апостериорный анализ процесса (1.3) в третьем разделе, где будут получены в явном виде элементы асимптотических ковариационных матриц апостериорных распределений оцениваемых параметров.

## 2. Гауссовские процессы

Предположим, что  $X_i \sim N(\theta_i, \Sigma_X)$ ,  $i = 1, 2, \dots$ , где  $\Sigma_X$  — известная (не зависящая от  $i$ ) ковариационная матрица порядка  $n$ . Пусть  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots$  — гауссовский процесс, т. е.  $\theta_i \sim N(\theta_i^0, \Sigma_{\theta_i})$ ,  $\theta_i^0$  — известный вектор из  $R^n$ ,  $\Sigma_{\theta_i}$  — известная ковариационная матрица порядка  $n$ ,  $i = 1, 2, \dots$ .  $\theta_i^0$  и  $\Sigma_{\theta_i}$  могут быть различными для разных  $i$ . Тогда совместное априорное распределение  $\theta_1, \dots, \theta_k$ :  $p_{\theta_1, \dots, \theta_k} = N(\theta^{0, k}, \Sigma_{\theta, k})$ , где вектор  $\theta^{0, k} = (\theta_1^0, \dots, \theta_k^0)$ ,  $\theta^{0, k} \in R^{kn}$ , и  $\Sigma_{\theta, k}$  — известная ковариационная матрица порядка  $kn$ ,  $k = 1, 2, \dots$ . Совместное апостериорное распределение  $\theta_1, \dots, \theta_k$  при заданных  $X_1, \dots, X_k$  определяется формулой

<sup>3</sup> Так как данный пример служит исключительно иллюстративным целям, при описании матрицы  $\Sigma_3$  мы ограничились лишь диагональными элементами, оставляя другие ячейки не заполненными.

$$P_{\theta_1, \dots, \theta_k | X_1, \dots, X_k} = N(Y^k, \Sigma_k), \tag{2.1}$$

где

$$Y^k = \Sigma_k (\Sigma_{X,k}^{-1} X^k + \Sigma_{\theta,k}^{-1} \theta^{0,k}), \tag{2.2}$$

$\Sigma_{X,k} = I_k \otimes \Sigma_X$  — матрица порядка  $kn$ , вдоль диагонали которой расположены  $k$  копий матрицы  $\Sigma_X$ , а остальные элементы — нули, вектор  $X^k = (X_1, \dots, X_k)$ ,  $X^k \in R^{kn}$ , и

$$\Sigma_k^{-1} = \Sigma_{X,k}^{-1} + \Sigma_{\theta,k}^{-1}. \tag{2.3}$$

Заметим, что апостериорная ковариационная матрица  $\Sigma_k$  не зависит от наблюдений  $X_1, \dots, X_k$ .

Формула (2.1) является многомерным аналогом известной в байесовском анализе формулы для случая, когда  $X$  и  $\theta$  — скаляры, а  $k = 1$  (Де Гроот, 1974):

$$Y = (\sigma_X^{-2} + \sigma_\theta^{-2})^{-1} (\sigma_X^{-2} X + \sigma_\theta^{-2} \theta^0), \quad \sigma^{-2} = \sigma_X^{-2} + \sigma_\theta^{-2}. \tag{2.4}$$

Доказательство формул (2.1)–(2.3) будет дано в Приложении 1<sup>4</sup>.

Рассмотрим распределения  $p_{\theta_1, \dots, \theta_k}, p_{\theta_1, \dots, \theta_{k_1}}, k_1 > k$ . Матрица  $Z_{\theta, k_1}$  получается из матрицы  $\Sigma_{\theta, k}$  добавлением  $(k_1 - k)n$  столбцов и строк снизу и справа от матрицы  $\Sigma_{\theta, k}$ .  $\Sigma_{\theta, k}$  соответствует ведущему главному минору  $Z_{\theta, k_1}$  порядка  $kn$ . Пусть  $Z_{k_1}^{(k)}$  будет подматрицей  $Z_{k_1}$ , соответствующей ее ведущему главному минору порядка  $kn$ .  $Z_{k_1}^{(k)}$  является ковариационной матрицей частного апостериорного распределения  $\theta_1, \dots, \theta_k | X_1, \dots, X_{k_1}$  по отношению к  $p_{\theta_1, \dots, \theta_{k_1}}$ . Следующие две леммы следуют из свойств положительно (неотрицательно) определенных матриц (Магнус, Нейдеккер, 2002, глава 1).

