

УДК 519.2

**ОБ УМЕНЬШЕНИИ ПОГРЕШНОСТИ НАБЛЮДЕНИЙ
ПРИ ОЦЕНИВАНИИ ЗАВИСИМОСТИ ДОЗА – ЭФФЕКТ**

© 2012 г.

М.В. Ярошук

Нижегородский госуниверситет им. Н.И. Лобачевского

marina.yaroschuk@yandex.ru

Поступила в редакцию 26.03.2012

Рассматривается математическая модель зависимости доза–эффект в случае не прямых наблюдений. Предлагаются и исследуются способы уменьшения погрешности наблюдений для оценивания неизвестной функции распределения.

Ключевые слова: зависимость доза–эффект, не прямые наблюдения, погрешности наблюдений, регрессия.

Введение

В работе рассматривается математическая модель зависимости доза–эффект (см. [1]) для схемы не прямых наблюдений, т.е. когда вводимая в организм доза измеряется с некоторой ошибкой, а реакция организма (эффект) идет на «чистую» вводимую дозу. Рассмотрен случайный план эксперимента, когда вводимая доза является случайной величиной. Данная модель при наличии погрешности измерения в основном отражает применяемую методику проведения клинических испытаний лекарственных препаратов. В схеме не прямых наблюдений, если распределение ошибки неизвестно, устранить ее влияние в определенных случаях можно либо при помощи специальных ядер (см. [2]), либо используя априорные сведения о распределении ошибок. Однако, как показали результаты численного моделирования, указанные методы устранения ошибок работают для оценки плотности, а для оценки функции распределения дают неудовлетворительные результаты. Мы предлагаем и исследуем способы уменьшения погрешности для оценки функции распределения в некоторых случаях, имеющих важное значение для приложений. Так, если распределение с.в. X является нормальным $N(a, \sigma^2)$ с неизвестными параметрами, распределение ошибки ε также подчиняется нормальному закону $N(0, \sigma_0^2)$ с известной дисперсией σ_0^2 , где дисперсия σ_0^2 много меньше дисперсии σ^2 , мы строим оценку, предельное распределение которой мало зависит от погрешности измерения.

В задаче доза–эффект для случайных планов эксперимента математическая модель в схеме не прямых наблюдений имеет следующий вид. Измерения вводимой дозы U осуществляются с

погрешностью ε , имеющей плотность $g(x)$, то есть вместо с.в. U наблюдается с.в. Y . Эта ошибка может накладываться аддитивно, тогда $Y = U + \varepsilon$, при фиксированном значении $U = u$ распределение величины Y имеет плотность $q(y - u)$. В общем случае распределение ошибки описывается условной плотностью $q(y|u)$.

Имеем: X_1, X_2, \dots, X_n – независимые одинаково распределенные случайные величины (н.о.р.с.в.) с функцией распределения (ф.р.) $F(x)$, U_1, U_2, \dots, U_n – независимые между собой и одинаково распределенные с.в., независимые от $\{X_i, 1 \leq i \leq n\}$, с неизвестной ф.р. $G(x)$, Y_1, Y_2, \dots, Y_n – н.о.р.с.в. с неизвестной ф.р. $Q(y)$. Мы наблюдаем повторную выборку $\mathbf{Y}^{(n)} = \{(Y_i, W_i), 1 \leq i \leq n\}$, где $W_i = I(U_i > X_i)$ есть индикатор события $\{U_i > X_i\}$, т.е. Y_i – наблюдаемое значение, а реакция организма осуществляется на величину U_i .

Определим статистики

$$S_{1n}^*(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(Y_i - x),$$

$$S_{2n}^*(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n W_i K_h(Y_i - x),$$

где $h = cn^{-1/5}$, c – некоторая заданная положительная константа, функция $K(x)$ – ядерная функция (ядро), $K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right)$.

По выборке $\{(Y_i, W_i)\}_{i=1}^n$ построим оценку для $F(x)$ как отношение статистики $S_{2n}^*(x)$ к $S_{1n}^*(x)$

$$F_n^*(x) = \frac{S_{2n}^*(x)}{S_{1n}^*(x)}, \quad (1)$$

полагая $F_n^*(x) = 0$, если $S_{1n}^*(x) = 0$.

Пусть $m(x) = \int F(y)g(x - y)dy$.

