

Второе задание

Хохлов Алексей

28 марта 2019 г.

1 Проекция на шар

Если $\|\mathbf{a}\|_2 \leq 1$, то, очевидно, проекция $\mathbf{p} = \mathbf{a}$.

Если же $\|\mathbf{a}\|_2 > 1$, очевидно, что искомая точка — точка пересечения прямой, соединяющей центр сферы и \mathbf{a} , с поверхностью единичной сферы. Другими словами, искомая точка $\mathbf{p} = \frac{\mathbf{a}}{\|\mathbf{a}\|_2}$. Чтобы доказать это, покажем, что $\forall \mathbf{x} \in \mathbf{X}$ верно $\|\mathbf{a} - \mathbf{x}\|_2 \geq \|\mathbf{a} - \mathbf{p}\|_2$.

Для правой стороны неравенства

$$\|\mathbf{a} - \mathbf{p}\|_2 = \left\| \mathbf{a} - \frac{\mathbf{a}}{\|\mathbf{a}\|_2} \right\|_2 = \left(1 - \frac{1}{\|\mathbf{a}\|_2}\right) \|\mathbf{a}\|_2 = \|\mathbf{a}\|_2 - 1 \quad (1.1)$$

Для левой стороны неравенства

$$\|\mathbf{a} - \mathbf{x}\|_2 \geq \|\mathbf{a}\|_2 - \|\mathbf{x}\|_2 \geq \|\mathbf{a}\|_2 - 1 = \|\mathbf{a} - \mathbf{p}\|_2 \quad (1.2)$$

Видим, что для любой точки в единичном шаре точка $\mathbf{p} = \frac{\mathbf{a}}{\|\mathbf{a}\|_2}$ является решением задачи

$$\|\mathbf{a} - \mathbf{x}\|_2 \rightarrow \min \quad (1.3)$$

2 Минимизация скалярного произведения

Искомая точка

$$p_i = \begin{cases} 1, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases} \quad (2.1)$$

$$(2.2)$$

где k — такая, что $c_k = \min(c_1, c_2, \dots, c_n)$. Докажем это.

Поскольку $c_k \leq c_i$ для любого i , то $c_k x_i \leq c_i x_i$. Значит, что

$$\langle \mathbf{c}, \mathbf{p} \rangle = c_k = c_k \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n c_k x_i \leq \sum_{i=1}^n c_i x_i = \langle \mathbf{c}, \mathbf{x} \rangle \quad (2.3)$$

3 Максимизация функции правдоподобия

В решении использованы формулы

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{A}} (\text{tr}(\mathbf{A}^{-1} \mathbf{B})) = -(\mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} \mathbf{A}^{-1})^T \quad (3.1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{A}} \det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{A}) \mathbf{A}^{-T} \quad (3.2)$$

$$\text{tr}(\mathbf{ABC}) = \text{tr}(\mathbf{BCA}) \quad (3.3)$$

3.1

Разложим функцию на слагаемые

$$f = \frac{m}{2} \log \det \Sigma + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) = f_1 + f_2 \quad (3.4)$$

Найдем производные слагаемых по Σ .

Для первого слагаемого воспользуемся (3.2)

$$\frac{\partial}{\partial \Sigma} f_1 = \frac{m}{2} \frac{1}{\det \Sigma} \det(\Sigma) \Sigma^{-T} = \frac{m}{2} \Sigma^{-T} \quad (3.5)$$

Для второго слагаемого воспользуемся (3.3) и (3.1).

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \Sigma} f_2 &= \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \Sigma} \text{tr} \left(\sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \right) = \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \Sigma} \text{tr} \left(\Sigma^{-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \right) = \\ &= -\frac{1}{2} \left(\Sigma^{-1} \left(\sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \right) \Sigma^{-1} \right)^T = -\frac{1}{2} \Sigma^{-T} \left(\sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \right)^T \Sigma^{-T} \end{aligned} \quad (3.6)$$

Приравняем производную функции к нулю

$$\frac{m}{2} \Sigma^{-T} - \frac{1}{2} \Sigma^{-T} \left(\sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \right)^T \Sigma^{-T} = 0 \quad (3.7)$$