**Лемма 2.1.** *Справедливо неравенство:*

$$\Sigma_k \geq Z_{k_1}^{(k)}. \tag{2.5}$$

*Примечание.* Везде в дальнейшем неравенство  $A \geq B$  означает, что матрица  $A - B$  неотрицательно определена.

Смысл леммы 2.1 заключается в том, что, если  $k$  фиксировано, то при добавлении новых наблюдений мы получаем более (не менее) точную информацию о совместном апостериорном распределении  $\theta_1, \dots, \theta_k$ .

**Следствие.**  $\Sigma_k \geq Z_{k+1}^{(k)} \geq Z_{k+2}^{(k)} \geq \dots$

**Лемма 2.2.** *Пусть  $A_1 \geq A_2 \geq \dots \geq A_k \geq \dots$  — последовательность положительно определенных матриц одного и того же порядка  $t$ . Тогда существует предел  $\Sigma = \lim_{k \rightarrow \infty} A_k$ , где матрица  $\Sigma$  неотрицательно определена.*

Сформулируем главный результат, который является следствием лемм 2.1 и 2.2.

**Теорема.** *Для любого фиксированного  $k$  матрицы  $Z_{k_1}^{(k)}$  сходятся (при  $k_1 \rightarrow \infty$ ) к неотрицательно определенной матрице  $\Omega_k$  порядка  $k$ .*

<sup>4</sup> Заметим, что формулы, подобные (2.1)–(2.3), приводятся (без доказательства) в монографии (Berger, 1985).

### 3. Пример

Приступим к более детальному анализу примера стационарного априорного процесса, представленного в конце первого раздела. Напомним, что наблюдается скалярная случайная величина  $X_i \sim N(\theta_i, \sigma_X^2)$ ,  $i=1,2,\dots$ . Параметр  $\theta$  является процессом авторегрессии первого порядка  $AR(1)$ :

$$\theta_{i+1} = \rho\theta_i + e_{i+1}, \quad i=1,2,\dots, \tag{3.1}$$

где  $|\rho| < 1$ ,  $\rho \neq 0$ ,  $e_i \sim N(0, \sigma_e^2)$  — гауссовский белый шум,  $E(\theta) = 0$ ,  $\sigma_\theta^2 = \sigma_e^2 / (1 - \rho^2)$ .

Обратной к ковариационной матрице процесса (3.1) для  $\theta_1, \dots, \theta_k$  будет следующая матрица (Айвазян, Иванова, 2007):

$$\Sigma_{\theta,k}^{-1} = \sigma_e^{-2} \begin{bmatrix} 1 & -\rho & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 \\ -\rho & 1+\rho^2 & -\rho & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 \\ 0 & -\rho & 1+\rho^2 & -\rho & \dots & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & -\rho & 1+\rho^2 & -\rho & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & -\rho & 1+\rho^2 & -\rho \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 & -\rho & 1 \end{bmatrix}$$

Из (2.3) следует, что

$$\Sigma_k^{-1} = \sigma_X^{-2} I + \Sigma_{\theta,k}^{-1} = \sigma_e^{-2} c I + \Sigma_{\theta,k}^{-1}, \tag{3.2}$$

где  $I$  — единичная матрица порядка  $k$ ,

$$c = \sigma_e^2 \sigma_X^{-2}. \tag{3.3}$$

Из (3.2) получаем:

$$\Sigma_k^{-1} = \sigma_e^{-2} \begin{bmatrix} 1+c & -\rho & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 \\ -\rho & 1+\rho^2+c & -\rho & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 \\ 0 & -\rho & 1+\rho^2+c & -\rho & \dots & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & -\rho & 1+\rho^2+c & -\rho & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & -\rho & 1+\rho^2+c & -\rho \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 & -\rho & 1+c \end{bmatrix}. \tag{3.4}$$

