

## ГРАНИЧНІ ТЕОРЕМИ ДЛЯ ЕКСТРЕМАЛЬНИХ ЗАЛИШКІВ У МОДЕЛІ РЕГРЕСІЇ З ВАЖКИМИ ХВОСТАМИ ПОХИБОК СПОСТЕРЕЖЕНЬ

УДК 519.21

О. В. ІВАНОВ І І. К. МАЦАК

АНОТАЦІЯ. У роботі отримано граничні теореми для максимальних залишків у моделях лінійної регресії з похибками спостережень, що мають важкі хвости.

АБСТРАКТ. In the paper the limit theorems for maximal residuals in linear regression models with observation errors having heavy tails are obtained.

Аннотация. В работе получены предельные теоремы для максимальных невязок в моделях линейной регрессии с ошибками наблюдений, которые имеют тяжелые хвосты.

В роботі розглядається лінійна модель регресії та вивчається асимптотична поведінка максимуму відхилень спостережень від емпіричної функції регресії у випадку, коли похибки спостережень мають важкі хвости. Доведено збіжність розподілу цього нормованого певним чином максимуму до одного з граничних максимум-розподілів незалежних однаково розподілених випадкових величин (в.в.), якщо об'єм вибірки зростає до нескінченності.

На важливість такого типу задач для спостережень з важкими хвостами нашу увагу звернув проф. В. В. Булдігін на семінарі в КПІ у зв'язку з роботою [1]. Отримані результати можна застосувати в статистичних критеріях для визначення характеру розподілу похибки спостережень та перевірки адекватності моделей регресії.

Розглянемо лінійну модель регресії

$$y_j = \sum_{i=1}^q \theta_i x_{ji} + \varepsilon_j, \quad j = 1, \dots, n, \quad (1)$$

де  $\varepsilon_j$  — незалежні однаково розподілені в.в.

Нехай

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1q} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2q} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nq} \end{pmatrix}$$

—  $n \times q$ -матриця плану регресійного експерименту,  $\det(X^T X) \neq 0$ . Тоді оцінка найменших квадратів (о.н.к.) невідомих параметрів  $\theta^T = (\theta_1, \dots, \theta_q) \in \mathbf{R}^q$  за спостереженнями (1), тобто випадковий вектор  $\hat{\theta}_n^T = (\hat{\theta}_{1n}, \dots, \hat{\theta}_{qn})$ , що мінімізує функціонал

$$Q(\theta) = (Y - X\theta)^T (Y - X\theta),$$

$Y^T = (y_1, \dots, y_n)$ , задається формулою

$$\hat{\theta}_n = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad (2)$$

---

2000 *Mathematics Subject Classification*. Primary 60G70, 62J05.

*Ключові слова і фрази*. Модель регресії, екстремальні значення, важкі хвости.

Покладемо

$$\begin{aligned} \hat{y}_j &= \sum_{i=1}^q \hat{\theta}_{in} x_{ji}, & \hat{\varepsilon}_j &= y_j - \hat{y}_j, & j &= 1, \dots, n, \\ Z_n &= \max_{1 \leq j \leq n} \varepsilon_j, & \hat{Z}_n &= \max_{1 \leq j \leq n} \hat{\varepsilon}_j, \\ d_{in}^2 &= \sum_{j=1}^n x_{ji}^2, & d_n &= \text{diag}(d_{in}, i = 1, \dots, q). \end{aligned} \quad (3)$$

Далі будемо користуватися наступними двома стандартними вимогами щодо плану регресійного експерименту для достатньо великих  $n$ .

$$(i) \quad d_{in}^{-1} \max_{1 \leq j \leq n} |x_{ji}| \leq k_i n^{-1/2}, \quad i = 1, \dots, q. \quad (4)$$

Позначимо

$$J_n = d_n^{-1} X^T X d_n^{-1} = \left( d_{kn}^{-1} d_{ln}^{-1} \sum_{j=1}^n x_{jk} x_{jl} \right)_{k,l=1}^q, \quad (5)$$

$\lambda_{\min}(A)$  - найменше власне число додатно визначеної матриці  $A$ .