Известно (см. [3, 4]), что при некоторых условиях регулярности оценки (1) являются состоятельными и асимптотически нормальными оценками неизвестной функции распределения $F(x)$ и кроме того

$$\sqrt{nh}(S_{1n}^*(x) - 1) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} N(0, \|K\|^2), \quad (2)$$

$$\sqrt{nh}(S_{2n}^*(x) - m(x)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} N\left(\frac{v^2}{2} m''(x), \|K\|^2 m(x)\right), \quad (3)$$

$$\sqrt{nh}(F_n^*(x) - m(x)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} N\left(\frac{v^2}{2} m''(x), \|K\|^2 \sigma^2(x)\right), \quad (4)$$

где $\sigma^2(x) = m(x)(1 - m(x))$, $v^2 = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 K(x) dx$,

$$\|K\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} K^2(x) dx.$$

Результаты и их обсуждение

Мы рассмотрим задачу устранения погрешности измерений, когда:

1) погрешность ε имеет известное нормальное распределение $N(0, \sigma_0^2)$, распределение случайной величины X – нормальное $N(a, \sigma^2)$, параметры (a, σ^2) неизвестны;

2) погрешность ε имеет известное нормальное распределение $N(0, \sigma_0^2)$, функция распределения $F(x)$ случайной величины X неизвестна;

3) погрешность ε имеет известное нормальное распределение $N(0, \sigma_0^2)$, распределение случайной величины U – нормальное $N(a, \sigma^2)$, параметры (a, σ^2) неизвестны, распределение случайной величины X неизвестно.

1. Если ошибка ε имеет нормальное распределение $N(0, \sigma_0^2)$, то из соотношений (2) и (3) заключаем, что нормированные разности $\sqrt{nh}(S_{1n}^*(x) - 1)$ и $\sqrt{nh}(S_{2n}^*(x) - F(x))$ имеют асимптотически нормальные распределения $N(0, \|K\|^2)$ и $N\left(\frac{v^2}{2} f'(x), F(x)\|K\|^2\right)$ соответственно.

Пусть распределение случайной величины U имеет плотность

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_0^2}\right).$$

Пусть с.в. $X \in N(a, \sigma^2)$, т.е. $F(t) = P(X < t) = \Phi\left(\frac{x-a}{\sigma}\right)$, $\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$.

Тогда $m(x) = \int F(t)g(x-t)dt$ – свертка двух нормальных распределений. Применяя теорему Фубини [5], заключаем, что

$$\begin{aligned} m'(x) &= \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(x-t)dt = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(t-a)^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} e^{-\frac{(x-t)^2}{2\sigma_0^2}} dt = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_0^2 + \sigma^2)}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2(\sigma_0^2 + \sigma^2)}}. \end{aligned}$$

Следовательно,

$$m(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_0^2 + \sigma^2)}} e^{-\frac{(t-a)^2}{2(\sigma_0^2 + \sigma^2)}} dt = \Phi\left(\frac{x-a}{\sqrt{\sigma_0^2 + \sigma^2}}\right)$$

и

$$\sqrt{nh}(S_{2n}^*(x) - F(x)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} N\left(\frac{v^2}{2} m''(x), m(x)\|K\|^2\right).$$

Теперь из (4) заключаем, что

$$\sqrt{nh}(\hat{m}(x) - F(x)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d}$$

$$\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} N\left(\frac{v^2}{2} m''(x), m(x)(1 - m(x))\|K\|^2\right),$$

где $\hat{m}(x) = F_n^*(x) = \frac{S_{2n}^*(x)}{S_{1n}^*(x)}$.

Таким образом, установлено, что при нормальном распределении с.в. $X \in N(a, \sigma^2)$ и известной дисперсии σ_0^2 с.в. $\varepsilon \in N(0, \sigma_0^2)$ предельное распределение оценок получилось аналогичным тому, что и в схеме прямых наблюдений. Отличие состоит в том, что дисперсии распределений $m(x)$ и $F(x)$ различны.

