

В.В.Федоров
(Московский университет)

СВОЙСТВА ОПТИМАЛЬНЫХ ПЛАНОВ РЕГРЕССИОННЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ
В СИНГУЛЯРНЫХ СЛУЧАЯХ

Рассмотрим регрессионную задачу с некоррелированными наблюдениями

$$y_i = \theta^T f(x) + \varepsilon_i, \quad E\varepsilon_i = 0, \quad E\varepsilon_i^2 = 1, \quad \theta \in R_m.$$

При реализации эксперимента по плану ξ дисперсионная (ковариационная) матрица $D(\hat{\theta})$ наилучших несмещенных оценок $\hat{\theta}$ равна $D(\hat{\theta}) = N^{-1}M(\xi)$, где N - суммарное число наблюдений,

$$M(\xi) = \int_X f(x) f^T(x) \xi(dx),$$

X - компактная область (область действия).

Задача планирования (поиска оптимального плана) заключается в решении [3] экстремальной задачи

$$\xi^* = \text{Arg} \inf_{\xi} \Psi[M(\xi)] \quad (I)$$

В регулярном случае ($\text{rank } M(\xi^*) = m$) задача (I) достаточно хорошо изучена. При сингулярных же оптимальных планах ($\text{rank } M(\xi^*) < m$) она доставляет немало хлопот, требуя специальных подходов.

Пусть далее, если не оговорено иное, $\Psi[M(\xi)] = \ell^T M^{-1}(\xi) \ell$, где $\ell \in R_m$, A^{-} означает псевдообратную (в смысле Мура-Пенроуза) матрицу к A . Величина $\ell^T M^{-1}(\xi) \ell$ равна дисперсии линейной комбинации $\ell^T \theta$, если последняя оцениваема [2] при плане ξ . Именно для этого критерия оптимальности Кифер [4] обратил внимание на сложность соответствующей проблемы оптимального планирования. В упомянутой работе показано, в частности, что стандартная формулировка теоремы эквивалентности (по существу, теоремы о необходимых и достаточных условиях оптимальности плана) непригодна в сингулярных случаях. Выпишем для удобства эту теорему.

Т е о р е м а I. Необходимым и достаточным условием оптимальности плана ξ^* при $\text{rank } M(\xi^*) = m$ является выполнение неравенства

$$\left[\int_X f^T(x) M^{-1}(\xi) \ell \right]^2 \leq \ell^T M^{-1}(\xi) \ell.$$

Если $\int_X f^T(x) M^{-1}(\xi) \ell > 0$, то найдется такая точка $x \in X'$, что

$$[f^T(x)M^{-1}(\xi)L]^2 = l^T M^{-1}(\xi)l.$$

Доказательство теоремы I опирается на простую идею о том, что для выпуклого функционала (а $l^T M^{-1}(\xi)l$ — выпуклый по M или ξ) необходимым и достаточным условием является возрастание $l^T M^{-1}(\xi)l$ при движении по любому направлению $\xi = (1-\alpha)\xi^* + \alpha\xi_1$. В формальном плане при доказательстве используется формула

$$\left. \frac{\partial M^{-1}(\xi)}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=0+} = M^{-1}(\xi^*) - M^{-1}(\xi^*)M(\xi_1)M^{-1}(\xi^*), \quad (2)$$

откуда

$$\left. \frac{\partial l^T M^{-1}(\xi)l}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=0+} = l^T M^{-1}(\xi^*)l - l^T M^{-1}(\xi^*)M(\xi_1)M^{-1}(\xi^*)l. \quad (3)$$

К сожалению, формула (2) не имеет места ($M^{-1}(\xi^*)$ — недифференцируема) при $\text{rank } M(\xi^*) < m$. В то же время функционал $l^T M^{-1}(\xi^*)l$ имеет производную по любому направлению ξ .

Л е м м а I. Возможны представления:

$$a) \left. \frac{\partial l^T M^{-1}(\xi)l}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=0+} = l^T M^{-1}(\xi^*)l - \inf_k g^T(\xi^*, k)M^{-1}(\xi_1)g(\xi^*, k), \quad (4)$$

$$\text{где} \quad g(\xi, k) = l^T M^{-1}(\xi) + k^T [I - M(\xi)M^{-1}(\xi)]$$

$$b) \left. \frac{\partial l^T M^{-1}(\xi)l}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=0+} = l^T M^{-1}(\xi^*)l - l^T M^{-1}(\xi^*)M(\xi_1)M^{-1}(\xi^*)l + \\ + l^T M^{-1}(\xi^*)M(\xi_1)\Delta(\xi^*)[\Delta(\xi^*)M(\xi_1)\Delta(\xi^*)]^{-1}\Delta(\xi^*)M(\xi_1)M^{-1}(\xi^*)l, \quad (5)$$

где $\Delta(\xi) = I - M^{-1}(\xi)M(\xi)$.

Доказательство. Формулы (4) или (5) можно получить, если воспользоваться хорошо известным [5] представлением

$$l^T M^{-1}l = \sup_h [2l^T h - h^T M h],$$

результатами о дифференцировании функций типа $\sup \Phi[h, l](I)$, гл. II, и тем фактом, что при оценивании линейной комбинации $l^T \Phi$ имеет место равенство $M(\xi^*)M^{-1}(\xi^*)l = l$. Нетрудно проверить, что при $\text{rank } M(\xi^*) = m$ формулы (4) и (5) переходят в (2).

Т е о р е м а 2. Необходимым и достаточным условием оптимальности плана ξ^* является выполнение неравенства

$$l^T M^{-1}(\xi^*)l \geq \inf_k g^T(\xi^*, k)M^{-1}(\xi)g(\xi^*, k)$$

$$\begin{aligned} \text{или} \quad & l^T M^{-1}(\xi^*) l \geq l^T M^{-1}(\xi^*) M(\xi) M^{-1}(\xi^*) l - \\ & - l^T M^{-1}(\xi^*) M(\xi) \Delta(\xi^*) [\Delta(\xi^*) M(\xi) \Delta(\xi^*)]^{-1} \Delta(\xi^*) M(\xi) M^{-1}(\xi^*) l \end{aligned} \quad (6)$$

для любого плана ξ , определенного на X , причем для $\xi = \xi^*$ в соотношении (6) имеет место равенство.

Доказательство. Рассуждения практически те же, что и в регулярном случае ([3], § 4, 5). Необходимо лишь вместо формулы (2) использовать формулы (4) или (5). Существенным является тот факт, что в регулярном случае

$$\sup_{\xi} l^T M^{-1}(\xi^*) M(\xi) M^{-1}(\xi^*)$$

обязательно может достигаться на множестве планов с одной опорной точкой, в то время как в сингулярном случае это, вообще говоря, не так.

Л и т е р а т у р а

1. П ш е н и ч н ы й Б.П. Необходимые и достаточные условия экстремума. М., Наука, 1969.
2. Р а о С.Р. Линейные статистические методы и их применение. М., Наука, 1968.
3. У с п е н с к и й А.Б., Ф е д о р о в В.В. Вычислительные аспекты метода наименьших квадратов при анализе и планировании регрессионных экспериментов. Изд-во МГУ, 1975.
4. Kiefer J. Optimum Designs in Regression Problems II.- Ann. Math. Stat., 1961, 32, 298-325.
5. Whittle P. Some General Points in the Theory of Optimal Experimental Design.- JRSS (B), 1973, 35, 123-130.