

二值回归模型中自变量误差的处理*

郑 忠 国

(北京大学)

§ 1 引 言

在回归问题中, 我们所讨论的主要问题是自变量与应变量之间的关系问题. 在某些实际问题中, 因变量是二值的. 例如在讨论冠心病的成因的问题中, 因变量可以写成

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{受试者一年后发展成冠心病,} \\ 0, & \text{受试者一年后仍然健康.} \end{cases} \quad (1.1)$$

致病因子与发病率的关系成为当前讨论的中心问题. 在〔1〕中, 讨论了若干参数模型. 设 X 是 R^p 中的一个向量, 它代表可能的致病因子, 发病率是 $P\{Y=1|X\}$. 设 G 是一个已知的一元分布, 通常使用下述模型

$$P\{Y=1|X=x\} = G(\beta'x) \quad (1.2)$$

来表示发病率与致病因子的关系, 其中 β 是未知的参数向量. 这就是所谓二值回归模型.

(1.2) 中的 G 通常是下列函数之一,

$$\begin{aligned} G(a) &= (1 + \exp(a))^{-1} \quad (\text{logistic 回归}), \\ G(a) &= \Phi(a) \quad (\text{probit 回归}), \end{aligned} \quad (1.3)$$

其中 $\Phi(a)$ 是标准正态分布函数. 在 (1.3) 式的 *logistic* 回归中, G 不是一个分布函数, 但这并不影响问题的本质. 本文讨论 *logistic* 回归的一种比较重要的但是比较简单的情况, 即

$$P\{Y=1|X=x\} = G(a_0 + a_1x) \quad (1.4)$$

其中 X 是一个数值随机变量, 假定 X 具有已知的分布函数 $F(x)$. 又设 $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ 的一组 i, d 观察值. 本文中讨论变量具有误差的情况. 当 X_i 在某区域以外时, 其测量值往往是不准确的. 在本文中我们假定 X_i 的观察值当超过指定的 A 值时, 其观察值就不可靠了. 为解决这种自变量的误差处理问题, 我们采用 M -估计的方法, 求得参数 $a = (a_0, a_1)'$ 的估计.

令 $\psi_j(i, x, a)$, $i = 0, 1$, $j = 1, 2$, 是一组函数. 我们假定当自变量 $x \geq A$ 时, $\psi_j(i, x, a)$ 与 x 无关. 对于 ψ_i , 考虑下面的关于 a 的方程组

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n (\psi_j(Y_i, X_i, a) - \psi_j(1, X_i, a)G_a(X_i) - \psi_j(0, X_i, a)(1 - G_a(X_i)))I_{\{X_i < A\}} \\ & + \sum_{i=1}^n (\psi_j(Y_i, X_i, a) - \psi_j(1, X_i, a) \int_{x \geq A} G_a(x) dF(x) / \int_{x \geq A} dF(x) \\ & - \psi_j(0, X_i, a) \int_{x \geq A} (1 - G_a(x)) dF(x) / \int_{x \geq A} dF(x)) I_{\{X_i \geq A\}} = 0, \quad j = 1, 2, \end{aligned} \quad (1.5)$$

*1983年5月5日收到.

上式中 $G_a(x) \triangleq G(a_0 + a_1 x)$. 方程组 (1.5) 的解 $\hat{a}_n$ 称为 a 的 M -估计. 方程组 (1.5) 的解只与 $\psi_j(1, x, a) - \psi_j(0, x, a)$ 有关. 事实上, 令

$$\psi_j(x, a) = \psi_j(1, x, a) - \psi_j(0, x, a), \quad j = 1, 2, \quad (1.6)$$

则方程组 (1.5) 等价于

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \psi_j(X_i, a) (I_{Y_i=1} - G_a(X_i)) I_{X_i < A} \\ + \sum_{i=1}^n \psi_j(X_i, a) (I_{Y_i=1} - \int_{x \geq A} G_a(x) dF(x) - \int_{x \geq A} dF(x)) I_{X_i \geq A} = 0, \quad j = 1, 2, \end{aligned} \quad (1.7)$$

在方程组 (1.7) 中, 当 $X_i \geq A$ 时, 由于 $\psi_j(X_i, a) = \text{const}$, 即使 X_i 的值受到误差干扰, 方程组 (1.7) 并不受干扰的影响. 这说明 (1.7) 具有抗干扰作用.