Чтобы найти оценку $\hat{m}(x)$, вычислим первый и второй начальные моменты $\hat{\mu}_1$ и $\hat{\mu}_2$:

$$\begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} x d\hat{m}(x) \equiv \int_0^{\infty} (1 - \hat{m}(x)) dx - \int_{-\infty}^0 \hat{m}(x) dx = \hat{\mu}_1, \\ \int_{-\infty}^{\infty} x^2 d\hat{m}(x) = \hat{\mu}_2. \end{cases}$$

Положим $\hat{\rho}^2 = \hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1^2$. Тогда неизвестные параметры a и σ^2 найдем из системы уравнений

$$\begin{cases} a + \frac{v^2}{2} + \hat{m}''(x) = \hat{\mu}_1, \\ \hat{\rho}^2 = \sigma^2 + \sigma_0^2, \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \hat{a} = \hat{\mu}_1 - \frac{v^2}{2} \hat{m}''(x), \\ \hat{\sigma}^2 = \hat{\rho}^2 - \sigma_0^2. \end{cases}$$

Функцию $\psi_n(x)$ определим соотношением

$$\psi_n(x) = \hat{m}''(x) = \frac{\hat{m}(x+h) - 2\hat{m}(x) + \hat{m}(x-h)}{h^2}.$$

Заметим, что если с.в. X имеет функцию распределения $F(x)$ и функцию времени жизни

$$S(x) = 1 - F(x), \text{ то } \int_0^{\infty} x dF(x) = \int_0^{\infty} S(x) dx.$$

Далее,

$$\begin{aligned} & \int_0^{\infty} \left(\int_x^{\infty} S(u) du \right)^2 \frac{dF(x)}{S^2(x)} = \\ &= - \int_0^{\infty} \left(\int_x^{\infty} S(u) du \right)^2 \frac{dS(x)}{S^2(x)} = \int_0^{\infty} \left(\int_x^{\infty} S(u) du \right)^2 d \left(\frac{1}{S(x)} \right) = \\ &= \left(\int_x^{\infty} S(u) du \right)^2 \cdot \frac{1}{S(x)} \Big|_0^{\infty} + \int_0^{\infty} \frac{2}{S(x)} \int_x^{\infty} S(u) du \cdot S(x) dx = \\ &= -\mu^2 - 2x \int_x^{\infty} S(u) du \Big|_0^{\infty} + 2 \int_0^{\infty} x S(x) dx = \\ &= -\mu^2 + \int_0^{\infty} S(x) d(x^2) = -\mu^2 + \int_0^{\infty} x^2 dF(x). \end{aligned}$$

Поэтому эмпирические моменты можно считать используя приведенные соотношения и подставляя вместо теоретической функции распределения эмпирическую.

Найденные значения \hat{a} и $\hat{\sigma}^2$ подставим в функцию распределения с.в. X и получим оценку этой функции распределения.

2. Пусть $Y = U + \varepsilon$ – сумма независимых случайных величин U и ε , причем распределение ε – нормально с нулевым математическим ожиданием и известной дисперсией σ_0^2 , а случайная величина U имеет неизвестную плотность $g(u) > 0$. Для устранения погрешности ε мы воспользуемся следующей идеей работы Э. Надарая [6]. Кривая регрессии U по Y имеет вид:

$$u(x) = E(U | Y = x) = \frac{\rho(x)}{q(x)},$$

$$\text{где } \rho(x) = \int_{-\infty}^{\infty} u g(u) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} e^{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma_0^2}} du, \quad q(x) = \int_{-\infty}^{\infty} g(u) \times \\ \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} e^{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma_0^2}} du.$$

Найдем условное распределение Y при условии $U = u$. Имеем

$$\begin{aligned} P(Y < y | U = u) &= P(U + \varepsilon < y | U = u) = \\ &= P(u + \varepsilon < y | U = u) = P(\varepsilon < y - u), \end{aligned}$$

поэтому условная плотность Y на U равна

$$q_{Y|U}(y | u) = q(y | u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} e^{-\frac{(y-u)^2}{2\sigma_0^2}}.$$

Совместная плотность пары (Y, U) будет равна

$$g(y, u) = q(y | u) \cdot g(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} e^{-\frac{(y-u)^2}{2\sigma_0^2}} \cdot g(u),$$

а маргинальная плотность распределения величины Y будет равна

$$q(y) = \int_{-\infty}^{\infty} g(y, u) du = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} e^{-\frac{(y-u)^2}{2\sigma_0^2}} g(u) du.$$

Кривая регрессии U по Y имеет вид:

$$u(x) = E(U | Y = x) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} e^{-\frac{(y-x)^2}{2\sigma_0^2}} g(u) du}{q(x)} = \frac{\rho(x)}{q(x)}.$$

С помощью этой кривой регрессии мы будем «исправлять» выборочные данные и использовать их для оценки распределения величины X «без ошибки».