$$(ii) \quad \lambda_{\min}(J_n) \geq \lambda_0 > 0. \quad (6)$$

Нас буде цікавити асимптотична поведінка екстремальних залишків  $\hat{Z}_n$  в моделі (1). Така задача досліджувалась авторами в роботі [1], при цьому вивчався класичний випадок:  $E \varepsilon_j = 0$ ,  $E \varepsilon_j^2 = \sigma^2 < \infty$ . У даній роботі розглянемо випадок важких хвостів, тобто коли  $\sigma^2 = \infty$ . Якщо і математичне сподівання в.в.  $\varepsilon_j$  не існує, то о.н.к.  $\hat{\theta}_n$  втрачає звичні статистичні властивості. Проте формальне використання формули (2) в виразах (3) приводить, як ми побачимо, до змістовних результатів.

Нехай в.в.  $(\varepsilon_j)$  мають функцію розподілу (ф.р.)  $F(x)$ . Припустимо, що для деяких констант  $b_n > 0$ ,  $a_n$  при  $n \rightarrow \infty$

$$b_n(Z_n - a_n) \xrightarrow{D} \zeta, \quad (7)$$

і  $\zeta$  має невідроджену ф.р.  $G(x) = P(\zeta < x)$  (через  $\xrightarrow{D}$  позначаємо слабку збіжність в.в.).

Якщо співвідношення (7) виконується, то кажуть, що ф.р.  $F$  належить області максимум притягнення закону  $G$  і пишуть  $F \in D(G)$ .

Відомо [2]–[4], що при виконанні співвідношення (7)  $G$  може мати лише один із наступних трьох типів розподілів:

$$\begin{aligned} \text{Тип I: } \Phi_\alpha(x) &= \begin{cases} 0, & \text{при } x \leq 0, \\ \exp(-x^{-\alpha}), & \text{при } \alpha > 0, x > 0; \end{cases} \\ \text{Тип II: } \Psi_\alpha(x) &= \begin{cases} \exp(-(-x)^\alpha), & \text{при } \alpha > 0, x \leq 0, \\ 1, & \text{при } x > 0; \end{cases} \\ \text{Тип III: } \Lambda(x) &= \exp(-e^{-x}), \quad \text{при } -\infty < x < \infty. \end{aligned} \quad (8)$$

Позначимо  $x_F = \sup\{x : F(x) < 1\}$ . Якщо  $F \in D(\Psi_\alpha)$ , то ([4, с.28],)  $x_F < \infty$ , а отже

$$E(\varepsilon_j)_+^m < \infty, \quad m > 0. \quad (9)$$

Коли ф.р.  $F$  належить області максимум притягнення закону  $\Lambda$ , то також виконується нерівність (9) ([3, с.89]).

Таким чином, для випадку важких хвостів для аналізу залишається лише тип I. Для того, щоб  $F \in D(\Phi_\alpha)$  необхідно і достатньо, щоб виконувались умови

$$x_F = \infty \quad i \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - F(tx)}{1 - F(t)} = x^{-\alpha}, \quad x > 0, \quad \alpha > 0, \quad (10)$$

при цьому константи в співвідношенні (7) можуть бути вибрані так (див. [4, с.28, 30]):

$$a_n = 0, \quad b_n = (\gamma_n)^{-1}, \quad \gamma_n = F^{-1} \left( 1 - \frac{1}{n} \right). \quad (11)$$

**Теорема 1.** *Нехай в.в.  $\varepsilon_j$  в моделі (1) симетрично розподілені, їх ф.р.  $F(x)$  задовольняє умову (10) для деякого  $\alpha \in (0, 2]$ . Нехай також виконуються умови (i), (ii). Тоді*

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left\{ \frac{\hat{Z}_n}{\gamma_n} < x \right\} = \Phi_\alpha(x), \quad x \in \mathbf{R}^1. \quad (12)$$

При доведенні теореми 1 нам буде потрібна наступна

**Лема 1.** *Нехай  $0 < \beta < \infty$ ,  $\xi_j, j \geq 1$ , — незалежні симетричні в.в.,  $\mathbb{E} |\xi_j|^\beta < +\infty$ . Тоді існує константа  $C_\beta < +\infty$  така, що*

$$\mathbb{E} \left| \sum_{j=1}^n \xi_j \right|^\beta \leq C_\beta \mathbb{E} \left( \sum_{j=1}^n |\xi_j|^2 \right)^{\beta/2}. \quad (13)$$