在 § 2 中, 我们证明了 (1.7) 的相合解的渐近正态性, 并且求得了最佳的 ψ 函数. 在 § 3 中, 我们将利用一步牛顿法求出 (1.7) 式的近似解并且研究该近似解的优良性.

§ 2 解的渐近正态性和最佳 ψ 函数

设 μ_a 是 $(-\infty, +\infty)$ 上的测度, 由下式确定

$$d\mu_a = G_a(x) (1 - G_a(x)) dF \quad (2.1)$$

$$\text{记 } B = \begin{pmatrix} \int_{\mathbf{R}^1} \psi_1^2(x, a) d\mu_a(x) & \int_{\mathbf{R}^1} \psi_1(x, a) \psi_2(x, a) d\mu_a(x) \\ \int_{\mathbf{R}^1} \psi_1(x, a) \psi_2(x, a) d\mu_a(x) & \int_{\mathbf{R}^1} \psi_2^2(x, a) d\mu_a(x) \end{pmatrix} - A_{11} \begin{bmatrix} d_1^2 & d_1 d_2 \\ d_2 d_1 & d_2^2 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

其中

$$A_{11} = \int_{[A, +\infty)} G_a^2(x) dF(x) - \left(\int_{[A, +\infty)} G_a(x) dF(x) \right)^2 / \int_{[A, +\infty)} dF(x) \quad (2.3)$$

$$d_i = \psi_i(A, a). \quad (2.4)$$

$$\text{记 } C = \begin{pmatrix} \int_{\mathbf{R}^1} \psi_1(x, a) d\mu_a(x) & \int_{\mathbf{R}^1} \psi_1(x, a) x d\mu_a(x) \\ \int_{\mathbf{R}^1} \psi_2(x, a) d\mu_a(x) & \int_{\mathbf{R}^1} \psi_2(x, a) x d\mu_a(x) \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

定理 1 设 $\psi_i(x, a)$, $i = 1, 2$, 满足

$$\lim_{a \rightarrow a^{(0)}} \frac{\partial \psi_i(x, a)}{\partial a_j} = \frac{\partial \psi_i(x, a)}{\partial a_j} \Big|_{a=a^{(0)}}, \quad j = 0, 1, a^{(0)} \in \mathbf{R}^{(2)}, \quad (2.6)$$

并且上述极限是对 $x \in \mathbf{R}^1$ 一致收敛的. 又设 ψ_i 使 B, C 的元素为有限, 并且 $|C| \neq 0$. 则方程组 (1.7) 的相合解 $\hat{a}_n$ 满足

$$\sqrt{n}(\hat{a}_n - a) \rightarrow N(0, C^{-1} B C^{-1}). \quad (2.7)$$

证明 记

$$\begin{aligned} U_j(X, Y, a) = \psi_j(X, a) (I_{\{Y=1\}} - G_a(X)) I_{\{X < A\}} + \\ + \psi_j(X, a) (I_{\{Y=1\}} - \int_{u \geq A} G_a(u) dF(u) - \int_{u \geq A} dF(u)) I_{\{X \geq A\}} \end{aligned} \quad (2.8)$$

利用这样的记号, 方程 (1.7) 变成

$$\sum_{i=1}^n U_j(X_i, Y_i, a) = 0, \quad j = 1, 2. \quad (2.9)$$

易证, 当 a 为参数的真值时, $U = (U_1, U_2)'$ 的协方差阵为 B . 并且 $EU_i = 0$. 利用中心极限定理可得

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, a) \xrightarrow{d} N(0, B). \quad (2.10)$$

由于 $\frac{\partial \psi_j(x, a)}{\partial a_k}$, $k=0, 1$, 对所有的 x 一致地是 a 的连续函数, $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial U_j(X_i, Y_i, a)}{\partial a_k}$ 对所有的 (X_i, Y_i) , $i=1, \dots, n$ 的值一致地是 a 的连续函数. 这样, 利用中值定理, 可得

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, a) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum (U(X_i, Y_i, a) - U(X_i, Y_i, \hat{a}_n)) = -T_n \sqrt{n} (\hat{a}_n - a)$$

其中

$$T_n = \begin{pmatrix} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial a_0} U_1(X_i, Y_i, a) \Big|_{a_n^*} & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial a_1} U_1(X_i, Y_i, a) \Big|_{a_n^*} \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial a_0} U_2(X_i, Y_i, a) \Big|_{a_n^{**}} & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial a_1} U_2(X_i, Y_i, a) \Big|_{a_n^{**}} \end{pmatrix} \xrightarrow{p} C.$$

在上式中 a_n^* , a_n^{**} 是在线段 $(a, \hat{a}_n)$ 上的点. 再利用 Slutsky 定理可得 (2.7). 证毕.