Представим последнее соотношение в другом виде. Для этого рассмотрим производную $q'(x)$. Она равна

$$\begin{aligned} q'(x) &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \left(-\frac{x-u}{\sigma_0^2} \right) e^{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma_0^2}} g(u) du = \\ &= -x q(x) + \rho(x). \end{aligned}$$

Отсюда

$$\frac{q'(x)}{q(x)} = -\frac{x}{\sigma_0^2} + \frac{\rho(x)}{\sigma_0^2 q(x)},$$

значит,

$$\frac{\rho(x)}{q(x)} = \sigma_0^2 \frac{q'(x)}{q(x)} + x.$$

Пример 1. Пусть случайная величина Y имеет нормальное распределение с неизвестным математическим ожиданием a и неизвестной дисперсией σ^2 , ее плотность равна

$$q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}}.$$

Тогда

$$\begin{aligned} \frac{q'(x)}{q(x)} &= (\ln q(x))' = -\frac{x-a}{\sigma^2} \\ \text{и } \sigma_0^2 \frac{q'(x)}{q(x)} + x &= \frac{\sigma^2 - \sigma_0^2}{\sigma^2} x + a \frac{\sigma_0^2}{\sigma^2}. \end{aligned}$$

Поскольку a и σ^2 неизвестны, то мы оценим их по выборке y_1, y_2, \dots, y_n с помощью следующих статистик:

$$\hat{a} = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad \text{и} \quad \hat{\sigma}^2 = s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2.$$

В качестве приближения по выборочным данным мы рассмотрим статистику

$$u_n(x) = \sigma_0^2 \frac{\rho_n(x)}{q_n(x)} + x,$$

где $q_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(y_i - x)$ и

$$\rho_n(x) = \frac{q_n(x+h) - q_n(x-h)}{2h}.$$

Имеет место следующий результат.

Теорема 1. Пусть I – произвольный конечный интервал $[a, b]$ на прямой и выполнены следующие условия: $K(x)$ – неотрицательная, нормированная, четная, финитная функция с ограниченной вариацией $\mu = V(K)$, $nh^2 \rightarrow \infty$, при $n \rightarrow \infty$, плотность $q(x)$ имеет до третьего порядка непрерывные и ограниченные производные.

Тогда

$$\sup_{x \in I} |u_n(x) - u(x)| \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p} 0.$$

Доказательство повторяет с небольшим отличием идею доказательства работы [6].

Пусть $\varepsilon > 0$ и $V_{2n} = \sup_x |\rho_n(x) - E(\rho_n(x))|$.

Имеем:

$$\begin{aligned} V_{2n} &= \sup_x |\rho_n(x) - E(\rho_n(x))| = \\ \sup_x \left| \frac{q_n(x+h) - q_n(x-h)}{2h} - E\left(\frac{q_n(x+h) - q_n(x-h)}{2h}\right) \right| &= \\ = \sup_x \left| \frac{1}{2h^2} \int K\left(\frac{u-x-h}{h}\right) dF_n(u) - \right. & \\ \left. - \frac{1}{2h^2} \int K\left(\frac{u-x+h}{h}\right) dF_n(u) - \right. & \\ \left. - \frac{1}{2h^2} \int K\left(\frac{u-x-h}{h}\right) dF(u) + \frac{1}{2h^2} \int K\left(\frac{u-x+h}{h}\right) dF(u) \right| &= \\ = \sup_x \left| \frac{1}{2h} \int (F_n(u) - F(u)) dK\left(\frac{u-x+h}{h}\right) + \right. & \\ \left. + \frac{1}{2h} \int (F_n(u) - F(u)) dK\left(\frac{u-x-h}{h}\right) \right| &\leq \\ \leq \sup_x |F_n(x) - F(x)| \cdot \frac{\mu}{2h}. & \end{aligned}$$

Пусть $D_n(x) = \sup_x |F_n(x) - F(x)|$, где $F(x)$ – ф.р. с.в. X , а $F_n(x)$ – эмпирическая ф.р. с.в. X . Как показано в [7], для $n \geq N_0$ существует такая универсальная константа C_1 , что

$$P\left(D_n \geq \frac{\lambda}{\sqrt{n}}\right) \leq C_1 e^{-2\lambda^2}.$$

Принимая во внимание эти неравенства, заключаем, что для $\varepsilon > 0$,

$$\begin{aligned} P(\sup_x |\rho_n(x) - E(\rho_n(x))| > \varepsilon) &\leq \\ \leq P(\sup_x |F_n(x) - F(x)| > \varepsilon \frac{h}{\mu}) &\leq C_1 e^{-4\beta n h^2}, \end{aligned}$$

где $\beta = 2\left(\frac{\varepsilon}{\mu}\right)^2$.