Пусть  $z_{i,j}^{(k)}$  — элемент матрицы  $\Sigma_k$ . Из результатов раздела 2 следует, что существует

$$z_{i,j} = \lim_{k \rightarrow \infty} z_{i,j}^{(k)}. \quad (3.5)$$

**Лемма 3.1.** Рассмотрим асимптотическую апостериорную ковариационную матрицу

процесса (3.1)  $\Sigma = \begin{bmatrix} z_{1,1} & z_{1,2} & \dots \\ z_{2,1} & z_{2,2} & \dots \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}$ . Тогда:

а) 
$$z_{1,1}^{-1} = \sigma_e^{-2} \left( 1 + c - \frac{\rho^2}{x} \right), \quad (3.6)$$

где  $x = \frac{1 + \rho^2 + c + \sqrt{(1 + \rho^2 + c)^2 - 4\rho^2}}{2}$ ,  $1 + c < x < 1 + \rho^2 + c$ ;

б) при  $i > 1$

$$z_{i,i}^{-1} = z_{1,1}^{-1} \frac{x^{i-1}}{P_{i-1}}, \quad (3.7)$$

где  $P_{i-1}$  — ведущий главный минор матрицы  $\Sigma_k^{-1}$  ( $k > i - 1$ ) порядка  $(i - 1)$ ;

в)  $z_{i,i}^{-1}$ ,  $i = 1, 2, \dots$  является строго монотонно возрастающей последовательностью положительных чисел, т. е.

$$z_{1,1}^{-1} < z_{2,2}^{-1} < \dots < z_{i,i}^{-1} < \dots; \quad (3.8)$$

г) при  $j > i$

$$z_{i,j} = \frac{z_{1,1} \rho^{j-1}}{x^{j-1}}, \quad i = 1, \quad z_{i,j} = \frac{z_{1,1} P_{i-1} \rho^{j-i}}{x^{j-1}}, \quad i > 1. \quad (3.9)$$

*Примечание.* Из (3.8) следует, что  $\Sigma$  не является ковариационной матрицей для стационарного процесса.

Нетрудно показать, что  $\sigma_e^{-2} \left( 1 + c - \frac{\rho^2}{1+c} \right) \leq z_{1,1}^{-1} \leq \sigma_e^{-2} \left( 1 + c - \frac{\rho^2}{1+\rho^2+c} \right)$ , откуда следует  $\sigma_X^{-2} + \sigma_\theta^{-2} < z_{1,1}^{-1} < \sigma_X^{-2} + \sigma_e^{-2}$ .

Если сравнить последнее неравенство с (2.4), можно убедиться, что асимптотическое значение является более точным.

Наконец, изучим асимптотический апостериорный коэффициент корреляции между  $\theta_i$  и  $\theta_j$ :  $\rho'_{\theta_i, \theta_j} = z_{i,j} / \sqrt{z_{i,i} z_{j,j}}$ .

Следующая лемма легко следует из формул (3.7) и (3.9).

**Лемма 3.2.** Пусть  $j > i$ . Тогда

$$\rho'_{\theta_i, \theta_j} = P_{j-1}^{-1/2} \rho_1^{j-1}, \quad i = 1; \quad \rho'_{\theta_i, \theta_j} = P_{i-1}^{1/2} P_{j-1}^{-1/2} \rho_1^{j-i}, \quad i > 1, \quad (3.10)$$

где  $\rho_1 = \rho / \sqrt{x}$ .

Следствие.

$$\rho'_{\theta_i, \theta_j} < \rho_1^{|j-i|} < \rho^{1j-i}. \tag{3.11}$$

*Примечание.* Так как миноры  $P_1, P_2, \dots, P_{i-1}, P_i, \dots$  образуют строго возрастающую последовательность ( $1 < P_1 < P_2 < \dots < P_{i-1} < P_i < \dots$ ), то из формул (3.10) и (3.11) следует, что асимптотический апостериорный коэффициент корреляции меньше и сходится к нулю быстрее (при  $|i - j| \rightarrow \infty$ ), чем соответствующий априорный коэффициент.