Умножив на Σ и транспонировав, получим

$$\Sigma = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (3.8)$$

3.2

Докажем формулу (3.1). Во-первых, из $\mathbf{A}\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{E}$ следует

$$\frac{\partial}{\partial a_{pq}} \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} a_{jk} = \sum_{j=1}^n \frac{\partial \tilde{a}_{ij}}{\partial a_{pq}} a_{jk} + \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} \frac{\partial a_{jk}}{\partial a_{pq}} = 0 \quad (3.9)$$

Домножая справа на обратную матрицу, получим

$$\frac{\partial \tilde{a}_{ij}}{\partial a_{pq}} = - \sum_{k=1}^n \sum_{m=1}^n \tilde{a}_{im} \frac{\partial a_{mk}}{\partial a_{pq}} \tilde{a}_{kj} = -\tilde{a}_{ip} \tilde{a}_{qj} \quad (3.10)$$

Раскроем теперь производную следа

$$\frac{\partial}{\partial a_{pq}} (\text{tr}(\mathbf{A}^{-1} \mathbf{B})) = \frac{\partial}{\partial a_{pq}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} b_{ji} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial \tilde{a}_{ij}}{\partial a_{pq}} b_{ji} \quad (3.11)$$

Подставляя значение производной из (3.10)

$$\frac{\partial}{\partial a_{pq}} (\text{tr}(\mathbf{A}^{-1} \mathbf{B})) = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ip} \tilde{a}_{qj} b_{ji} = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{pi}^T b_{ij}^T \tilde{a}_{jq}^T \quad (3.12)$$

получим в матричном виде искомую формулу (3.1).

4 Парабола

$(x - 3)(x - 1) \leq 0$ — задача оптимизации решается на множестве $Q = [1; 3]$

4.1 а

$\frac{\partial}{\partial x}(x^2 + 1) = 2x > 0$, $\frac{\partial^2}{\partial x^2}(x^2 + 1) = 1 > 0$ — функция строго возрастающая на отрезке $[1; 3]$. Значит, минимальное значение достигается в точке $x = 1$.

$$\min_{x \in Q}(x^2 + 1) = x^2 + 1|_{x=1} = 2 \quad (4.1)$$

4.2 б

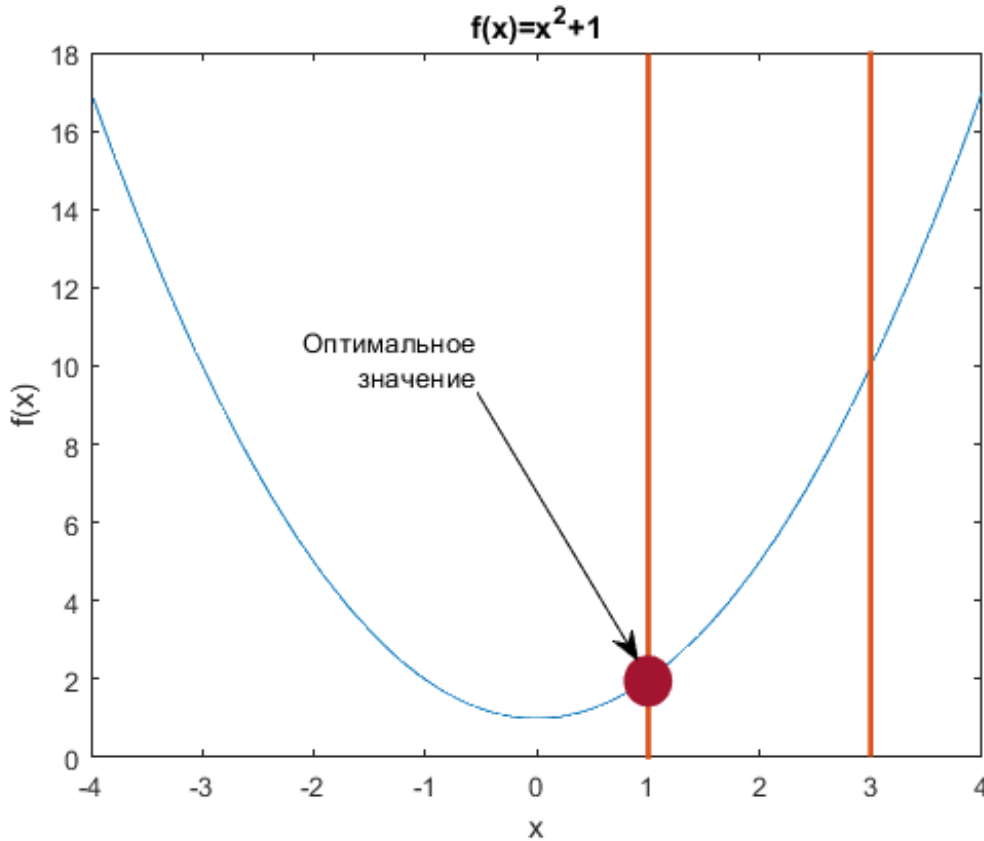


Рис. 1: Целевая функция, допустимое множество и оптимальное значение.