Ввиду того, что плотность $q(x)$ имеет непрерывные и ограниченные производные до третьего порядка включительно, причем $\sup_x |q'''(x)| \leq L_3$,

$$\begin{aligned} \sup_x |E(\rho_n(x)) - q'(x)| &= \\ = \sup_x \left| \frac{1}{2h^2} \int K\left(\frac{y-x-h}{h}\right) q(y) dy - \right. & \\ \left. - \frac{1}{2h^2} \int K\left(\frac{y-x+h}{h}\right) q(y) dy - q'(x) \right| &= \\ = \sup_x \left| \frac{1}{2h} \int (q(x+(z+1)h) - \right. & \\ \left. - q(x+(z-1)h)) K(z) dz - q'(x) \right| &= \\ = \sup_x \left| \frac{1}{2h} \int (2hq'(x) + \frac{h^2 z}{2} q''(x) + \frac{2(z^2+2)}{6} h^3 \times \right. & \\ \left. \times (q'''(\xi_1) + q'''(\xi_2))) K(z) dz - q'(x) \right| &\leq \frac{(v^2+2)L_3}{3} h^2. \end{aligned}$$

Поэтому при $n \geq N_1(\varepsilon)$ $P(\sup_x |\rho_n(x) - q'(x)| > \varepsilon) < C_1 e^{-\beta_1 n h^2}$, где $\beta_1 = \frac{1}{2}\left(\frac{\varepsilon}{\mu}\right)^2$.

Обозначим $(\ln q(x))' = V(x)$, и пусть $\eta_1 = \min_{x \in I} q(x) \neq 0$, $\eta_2 = \max_{x \in I} |V(x)|$.

Тогда

$$\begin{aligned} P\left(\sup_{x \in I} \left| \frac{\rho_n(x)}{q_n(x)} - V(x) \right| > \varepsilon\right) &\leq \\ \leq P(\sup_{x \in I} |\rho_n(x) - V(x)q_n(x)| > \varepsilon) &\leq \\ > \varepsilon(\beta_1 - \varepsilon) + P(\sup_{x \in I} |q_n(x) - q(x)| > \varepsilon) &\leq \\ \leq P(\sup_{x \in I} |\rho_n(x) - V(x)q_n(x)| > \varepsilon) &\leq \\ > \varepsilon(\beta_1 - \varepsilon) + P(\sup_{x \in I} |q_n(x) - q(x)| > \varepsilon) &\leq \\ \leq P(\sup_{x \in I} |\rho_n(x) - q'(x)| + \sup_{x \in I} |V(x)(q_n(x) - q(x))| > \varepsilon) &\leq \\ > \varepsilon(\mu_1 - \varepsilon) + P(\sup_{x \in I} |q_n(x) - q(x)| > \varepsilon) &\leq \\ \leq P(\sup_{x \in I} |\rho_n(x) - q'(x)| > \varepsilon(\eta_1 - \varepsilon)/2) + & \\ + P(\sup_{x \in I} |q_n(x) - q(x)| > \varepsilon) + & \\ + P(\sup_{x \in I} |(q_n(x) - q(x))| > \varepsilon(\eta_1 - \varepsilon)/(2\eta_2)) &\leq \\ \leq C_4 \left(e^{-\beta_1 n h^2} + e^{-\beta_2 n h^2} + e^{-\beta_3 n h^2} \right), & \end{aligned}$$

где $\beta_2 = \frac{1}{8}\left(\frac{\varepsilon(\eta_1 - \varepsilon)}{\mu}\right)^2$, $\beta_3 = \beta_2 / \eta_2^2$.

По условию теоремы $nh^2 \rightarrow \infty$, поэтому

$$\sup_{x \in I} |u_n(x) - u(x)| \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p} 0.$$

Теорема доказана.