现在我们需要求得最佳的 ψ 函数, 亦就是求 ψ_1, ψ_2 , 使得对应的 $C^{-1}BC^{-1}$ 达到极小.

定理 2 令

$$I_1(x, a) = \begin{cases} 1, & x \in (-\infty, A) \\ \int_{[A, +\infty)} d\mu_a / (\int_{[A, +\infty)} d\mu_a + A_{11}), & x \in [A, +\infty) \end{cases}$$

$$I_2(x, a) = \begin{cases} x, & x \in (-\infty, A) \\ \int_{[A, +\infty)} x d\mu_a(x) / (\int_{[A, +\infty)} d\mu_a(x) + A_{11}), & x \in [A, +\infty) \end{cases}$$

若以 $I_1(x, a)$, $I_2(x, a)$ 作为 ψ 函数, 则它们使定理 1 中的渐近正态协差阵达到极小.

证明 考虑定义在 $(-\infty, A]$ 上的测度 v_a . 在区间 $(-\infty, A)$ 上, v_a 由下式定义

$$dv_a \triangleq d\mu_a = \frac{e^{a_0 + a_1 x}}{(1 + e^{a_0 + a_1 x})^2} dF(x)$$

在 A 点, $v_a(A) = \int_{[A, +\infty)} d\mu_a + A_{11}$. 如此定义之后, 矩阵 B 可以写成

$$\begin{pmatrix} \int \psi_1(x, a)^2 dv_a(x) & \int \psi_1(x, a) \psi_2(x, a) dv_a(x) \\ \int \psi_2(x, a) \psi_1(x, a) dv_a(x) & \int \psi_2(x, a)^2 dv_a(x) \end{pmatrix}$$

上式中积分是在 $(-\infty, A]$ 上求的. 同时, 矩阵 C 可写成

$$\begin{pmatrix} \int \psi_1(x, a) I_1(x, a) dv_a(x) & \int \psi_1(x, a) I_2(x, a) dv_a(x) \\ \int \psi_2(x, a) I_1(x, a) dv_a(x) & \int \psi_2(x, a) I_2(x, a) dv_a(x) \end{pmatrix}$$

利用推广的 Schwarz 不等式, 可得

$$C^{-1}BC^{-1} \geq \begin{pmatrix} \int I_1^2 dv_a(x) & \int I_1 \cdot I_2 dv_a(x) \\ \int I_2 \cdot I_1 dv_a(x) & \int I_2^2 dv_a(x) \end{pmatrix}$$

并且等号在 $\psi_1 = I_1$, $\psi_2 = I_2$ 时达到.

§ 3 用一步牛顿法求近似解

在 (1.7) 中令 $\psi_j(x_i, a) = I_j(x_i, a)$, 我们得到关于 a 的方程组

$$\sum_{i=1}^n I_{(X_i < A)} (I_{\{Y_i = 1\}} - G_a(X_i))$$

$$\begin{aligned}
& + \frac{\sum_{i=1}^n \int_{[A, +\infty)} G_a(x) (1 - G_a(x)) dF(x) (I_{\{Y_i=1\}} - \int_{[A, +\infty)} G_a(x) dF(x) / \int_{[A, +\infty)} dF(x)) I_{\{X_i \geq A\}}}{\int_{[A, +\infty)} G_a(x) (1 - G_a(x)) dF(x) + A_1} \\
& = 0, \\
& \sum_{i=1}^n X_i I_{\{X_i < A\}} (I_{\{Y_i=1\}} - G_a(X_i)) \\
& + \frac{\sum_{i=1}^n \int_{[A, +\infty)} x G_a(x) (1 - G_a(x)) dF(x) (I_{\{Y_i=1\}} - \int_{[A, +\infty)} G_a(x) dF(x) / \int_{[A, +\infty)} dF(x)) I_{\{X_i \geq A\}}}{\int_{[A, +\infty)} G_a(x) (1 - G_a(x)) dF(x) + A_1} \\
& = 0. \tag{3.1}
\end{aligned}$$