4.3 с

$$L(x, \mu) = x^2 + 1 + \mu(x - 1)(x - 3) = (1 + \mu)x^2 - 4\mu x + (1 + 3\mu) \quad (4.2)$$

Лагранжиан — параболическая функция. При $\mu \leq -1$ инфимум $\inf L = -\infty$. При $\mu > -1$ минимум параболического лагранжиана достигается в точке $x = \frac{2\mu}{(1 + \mu)}$. Двойственная функция запишется так:

$$g(\mu) = \inf L(x, \mu) = \frac{4\mu^2}{1 + \mu} - \frac{8\mu^2}{1 + \mu} + \frac{(1 + 3\mu)(1 + \mu)}{1 + \mu} = \frac{-\mu^2 + 4\mu + 1}{1 + \mu} = -\mu + 5 - \frac{4}{1 + \mu} \quad (4.3)$$

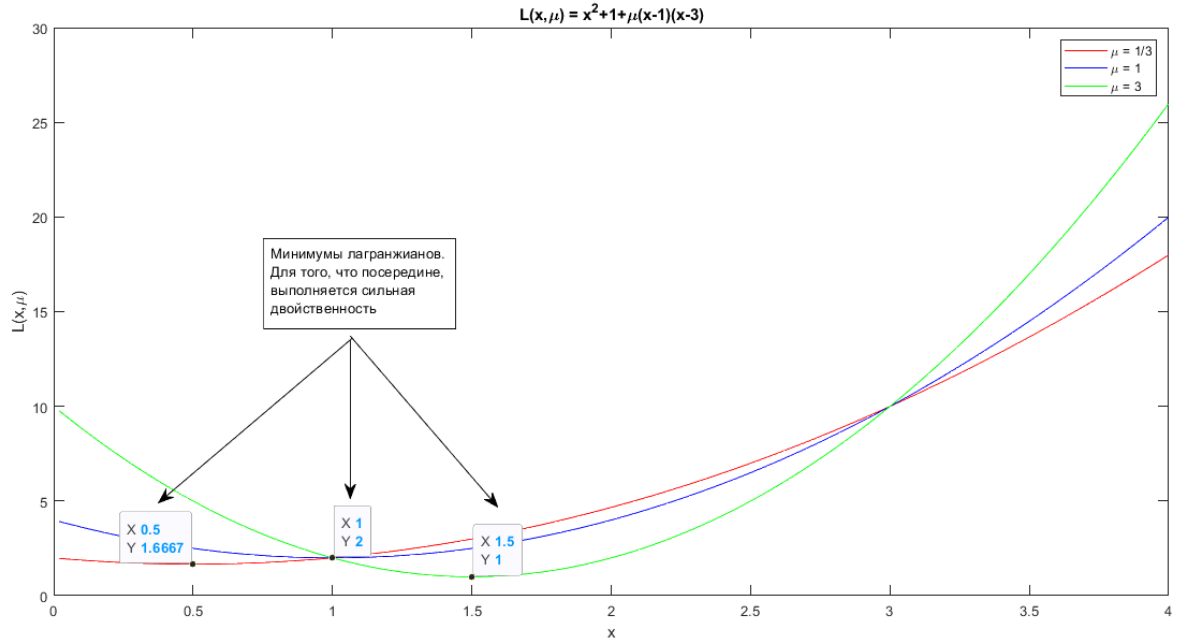


Рис. 2: График лагранжиана для нескольких μ . $p^* \geq \inf_x L(x, \mu)$

4.4 d

Формулировка двойственной задачи:

$$\begin{aligned} \max g(\mu) &= \max\left(-\mu + 5 - \frac{4}{1 + \mu}\right) \\ \text{s.t. } \mu &\geq 0 \end{aligned} \quad (4.4)$$

Найдем первую и вторую производные двойственной функции:

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g(\mu) = -1 + \frac{4}{(1 + \mu)^2} \quad (4.5)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \mu^2} g(\mu) = -\frac{8}{(1 + \mu)^3} \quad (4.6)$$

При $\mu \geq 0$, как видно, двойственная функция является вогнутой, и поэтому ее экстремум при $\mu = 1$ является максимумом.

$$\max_{\mu \geq 0} g(\mu) = g(\mu)|_{\mu=1} = 2 = (x^2 + 1)|_{x=1} = \min_{x \in Q} (x^2 + 1) \quad (4.7)$$

Сильная двойственность выполняется.