3. Рассмотрим случай, когда имеются наблюдения $Y = U + \varepsilon$; U, ε независимы и имеют нормальные распределения соответственно $N(a, \sigma^2)$ и $N(0, \sigma_0^2)$, σ_0^2 известна. Здесь условная плотность распределения $q(u|y)$ имеет нормальное распределение $N(\mu_1(y), \rho_1^2)$, где

$$\mu_1(y) = \frac{a\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} + \frac{y\sigma^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2}, \quad \rho_1^2 = \frac{\sigma^2\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2}, \quad \text{т.е.}$$

$$q(u|y) = \frac{1}{\rho_1} \varphi\left(\frac{u - \mu_1(y)}{\rho_1}\right), \quad \text{где } \varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}.$$

$$\text{Пусть } \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, \quad s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2.$$

Предположим, что случайная величина Z имеет нормальное распределение $N(\mu, \rho^2)$ с функцией распределения $\Phi((x - \mu)/\rho)$, $\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \varphi(t) dt$.

При $n \rightarrow \infty$ последовательность $\{\hat{F}_n(v), n \geq 1\}$ сходится к среднему

$$\begin{aligned} R(v) &= \int_{-\infty}^v \Phi\left(\frac{u - \mu}{\rho}\right) \frac{1}{\rho_1} \varphi\left(\frac{u - \mu_1(v)}{\rho_1}\right) du = \\ &= \Phi\left(\frac{\mu_1(v) - \mu}{\sqrt{\rho^2 + \rho_1^2}}\right). \end{aligned}$$

Если $\frac{\sigma_0^2}{\sigma^2} \ll 1$, то заменим $\sqrt{1 + \frac{\sigma_0^2}{\sigma^2}}$ на 1 и потребуем, чтобы

$$\Phi\left(\frac{\frac{a\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} + \frac{v\sigma^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} - a}{\sigma}\right) = \Phi\left(\frac{x - a}{\sigma}\right).$$

$$\text{Отсюда } \frac{a\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} + \frac{v\sigma^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} = x, \quad \text{значит,}$$

$$v = x \cdot \frac{\sigma_0^2 + \sigma^2}{\sigma^2} - a.$$

Поскольку a и σ^2 неизвестны, то возьмем их оценки: $\hat{a} = \bar{y}$, $\hat{\sigma}^2 = s^2$. Поэтому

$$v^* = x \frac{s^2}{s^2 - \sigma_0^2} - \bar{y} = x + (x - \bar{y}) \frac{\sigma_0^2}{s^2 - \sigma_0^2}.$$

Значение $\hat{F}_n(v^*)$ будем использовать в качестве оценки $\Phi\left(\frac{x - a}{\sigma}\right)$ в точке x .

Если условие $\frac{\sigma_0^2}{\sigma^2} \ll 1$ не выполнено, то v^* найдем из уравнения

$$v^* = \left(\sqrt{1 + \frac{\sigma_0^2}{s^2 - \sigma_0^2}} \right)^3 (x - \bar{y}) - \bar{y},$$

где x – заданная точка функции распределения $F(x)$.

Список литературы

1. Тихов М.С. РС-оценки функции распределения в модели доза–эффект по случайным планам эксперимента // Вестник Нижегородского университета. 2012. Вып.1(1). С. 138–143.
2. Fan J., Truong Y. Nonparametric regression with errors in variables // The Annals of Statistics. 1993. V. 21, № 4. P. 1900–1925.
3. Тихов М.С., Ярощук М.В. Статистическое оценивание распределений по интервально цензурированным выборкам в схеме непрямых наблюдений // Нелинейный мир. 2007. Т. 5, №1. 2. С. 4–8.
4. Ярощук М.В. Имитационное моделирование зависимости доза–эффект и статистический анализ оценок функции эффективности // Обозрение прикл. и пром. математики. 2009. Т. 16. В. 6. С. 1148–1150.
5. Колмогоров А.Н., Фомин С.В. Элементы теории функций и функционального анализа. М.: Наука, 1976. 542 с.
6. Надарая Э.А. О непараметрических оценках плотности вероятности и регрессии // Теория вероятн. и ее примен. 1965. Т. 10. В.1. С. 199–203.
7. Dvoretzky A., Kiefer J. and Wolfowitz J. Asymptotic minimax character of the sample distribution function and of the classical multinomial estimator // Annals of Mathematical Statistics. 1956. V. 27. P. 642–669.

ON REDUCTION OF OBSERVATION ERRORS IN ESTIMATING THE DOSE-EFFECT DEPENDENCE

M.V. Yaroshchuk

A mathematical model of doze-effect dependence in case of indirect observations is considered. The ways to reduce observational errors for the estimation of an unknown distribution function are proposed and studied.

Keywords: dose-effect dependence, indirect observations, observation errors, regression.