*Доведення леми 1.* Для  $\beta \geq 1$  нерівність (13) — це частковий випадок нерівності Марцинцевича–Зигмунда ([5, с.78]). Якщо  $\chi_j, j \geq 1$ , — незалежні симетричні в.в. Бернуллі ( $\mathbb{P}(\chi_j = \pm 1) = \frac{1}{2}$ ),  $c_j, j \geq 1$ , — дійсні числа і  $\xi_j = \chi_j c_j$ , то (13) — це відома нерівність Хінчина [6].

Оскільки симетричні в.в.  $\xi_j$  можна представити у вигляді

$$\xi_j \stackrel{d}{=} \chi_j \xi'_j,$$

де  $\xi_j \stackrel{d}{=} \xi'_j$ ,  $\chi_j$  та  $\xi'_j$  — незалежні в.в., то загальний випадок нерівності (13) одержуємо із нерівності Хінчина підстановкою  $\xi'_j$  замість  $c_j$ .  $\square$

*Доведення теореми 1.* Зразу відзначимо, що тут ми скористаємось деякими міркуваннями із роботи [1].

З умови (6) випливає існування матриці  $J_n^{-1} = \mathcal{L}_n = (\mathcal{L}_n^{kl})_{k,l=1}^q$  та нерівності

$$\det J_n = \lambda_1 \dots \lambda_q \geq \lambda_{\min}^q \geq \lambda_0^q > 0, \\ \det \mathcal{L}_n \leq \lambda_0^{-q}, \quad n > n_0,$$

де  $\lambda_1, \dots, \lambda_q$  — власні числа матриці  $J_n$ .

В матриці алгебраїчних доповнень до елементів матриці  $J_n$  кожний елемент складається з добутків елементів матриці  $J_n$ . Кожний елемент  $J_n$  за нерівністю Коші–Буняковського оцінюється одиницею. У відповідному мінорі всього  $(q-1)!$  доданків. Таким чином, за умови (ii) кожний елемент матриці  $\mathcal{L}_n$  оцінюється величиною

$$|\mathcal{L}_n^{kl}| \leq \lambda_0^{-q} (q-1)!, \quad k, l = 1, \dots, q. \quad (14)$$

Виберемо  $0 < \beta < \alpha$ . Ф.р.  $F(x)$ , яка задовольняє умову (10), має вигляд  $F(x) = 1 - x^{-\alpha} L(x)$ ,  $x > 1$ , де  $L(x)$  — повільно змінна на нескінченності функція (п.з.ф.). Таким чином,  $\mathbb{E} |\varepsilon_j|^\beta < +\infty$  (див., наприклад, [7, с.190]).

Із нерівності

$$\left| \max_{1 \leq j \leq n} c_j - \max_{1 \leq j \leq n} d_j \right| \leq \max_{1 \leq j \leq n} |c_j - d_j|$$

одержуємо

$$\begin{aligned}
 \mathbf{E} |\hat{Z}_n - Z_n|^\beta &\leq \mathbf{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\hat{\varepsilon}_j - \varepsilon_j|^\beta \\
 &\leq \mathbf{E} \left( \sum_{i=1}^q |\hat{\theta}_{in} - \theta_i| \max_{1 \leq j \leq n} |x_{ji}| \right)^\beta \\
 &\leq k(\beta) \sum_{i=1}^q \mathbf{E} |\hat{\theta}_{in} - \theta_i|^\beta \max_{1 \leq j \leq n} |x_{ji}|^\beta,
 \end{aligned} \tag{15}$$

де  $k(\beta) = 1$ , якщо  $0 < \beta < \alpha \leq 1$ , і  $k(\beta) = q^{\beta-1}$ , якщо  $1 \leq \beta < \alpha \leq 2$ .