5 Задача бинарного линейного программирования

5.1

Задачу можно переписать в виде

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ x_i(x_i - 1) &= 0, i = 1, \dots, n \\ \mathbf{Ax} &\leq \mathbf{b} \end{aligned} \quad (5.1)$$

Лагранжиан запишется в виде

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\mu}) = \sum_{i=1}^n (c_i x_i + \lambda_i x_i (x_i - 1)) + \sum_j \mu_j \left(\sum_{j=1}^n a_{ji} x_i - b_j \right) = \quad (5.2)$$

$$= \sum_{i=1}^n \left(\lambda_i x_i^2 + \left[c_i - \lambda_i + \sum_j \mu_j a_{ji} \right] x_i \right) + \sum_j \mu_j b_j \quad (5.3)$$

Лагранжиан — параболическая функция. Рассмотрим лагранжиан при разных параметрах.

Если найдется такая i , что $\lambda_i < 0$, то инфинум $\inf L = -\infty$.

Если найдется такая i , что $\lambda_i = 0, c_i + \sum_j \mu_j a_{ji} \neq 0$, то инфинум $\inf L = -\infty$.

Пусть теперь либо $\lambda_i = 0, c_i + \sum_j \mu_j a_{ji} = 0$, либо $\lambda_i > 0$. Если для i выполнено первое условие, то вклад в инфинум функции от слагаемых, соответствующих этим i , равен нулю. Слагаемые, для

которых выполнено второе условие, достигают минимума в точке $x_i = -\frac{c_i - \lambda_i + \sum_j \mu_j a_{ji}}{2\lambda_i}$

Инфинум запишется в виде

$$g(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\mu}) = \inf_x L = - \sum_i \frac{\left(c_i - \lambda_i + \sum_j \mu_j a_{ji} \right)^2}{4\lambda_i} + \sum_j \mu_j b_j \quad (5.4)$$

Суммирование ведется по таким i , что $\lambda_i > 0$.

5.2

Задача для непрерывной релаксации переписывается следующим образом:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ x_i(x_i - 1) \leq 0, i = 1, \dots, n \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b} \end{aligned} \quad (5.5)$$

Видно, что двойственная функция $g(\boldsymbol{\mu}, \tilde{\boldsymbol{\mu}})$ запишется в таком же виде, что и в (5.4), только $\tilde{\mu}_i$ вместо λ_i , причём для $\tilde{\mu}_i$ условие $\tilde{\mu}_i \geq 0$ будет автоматически выполнено при поиске решения двойственной задачи. Соответственно, при $\lambda_i \geq 0$ максимумы двойственных функций совпадут друг с другом, и, иными словами, нижняя оценка релаксации Лагранжа совпадет с оценкой непрерывной релаксации.

5.3

6 Задача наименьших квадратов

6.1

Лагранжиан для задачи запишется так:

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2^2 + \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{Gx} - \mathbf{h}) \quad (6.1)$$

Производная лагранжиана по \mathbf{x} такова

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) = \mathbf{A}^T (\mathbf{Ax} - \mathbf{b}) + \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{A}^T \mathbf{Ax} - (\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda}) \quad (6.2)$$

С одной стороны, по теореме о ранге произведения матриц, ранг матрицы $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ не превосходит n . С другой стороны, по неравенству Сильвестра $2n = \text{rank}(\mathbf{A}^T) + \text{rank}(\mathbf{A}) \leq \text{rank}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) + n$. Итак, ранг матрицы $(n \times n)$ $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ равен n — значит, для неё существует обратная.

Тогда $\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} L(\mathbf{x}^*, \boldsymbol{\lambda}) = 0$ при $\mathbf{x}^* = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda})$. Отсюда можно получить двойственную функцию.