### Приложение 1 Доказательство формул (2.1)–(2.3)

Из формулы (1.1) следует, что

$$\begin{aligned} p_{\theta_1, \dots, \theta_k | X_1, \dots, X_k} &\propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \sum (\theta_i - X_i)' \Sigma_X^{-1} (\theta_i - X_i) + (\theta^k - \theta^{0,k})' \Sigma_{\theta,k}^{-1} (\theta^k - \theta^{0,k}) \right] \right\} \\ &\propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ (\theta^k - X^k)' \Sigma_{X,k}^{-1} (\theta^k - X^k) + (\theta^k - \theta^{0,k})' \Sigma_{\theta,k}^{-1} (\theta^k - \theta^{0,k}) \right] \right\} \\ &\propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ (\theta^k)' (\Sigma_{X,k}^{-1} + \Sigma_{\theta,k}^{-1}) \theta^k - 2(\theta^k)' (\Sigma_{X,k}^{-1} X^k + \Sigma_{\theta,k}^{-1} \theta^{0,k}) \right] \right\} \\ &\propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ (\theta^k)' \Sigma_k^{-1} \theta^k - 2(\theta^k)' \Sigma_k^{-1} \Sigma_k (\Sigma_{X,k}^{-1} X^k + \Sigma_{\theta,k}^{-1} \theta^{0,k}) \right] \right\} \\ &\propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ (\theta^k - Y^k)' \Sigma_k^{-1} (\theta^k - Y^k) \right] \right\}, \end{aligned}$$

где  $\Sigma_k^{-1} = \Sigma_{X,k}^{-1} + \Sigma_{\theta,k}^{-1}$ ,  $Y^k = \Sigma_k (\Sigma_{X,k}^{-1} X^k + \Sigma_{\theta,k}^{-1} \theta^{0,k})$ .

### Приложение 2 Доказательство результатов раздела 2

*Доказательство леммы 2.1*

Матрица  $Z_{\theta, k_1}$  может быть записана в виде

$$Z_{\theta, k_1} = \begin{bmatrix} Z_{\theta, k} & Z_{12} \\ Z_{21} & Z_{22} \end{bmatrix}. \tag{П2.1}$$

Запишем

$$Z_{\theta, k_1}^{-1} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \tag{П2.2}$$

и

$$Z_{k_1}^{-1} = \begin{bmatrix} A'_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A'_{22} \end{bmatrix}. \tag{П2.3}$$

Из (2.3) следует, что

$$A'_{11} = A_{11} + \Sigma_{X,k}^{-1}, \quad A'_{22} = A_{22} + \Sigma_{X,k_1-k}^{-1}, \quad (П2.4)$$

где  $\Sigma_{X,k} = I_k \otimes \Sigma_X$ .

Рассмотрим матрицу:

$$Z_{k_1} = \begin{bmatrix} Z_{k_1}^{(k)} & Z'_{12} \\ Z'_{21} & Z'_{22} \end{bmatrix}. \quad (П2.5)$$

Покажем, что

$$Z_{k_1}^{(k)} \leq \Sigma_k. \quad (П2.6)$$

Достаточно доказать, что

$$\Sigma_k^{-1} \leq (Z_{k_1}^{(k)})^{-1}. \quad (П2.7)$$

Используем следующее представление для  $(Z_{k_1}^{(k)})^{-1}$ :

$$(Z_{k_1}^{(k)})^{-1} = -A_{12} (A'_{22})^{-1} A_{21} + A'_{11}. \quad (П2.8)$$

Подставив (П2.4) в (П2.8), получаем

$$(Z_{k_1}^{(k)})^{-1} = -A_{12} (A_{22} + \Sigma_{X,k_1-k}^{-1})^{-1} A_{21} + A_{11} + \Sigma_{X,k}^{-1}. \quad (П2.9)$$