Із формули (2) і нерівності (13) отримуємо для  $i = 1, \dots, q$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{E} |\hat{\theta}_i - \theta_i|^\beta &= \mathbf{E} \left| \sum_{j=1}^n \left( d_{in}^{-1} \sum_{l=1}^q \mathcal{L}_n^{il} d_{ln}^{-1} x_{jl} \right) \varepsilon_j \right|^\beta \\
 &\leq \mathbf{E} \left| \sum_{j=1}^n \left( d_{in}^{-1} \sum_{l=1}^q \mathcal{L}_n^{il} d_{ln}^{-1} x_{jl} \right)^2 \varepsilon_j^2 \right|^{\beta/2} \\
 &\leq \mathbf{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j|^\beta d_{in}^{-\beta} \left( \sum_{j=1}^n \left( \sum_{l=1}^q \mathcal{L}_n^{il} d_{ln}^{-1} x_{jl} \right)^2 \right)^{\beta/2}.
 \end{aligned} \tag{16}$$

Використовуючи оцінку (14), маємо

$$\sum_{j=1}^n \left( \sum_{l=1}^q \mathcal{L}_n^{il} d_{ln}^{-1} x_{jl} \right)^2 \leq q \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^q (\mathcal{L}_n^{il})^2 d_{ln}^{-2} x_{jl}^2 \leq (q!)^2 \lambda_0^{-2q},$$

і ми можемо продовжити нерівність (16):

$$\mathbf{E} |\hat{\theta}_i - \theta_i|^\beta \leq (q!)^\beta \lambda_0^{-\beta q} d_{in}^{-\beta} \mathbf{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j|^\beta. \tag{17}$$

Разом з (15) та умовою (4) це дає оцінку

$$\mathbf{E} |\hat{Z}_n - Z_n|^\beta \leq k(\beta) (q!)^\beta \lambda_0^{-\beta q} \left( \sum_{i=1}^q k_i^\beta \right) \left( \mathbf{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j|^\beta \right) n^{-\beta/2}. \tag{18}$$

Покладемо

$$Z_n^* = \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j|, \quad W_n = \min_{1 \leq j \leq n} \varepsilon_j.$$

Тоді для  $x > 0$

$$\mathbf{P}\{Z_n^* > x\} = \mathbf{P}\{Z_n > x, W_n < -x\} \leq \mathbf{P}\{Z_n > x\} + \mathbf{P}\{W_n < -x\}.$$

Завдяки симетрії в.в.  $\varepsilon_j$ ,  $\mathbf{P}\{W_n < -x\} = \mathbf{P}\{Z_n > x\}$ .

Таким чином

$$\mathbf{E}(Z_n^*)^\beta = \beta \int_0^\infty x^{\beta-1} \mathbf{P}\{Z_n^* > x\} dx \leq 2\beta \int_0^\infty x^{\beta-1} \mathbf{P}\{Z_n > x\} dx = 2\beta \mathbf{E}(Z_n)_+^\beta, \tag{19}$$

тут і далі для будь-якого  $x \in \mathbf{R}^1$  будемо позначати

$$x_+ = \max(x, 0), \quad x_- = \max(-x, 0).$$

Якщо  $F \in D(\Phi_\alpha)$  і  $\beta < \alpha$ , то [8]

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{E} \left( \frac{Z_n}{\gamma_n} \right)_+^\beta = \int_0^\infty x^\beta d\Phi_\alpha(x) < +\infty. \tag{20}$$

Беручи до уваги (19) і (20), отримуємо із (18)

$$\mathbf{E} \left| \frac{\hat{Z}_n - Z_n}{\gamma_n} \right|^\beta = O\left(n^{-\beta/2}\right). \tag{21}$$

Оскільки в умовах теореми 1 в.в.  $Z_n$  задовольняє рівність (12), то і для  $\hat{Z}_n$  вона очевидно буде виконуватись.  $\square$

При справедливості умови (10) неважко знайти асимптотику нормуючої константи  $\gamma_n$ . Дійсно, оскільки  $1 - F(x) = x^{-\alpha}L(x)$ ,  $x > 1$ , де  $L(x)$  — повільно змінна на нескінченності функція (п.з.ф.), то за (11) величина  $\gamma_n$  є розв'язком рівняння

$$\gamma_n^{-\alpha}L(\gamma_n) = \frac{1}{n}, \quad \text{або} \quad \gamma_n^\alpha L_1(\gamma_n) = n,$$