欲求得方程组 (3.1) 的解是很困难的. 为此, 我们需要求出 (3.1) 的近似解. 首先, 求解方程组

$$\sum_{i=1}^n I_{\{X_i < A\}} (I_{\{Y_i=1\}} - G_a(X_i)) = 0, \quad \sum_{i=1}^n X_i I_{\{X_i < A\}} (I_{\{Y_i=1\}} - G_a(X_i)) = 0. \tag{3.2}$$

$$\text{记 } \tilde{a}_n = \begin{cases} \begin{bmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \end{bmatrix}, & \text{若 } \begin{bmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \end{bmatrix} \text{ 为 (3.2) 的唯一解;} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, & \text{其它情况.} \end{cases} \tag{3.3}$$

引理 设 F 满足 $\int |x| dF < +\infty$, $F(-\infty, A) \in (0, 1)$, 并且 F 在 $(-\infty, A)$ 上不集中于一点, 则由 (3.3) 所确定的 $\tilde{a}_n$ 是 a 的真值 $a^{(0)}$ 的相合估计.

证明 基于引理中关于 F 的条件, 不妨假设 $X_1, \dots, X_n$ 中至少有两个不同的点落在 $(-\infty, A)$ 上. 记

$$f_n(a) = \begin{pmatrix} f_{n1}(a) \\ f_{n2}(a) \end{pmatrix}, \text{ 其中}$$

$$f_{n1}(a) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{\{X_i < A\}} / (1 + e^{a_0 + a_1 X_i}), \quad f_{n2}(a) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i I_{\{X_i < A\}} / (1 + e^{a_0 + a_1 X_i}).$$

容易验证, 对固定的 $X_i = x_i$, $i = 1, \dots, n$, $f_n(\cdot)$ 是 $\mathbf{R}^2$ 到 $\mathbf{R}^2$ 内某开子集的一一连续变换. 并且对几乎所有的样本

$$f_n(a) \rightarrow f(a), \quad a \in \mathbf{R}^2, \quad (n \rightarrow +\infty). \tag{3.4}$$

并且对每一个 $\mathbf{R}^2$ 的有界子集, 上述的收敛是对 a 一致的. 在 (3.4) 中的 $f(a)$ 由下式确定

$$f(a) = \begin{pmatrix} f_1(a) \\ f_2(a) \end{pmatrix}, \quad f_1(a) = \int_{x < A} \frac{dF(x)}{1 + e^{a_0 + a_1 x}}, \quad f_2(a) = \int_{x < A} \frac{x dF(x)}{1 + e^{a_0 + a_1 x}}.$$

$$\tilde{f}_n = \begin{pmatrix} \tilde{f}_{n1} \\ \tilde{f}_{n2} \end{pmatrix}, \quad \tilde{f}_{n1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{\{X_i < A\}} I_{\{Y_i=1\}}, \quad \tilde{f}_{n2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i I_{\{X_i < A\}} I_{\{Y_i=1\}}.$$

容易验证

$$\tilde{f}_n \rightarrow f(a^{(0)}), \quad a.e., \quad (n \rightarrow +\infty) \tag{3.5}$$

由 (3.4), (3.5) 可知, 对几乎所有的样本, 方程式 (3.2) 当 n 充分大时, 存在唯一解.

又由于几乎所有的样本, $f_n(a) \rightarrow f(a)$ 在 a 的一个有界邻域内一致收敛, 当 $\hat{f}_n \rightarrow f(a^{(0)})$ 时, 方程 $f_n(a) = \hat{f}_n$ 之解必收敛于 $a^{(0)}$. 但上述方程即 (3.2). 证毕.

由于 a_n 是相合的, 再利用定理 1, 可得 $\sqrt{n}(a_n - a^{(0)}) = o_p(1)$.

定理 3 设 $\tilde{a}_n$ 由 (3.3) 给出, a_n 由下式解出

$$\frac{1}{n} T_n(\tilde{a}_n) \cdot \sqrt{n}(\hat{a}_n - \tilde{a}_n) = -\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, \tilde{a}_n) \quad (3.6)$$

其中 $U = (U_1, U_2)'$ 由 (2.8) 所给出, $T_n(\tilde{a}_n)$ 由下式给出

$$T_n(a_n) = \begin{pmatrix} \frac{\sum_{i=1}^n \partial U_1}{\partial a_0} & \frac{\sum_{i=1}^n \partial U_1}{\partial a_1} \\ \frac{\sum_{i=1}^n \partial U_2}{\partial a_0} & \frac{\sum_{i=1}^n \partial U_2}{\partial a_1} \end{pmatrix} \tilde{a}_n. \quad (3.7)$$