Так как

$$\Sigma_{\theta,k}^{-1} = -A_{12} A_{22}^{-1} A_{21} + A_{11}, \quad (П2.10)$$

то из (2.3) получаем

$$\Sigma_k^{-1} = \Sigma_{X,k}^{-1} + \Sigma_{\theta,k}^{-1} = \Sigma_{X,k}^{-1} - A_{12} A_{22}^{-1} A_{21} + A_{11}. \quad (П2.11)$$

Рассмотрим разность  $(Z_{k_1}^{(k)})^{-1} - \Sigma_k^{-1}$ . Из (П2.9) и (П2.11) следует, что

$$(Z_{k_1}^{(k)})^{-1} - \Sigma_k^{-1} = -A_{12} (A_{22} + \Sigma_{X,k_1-k}^{-1})^{-1} A_{21} + A_{12} A_{22}^{-1} A_{21} = A_{12} [A_{22}^{-1} - (A_{22} + \Sigma_{X,k_1-k}^{-1})^{-1}] A_{21}. \quad (П2.12)$$

С другой стороны,

$$A_{22} + \Sigma_{X,k_1-k}^{-1} > A_{22} \Rightarrow A_{22}^{-1} > (A_{22} + \Sigma_{X,k_1-k}^{-1})^{-1}. \quad (П2.13)$$

Так как  $(A_{12})' = A_{21}$ , то из (П2.12) и (П2.13) следует, что  $(Z_{k_1}^{(k)})^{-1} - \Sigma_k^{-1}$  является неотрицательно определенной матрицей.

### Доказательство леммы 2.2

Сначала покажем, что абсолютные значения элементов всех матриц ограничены константой  $C$ . Так как диагональные элементы матрицы  $A_k$  не превосходят соответствующих элементов матрицы  $A_1$ , то они ограничены наибольшим диагональным элементом  $A_1$ . С другой стороны, для любого элемента  $a_{ij}$  матрицы  $A_k$  выполняется неравенство  $a_{ij}^2 \leq a_{ii} a_{jj}$ .

Отсюда следует, что последовательность  $A_1, A_2, \dots, A_k, \dots$  содержит сходящуюся подпоследовательность. Ее пределом будет неотрицательно определенная матрица. Достаточно показать, что, если  $A_{m_1}, A_{m_2}, \dots, A_{m_k}, \dots$  и  $A_{n_1}, A_{n_2}, \dots, A_{n_k}, \dots$  — две сходящиеся подпоследовательности из  $A_1, A_2, \dots, A_k, \dots$ , то их пределы совпадают. Обозначим соответствующие пределы как  $A'$  и  $A''$  и рассмотрим подпоследовательность  $A_{l_1}, A_{l_2}, \dots, A_{l_k}, \dots$  последовательности  $A_{m_1}, A_{m_2}, \dots, A_{m_k}, \dots$ , так чтобы  $l_k > n_k$  для любого  $k$ . Тогда подпоследовательность  $A_{l_1}, A_{l_2}, \dots, A_{l_k}, \dots$  также сходится к  $A'$ . Поскольку  $A_{l_k} \geq A_{n_k}$  для любого  $k$ , то матрица  $A' - A''$  неотрицательно определенная. Из тех же соображений можно заключить, что матрица  $A'' - A'$  также неотрицательно определенная. Отсюда следует, что  $A' = A''$ .

### Приложение 3 Доказательство результатов раздела 3<sup>5</sup>

а) Доказательство формулы (3.6).

Пусть  $D_k$  обозначает определитель матрицы  $\sigma_e^2 \Sigma_k^{-1}$  в (3.4), и  $P_m$  ( $m < k$ ) — ведущий главный минор  $\sigma_e^2 \Sigma_k^{-1}$ . Величины  $D_k$  и  $P_m$  — положительные числа, т. к.  $\Sigma_k^{-1}$  — положительно определенная матрица. Поскольку  $\sigma_e^2 \Sigma_k^{-1}$  является матрицей с центральной симметрией, то  $P_i$  будет главным минором, соответствующим подматрице, полученной из  $\sigma_e^2 \Sigma_k^{-1}$  вычеркиванием ее первых  $(k - m)$  столбцов и строк. Для вычисления определителей можно применить формулу Лапласа, сначала для первой строки  $\sigma_e^2 \Sigma_k^{-1}$ , а затем для первого столбца подматрицы  $\sigma_e^2 \Sigma_k^{-1}$ , соответствующей минору  $M_{1,2}$ . Таким образом, получим