де  $L_1(x) = L(x)^{-1}$ . Розглянемо функцію  $U_1(x) = x^\alpha L_1(x)$ . Відомо (див. [9, с.27, твердження 5]), що існує п.з.ф.  $L_2(x)$  така, що

$$U_1(U_2(x)) \sim U_2(U_1(x)) \sim x, \quad x \rightarrow \infty,$$

де  $U_2(x) = x^{1/\alpha}L_2(x)$ . Тоді при  $n \rightarrow \infty$

$$n^{1/\alpha}L_2(n) = U_2(n) = U_2(U_1(\gamma_n)) \sim \gamma_n. \quad (22)$$

**Приклад 1** ([3, с. 64–65], [4, с. 34]). Нехай  $(\varepsilon_j)$  мають розподіл Коші, тобто  $F(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan x$ . Неважко перевірити, що

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - F(tx)}{1 - F(t)} = x^{-1},$$

а отже для  $\hat{Z}_n/\gamma_n$  граничним є розподіл  $\Phi_1$ , заданий рівністю (8). Отримуємо далі

$$1 - F(\gamma_n) = \frac{1}{n}, \quad \gamma_n = \tan\left(\frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{n}\right) = nL_2(n),$$

$$L_2(x) = \frac{1}{x \tan\left(\frac{\pi}{x}\right)} \sim \frac{1}{\pi}.$$

Таким чином, можемо взяти  $\gamma_n = n/\pi$ .

Покладемо  $\hat{Z}_n^* = \max_{1 \leq j \leq n} |\hat{\varepsilon}_j|$ . Тоді вірна

**Теорема 2.** В умовах теореми 1

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P} \left\{ \frac{\hat{Z}_n^*}{\gamma_n} < x \right\} = \Phi_\alpha^2(x), \quad x \in \mathbf{R}^1, \quad (23)$$

*Доведення теореми 2.* Позначимо  $u_n = \gamma_n x$ . Тоді

$$nF(-u_n) = n(1 - F(u_n)) = \frac{1 - F(u_n)}{1 - F(\gamma_n)} \rightarrow x^{-\alpha}, \quad n \rightarrow \infty.$$

Тут скористаємось теоремою 1.8.2 ([4, с.40]): при  $n \rightarrow \infty$

$$\mathbf{P}\{Z_n^* < u_n\} = \mathbf{P}\{Z_n < u_n, W_n > -u_n\} \rightarrow \Phi_\alpha^2(x).$$

Для отримання (23) залишається записати нерівність

$$|Z_n^* - \hat{Z}_n^*| \leq \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j - \hat{\varepsilon}_j|$$

і повторити міркування із доведення теореми 1.  $\square$

*Зауваження 1.* Очевидно, теореми 1 і 2 залишаються вірними, якщо замість умови (4) виконується слабкіша умова

$$(iii) \quad \lim_{n \rightarrow \infty} d_{in}^{-1} \max_{1 \leq j \leq n} |x_{ji}| = 0, \quad i = 1, \dots, q. \quad (24)$$

Однак, умова (i) надає можливість оцінити швидкість збіжності величин

$$\mathbf{E} \left( \frac{|\hat{Z}_n - Z_n|}{\gamma_n} \right)^\beta, \quad \mathbf{E} \left( \frac{|\hat{Z}_n^* - Z_n^*|}{\gamma_n} \right)^\beta$$

до нуля.

Розглянемо модель простої лінійної регресії

$$y_j = \theta_1 + \theta_2 x_j + \varepsilon_j, \quad j = 1, \dots, n, \quad (25)$$

де  $\varepsilon_j$  — незалежні однаково розподілені в.в.

Оскільки модель (25) є частинний випадок моделі (1), то для простої регресії вірні теореми 1, 2, якщо виконуються переписані для (25) умови (ii) та, скажімо, (iii). Для моделі (25)

$$d_{1n}^2 = n, \quad d_{2n}^2 = \sum_{j=1}^n x_j^2, \quad v_n = n^{-1/2} d_{2n}^{-1} \sum_{j=1}^n x_j,$$

$$J_n = \begin{pmatrix} 1 & v_n \\ v_n & 1 \end{pmatrix},$$

і тому (ii) виконується, якщо  $|v_n| \leq 1 - \delta$  для деякого  $\delta > 0$ . В свою чергу, (iii) перетворюється на умову  $\lim_{n \rightarrow \infty} d_{2n}^{-1} \max_{1 \leq j \leq n} |x_j| = 0$ .