(在 (2.8) 的表达式中, ψ_j , $j=1, 2$, 用最佳函数 I_j , $j=1, 2$ 代替). 若 $F(x)$ 满足 $\int x^2 dF(x) < +\infty$ 和引理中所述的条件, 则

$$\sqrt{n}(\hat{a}_n - a^{(0)}) \rightarrow N(0, I(a^{(0)})^{-1}) \quad (3.8)$$

其中 $a^{(0)}$ 是参数 a 的真值,

$$I(a^{(0)}) = \begin{pmatrix} \int I_1^2(x, a^{(0)}) dv_{a^{(0)}}(x) & \int I_1 \cdot I_2 dv_{a^{(0)}}(x) \\ \int I_2 \cdot I_1 dv_{a^{(0)}}(x) & \int I_2^2 dv_{a^{(0)}}(x) \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

证明 考虑函数 $\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, a)$, 其中 a 为真值 $a^{(0)}$ 附近的任意一点. 将它在 $a^{(0)}$ 处展开, 得

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, a) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, a^{(0)}) + \frac{1}{\sqrt{n}} T_n(a^{(0)})(a - a^{(0)}) + R_n(a) \quad (3.10)$$

上式中 $R_n(a)$ 是一个向量. 由于函数 $U_j(X, Y, a)$ 具有如下的特性: 存在 $a^{(0)}$ 的以 ε 为半径的球 $S_\varepsilon(a^{(0)})$, 使得

$$\sup_{a \in S_\varepsilon(a^{(0)})} \left| \frac{\partial^2}{\partial a_i \partial a_k} U_j(X, Y, a) \right| \leq \varphi(X, Y), \quad i, k = 0 \text{ 或 } 1 \quad (3.11)$$

其中 $\varphi(X, Y)$ 满足 $E_{a^{(0)}}|\varphi(X, Y)| < +\infty$. 由此可知, (3.10) 中的余项可以写成

$$R_n(a) = \|a - a^{(0)}\|^2 \cdot O_p(1),$$

上式中 $O_p(1)$ 表示一个向量, 其对应的分量全是 $O_p(1)$. 这样 (3.6) 式变成

$$\begin{aligned} \frac{1}{n} T_n(\tilde{a}_n) \cdot \sqrt{n}(\hat{a}_n - a^{(0)}) &= -\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, a^{(0)}) \\ &+ \left(\frac{1}{n} T_n(\hat{a}_n) - \frac{1}{n} T_n(a^{(0)}) \right) (\sqrt{n}(\tilde{a}_n - a^{(0)})) + \|\tilde{a}_n - a^{(0)}\|^2 O_p(1). \end{aligned}$$

利用 (3.11), 上式右边后两项为 $o_p(1)$. 同时由于

$$\begin{aligned} \frac{1}{n} T_n(\tilde{a}_n) &= I(a^{(0)})(1 + o_p(1)), \\ -\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n U(X_i, Y_i, a^{(0)}) &\leq N(0, I(a^{(0)})). \end{aligned}$$

利用 Slutsky 定理可知, $\sqrt{n}(\hat{a}_n - a^{(0)}) \rightarrow N(0, I(a^{(0)})^{-1})$. 证毕.

参 考 文 献

- [1] R. Carroll, C. Spiegelman, K. K. G. Lan, K. T. Bailey & R. D. Abbott, Errors-in-variables for binary regression models, Institute of Statistics mimeo series *1507, Uni. of North Carolina, Chapel Hill.

Errors in variables in binary regression models (Summary)

Zheng Zhongguo

(Peking University)

Abstract

In this paper the binary regression model, in which the response Y is binary, *i.e.* Y takes the value 0 or 1 only, is considered. The conditional probability $P\{Y=1|X=x\}$ is assumed to be of the form $G(a_0+a_1x)$, where x is the measurement of the factor, $a=(a_0, a_1)'$ is the vector of the unknown parameter being estimated and $G(a)=(1+e^a)^{-1}$. The measurement x is assumed to be contaminated when the value of x is out of certain limit. M-estimation is employed to estimate the unknown a of the model. In this paper, the consistent M-estimation is proved to be asymptotically normal and the optimal M-equation is obtained. Finally, a computation method is introduced to solve the M-equation and to get the optimal solution.