$$D_k = (1 + c)P_{k-1} - \rho^2 P_{k-2}. \tag{ПЗ.1}$$

Аналогично, получается следующая рекуррентная формула:

$$P_m = (1 + \rho^2 + c)P_{m-1} - \rho^2 P_{m-2}, \quad 2 < m < k. \tag{ПЗ.2}$$

Следующие две формулы потребуются в дальнейшем

$$P_1 = |1 + c| = 1 + c, \quad P_2 = \begin{vmatrix} 1 + c & -\rho \\ -\rho & 1 + \rho^2 + c \end{vmatrix} = (1 + c)^2 + \rho^2 c. \tag{ПЗ.3}$$

**Лемма ПЗ.1.** При  $m > 1$

$$1 + c < \frac{P_m}{P_{m-1}} < 1 + \rho^2 + c. \tag{ПЗ.4}$$

*Доказательство* проведем методом индукции. Из (ПЗ.3) следует, что (ПЗ.4) верно для  $m=2$  (напомним, что  $c = \sigma_e^2 \sigma_X^{-2} > 0$ ). По индукции из (ПЗ.4) следует, что

$$\frac{P_{m-2}}{P_{m-1}} < 1. \tag{ПЗ.5}$$

<sup>5</sup> Для краткости доказательства результатов третьего раздела приведены в сокращенном виде.

Из (ПЗ.2) получаем

$$\frac{P_m}{P_{m-1}} = 1 + \rho^2 + c - \rho^2 \frac{P_{m-2}}{P_{m-1}}. \quad (\text{ПЗ.6})$$

Таким образом, (ПЗ.4) следует из (ПЗ.5) и (ПЗ.6).

**Следствие.** Ведущие главные миноры матрицы  $\sigma_e^2 \Sigma_k^{-1}$  образуют возрастающую последовательность, т. е.  $1 < P_1 < P_2 < \dots < P_{i-1} < P_i < \dots$ .

Доказательство следует из (ПЗ.3) и (ПЗ.4).

**Лемма ПЗ.2.**

$$1 + c - \frac{\rho^2}{1 + c} < \frac{D_k}{P_{k-1}} < 1 + c - \frac{\rho^2}{1 + \rho^2 + c}. \quad (\text{ПЗ.7})$$

*Доказательство.* Из (ПЗ.1) следует, что

$$\frac{D_k}{P_{k-1}} = 1 + c - \rho^2 \frac{P_{k-2}}{P_{k-1}}. \quad (\text{ПЗ.8})$$

Таким образом, (ПЗ.7) следует из (ПЗ.4) и (ПЗ.8).

**Лемма ПЗ.3.**

$$\sigma_e^{-2} \left( 1 + c - \frac{\rho^2}{1 + c} \right) \leq z_{1,1}^{-1} \leq \sigma_e^{-2} \left( 1 + c - \frac{\rho^2}{1 + \rho^2 + c} \right). \quad (\text{ПЗ.9})$$

*Доказательство.* Из результатов, полученных во втором разделе, следует, что существует

$$z_{1,1} = \lim z_{1,1}^{(k)} = \lim \sigma_e^2 \frac{P_{k-1}}{D_k}. \quad (\text{ПЗ.10})$$

Лемма теперь следует из (ПЗ.7).