Двойственная задача запишется так:

$$\max_{\boldsymbol{\lambda}} \frac{1}{2} \|\mathbf{A}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda}) - \mathbf{b}\|_2^2 + \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{G}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda}) - \mathbf{h}) \quad (6.3)$$

Для исходной задачи выполнено условие Слейтера — значит, выполняется сильная двойственность, т.е. решение двойственной задачи совпадает с решением исходной.

6.2

Найдём решение исходной задачи. Подставим найденное \mathbf{x}^* в равенство $\mathbf{G}\mathbf{x} = \mathbf{h}$. Получим

$$\mathbf{G}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda}^*) = \mathbf{h} \quad (6.4)$$

$$\mathbf{G}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{h} = \mathbf{G}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda}^* \quad (6.5)$$

Матрица перед $\boldsymbol{\lambda}^*$ представляет собой произведение трех матриц: \mathbf{G} размера $p \times n$ и ранга p , $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}$ размера $n \times n$ и ранга n , \mathbf{G}^T размера $n \times p$ и ранга p . Итоговая матрица имеет размер $p \times p$. Если $p \leq n$, то применяя теорему о ранге произведения и неравенство Сильвестра, получим, что ранг итоговой матрицы $(p \times p)$ равен p — она обратима. Тогда решение исходной задачи запишется как

$$\boldsymbol{\lambda}^* = [\mathbf{G}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{G}^T]^{-1} [\mathbf{G}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{h}] \quad (6.6)$$

$$\mathbf{x}^* = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{G}^T \boldsymbol{\lambda}^*) \quad (6.7)$$

$$\min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x}^* - \mathbf{b}\|_2^2 = g(\boldsymbol{\lambda}^*) = \max_{\boldsymbol{\lambda}} g(\boldsymbol{\lambda}) \quad (6.8)$$

7

7.1

Из критерия Сильвестра (все главные миноры неотрицательны) равносильная запись задачи

$$\begin{aligned} & \min(y_1) \\ & \text{s.t. } y_2 \geq 0 \\ & y_1 + 1 \geq 0 \\ & y_2(y_1 + 1) \geq 0 \\ & -y_1^2(y_1 + 1) \geq 0 \\ & -y_1^2 \geq 0 \end{aligned} \quad (7.1)$$

Или, избавившись от лишних условий:

$$\begin{aligned} & \min(y_1) \\ & \text{s.t. } y_2 \geq 0 \\ & y_1 = 0 \end{aligned} \quad (7.2)$$

Решение - $y_1 = 0, y_2 \geq 0$

7.2

Лагранжиан можно записать как

$$\begin{aligned} L(y_1, y_2, \Lambda) &= y_1 - \text{tr}(\mathbf{Y}^T \Lambda) = y_1 - y_1 \lambda_{21} - y_1 \lambda_{12} - y_2 \lambda_{22} - (y_1 + 1) \lambda_{33} = \\ &= y_1(1 - \lambda_{21} - \lambda_{12} - \lambda_{33}) - \lambda_{22} y_2 - \lambda_{33} \end{aligned} \quad (7.3)$$

$$\mathbf{Y}^T \Lambda = \begin{pmatrix} 0 & y_1 & 0 \\ y_1 & y_2 & 0 \\ 0 & 0 & y_1 + 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \lambda_{13} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \lambda_{23} \\ \lambda_{31} & \lambda_{32} & \lambda_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \lambda_{21} & \dots & \dots \\ \dots & y_1 \lambda_{12} + y_2 \lambda_{22} & \dots \\ \dots & \dots & (y_1 + 1) \lambda_{33} \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial y_1} L(y_1, y_2, \Lambda) &= 1 - \lambda_{21} - \lambda_{12} - \lambda_{33} = 0 \\ \frac{\partial}{\partial y_2} L(y_1, y_2, \Lambda) &= -\lambda_{22} = 0 \end{aligned} \quad (7.4)$$

Отсюда

$$L(y_1, y_2, \Lambda) = -\lambda_{33} \quad (7.5)$$

Для двойственной задачи

$$\inf_{y_1, y_2} L = \begin{cases} -\infty, & \lambda_{22} \neq 0, 1 - \lambda_{21} - \lambda_{12} - \lambda_{33} \neq 0 \\ \lambda_{33}, & \lambda_{22} = 0, 1 - \lambda_{21} - \lambda_{12} - \lambda_{33} = 0 \end{cases} \quad (7.6)$$

$$(7.7)$$

$$\max g(\Lambda) = \max \lambda_{33} = +\infty \quad (7.8)$$