**Следствие 1.**  $z_{1,1}$  — положительное число.

**Следствие 2.**

$$\sigma_X^{-2} + \sigma_\theta^{-2} < z_{1,1}^{-1} < \sigma_X^{-2} + \sigma_e^{-2}. \quad (\text{ПЗ.11})$$

*Доказательство.* Правое неравенство в (ПЗ.11) следует из (ПЗ.9). Чтобы доказать левое неравенство, заметим, что

$$\sigma_\theta^{-2} = \sigma_e^{-2} (1 - \rho^2). \quad (\text{ПЗ.12})$$

С помощью элементарных преобразований получаем

$$\sigma_X^{-2} + \sigma_e^{-2} (1 - \rho^2) < \sigma_e^{-2} \left( 1 + c - \frac{\rho^2}{1 + c} \right).$$

**Лемма ПЗ.4.**  $\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{P_{k-1}}{P_{k-2}} = x$ , где  $x$  — больший корень квадратного уравнения

$$x^2 - (1 + \rho^2 + c)x + \rho^2 = 0, \text{ т. е. } x = \frac{1 + \rho^2 + c + \sqrt{(1 + \rho^2 + c)^2 - 4\rho^2}}{2}. \quad (\text{ПЗ.13})$$

*Доказательство.* Из (ПЗ.8), (ПЗ.10) и следствия 1 к лемме ПЗ.3 следует, что существует  $y = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{P_{k-2}}{P_{k-1}}$ . Из леммы ПЗ.1 заключаем, что  $y > 0$ . Пусть  $x = y^{-1}$ . Перейдя к пределам в обеих частях (ПЗ.6), получим квадратное уравнение:

$$x^2 - (1 + \rho^2 + c)x + \rho^2 = 0. \quad (\text{ПЗ.14})$$

Поскольку дискриминант  $\Delta = (1 + \rho^2 + c)^2 - 4\rho^2 > 0$ , уравнение имеет два действительных корня. Из (ПЗ.4) следует, что  $x \geq 1 + c$ . Легко проверить, что меньший корень уравнения (ПЗ.14) будет меньше, чем  $1 + c$ .

**Следствие.**

$$1 + c < x < 1 + \rho^2 + c. \quad (\text{ПЗ.15})$$

Заметим, что нельзя получить строгие неравенства в (ПЗ.15), просто взяв пределы в обеих частях формулы (ПЗ.4). Однако, переходя к пределам в обеих частях (ПЗ.8) и применив (ПЗ.10), получим

$$z_{1,1}^{-1} = \sigma_e^{-2} \left( 1 + c - \frac{\rho^2}{x} \right). \quad (\text{ПЗ.16})$$

б) *Доказательство формулы (3.7)*

Прежде всего, заметим, что из (3.4) следует

$$z_{i,i}^{(k)} = \sigma_e^2 \frac{M_{i,i}}{D_k} = \sigma_e^2 \frac{P_{i-1} P_{k-i}}{D_k}, \quad i > 1. \quad (\text{ПЗ.17})$$

Таким образом, из (ПЗ.10) и (ПЗ.17) получаем

$$\frac{z_{1,1}}{z_{2,2}} = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{P_{k-1}}{D_k} \cdot \frac{D_k}{P_1 P_{k-2}} = \frac{x}{P_1} \quad (\text{ПЗ.18})$$

и

$$\frac{z_{i-1,i-1}}{z_{i,i}} = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{P_{i-2} P_{k-(i-1)}}{D_k} \cdot \frac{D_k}{P_{i-1} P_{k-i}} = \frac{x P_{i-2}}{P_{i-1}}, \quad i > 2. \quad (\text{ПЗ.19})$$

Запишем

$$\frac{z_{1,1}}{z_{i,i}} = \frac{z_{1,1}}{z_{2,2}} \cdot \frac{z_{2,2}}{z_{3,3}} \cdot \dots \cdot \frac{z_{i-1,i-1}}{z_{i,i}} = \frac{x}{P_1} \cdot \frac{x P_1}{P_2} \cdot \dots \cdot \frac{x P_{i-2}}{P_{i-1}} = \frac{x^{i-1}}{P_{i-1}}.$$

Окончательно имеем

$$z_{i,i}^{-1} = z_{1,1}^{-1} \frac{x^{i-1}}{P_{i-1}}. \quad (\text{ПЗ.20})$$

**Следствие.** Для любого  $i \geq 1$ ,  $z_{i,i}$  — положительное число.