З іншого боку, можна дати пряме доведення теорем 1, 2 для моделі (25). При цьому вдається ще трохи послабити наведені вище умови. О.н.к. невідомих параметрів  $(\theta_1, \theta_2)$  задаються формулами

$$\hat{\theta}_{2n} = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(y_j - \bar{y})}{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}, \quad \hat{\theta}_{1n} = \bar{y} - \hat{\theta}_{2n} \bar{x},$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j, \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j.$$

Зараз  $\hat{y}_j = \hat{\theta}_{1n} + \hat{\theta}_{2n} x_j$ . Зміст інших позначень не змінюється.

**Теорема 3.** *Нехай в.в.  $\varepsilon_j$  в моделі (25) симетрично розподілені, їх ф.р.  $F \in D(\Phi_\alpha)$  для деякого  $\alpha \in (0, 2]$  і*

$$\frac{\max_{1 \leq j \leq n} |x_j|}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}} \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty. \quad (26)$$

Тоді виконуються співвідношення (12) і (23).

*Доведення теореми 3.* Оскільки

$$\hat{\varepsilon}_j = y_j - \hat{y}_j = (\theta_1 - \hat{\theta}_{1n}) + (\theta_2 - \hat{\theta}_{2n})x_j + \varepsilon_j,$$

то

$$|Z_n - \hat{Z}_n| \leq \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j - \hat{\varepsilon}_j| \leq |\theta_1 - \hat{\theta}_{1n}| + |\theta_2 - \hat{\theta}_{2n}| \max_{1 \leq j \leq n} |x_j|.$$

Оцінимо величину  $|\theta_2 - \hat{\theta}_{2n}|$ . Ясно, що  $y_j - \bar{y} = \theta_2(x_j - \bar{x}) + \varepsilon_j - \bar{\varepsilon}$ , де  $\bar{\varepsilon} = n^{-1} \sum_{j=1}^n \varepsilon_j$ . Тому

$$\hat{\theta}_{2n} = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(\theta_2(x_j - \bar{x}) + \varepsilon_j - \bar{\varepsilon})}{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} = \theta_2 + \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})\varepsilon_j}{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}. \quad (27)$$

Нехай  $0 < \beta < \alpha$ . За лемою 1 та рівністю (27) маємо

$$\mathbb{E} |\theta_2 - \hat{\theta}_{2n}|^\beta \leq \mathbb{E} \left( \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2 \varepsilon_j^2}{(\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2)^2} \right)^{\beta/2} \leq \frac{\mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j|^\beta}{(\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2)^{\beta/2}}. \quad (28)$$

Враховуючи співвідношення (19), (20), (26) та (28), одержуємо

$$\mathbb{E} \left| \frac{\theta_2 - \hat{\theta}_{2n}}{\gamma_n} \right|^\beta \max_{1 \leq j \leq n} |x_j|^\beta \leq C \left( \frac{\max_{1 \leq j \leq n} |x_j|}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}} \right)^\beta \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty. \quad (29)$$

Залишається оцінити  $|\theta_1 - \hat{\theta}_{1n}|$ :

$$|\theta_1 - \hat{\theta}_{1n}| = |\theta_1 - (\bar{y} - \hat{\theta}_{2n} \bar{x})| \leq |\theta_2 - \hat{\theta}_{2n}| \cdot |\bar{x}| + |\bar{\varepsilon}|.$$

Оскільки  $|\bar{x}| \leq \max_{1 \leq j \leq n} |x_j|$ , то із (29) випливає збіжність до нуля величини

$$\mathbb{E} \left| \frac{(\theta_2 - \hat{\theta}_{2n}) \bar{x}}{\gamma_n} \right|^\beta, \quad n \rightarrow \infty.$$

З іншого боку, якщо  $0 < \beta < \alpha \leq 1$ , то за (22)

$$\mathbb{E} \left( \frac{|\bar{\varepsilon}|}{\gamma_n} \right)^\beta \leq \frac{n^{1-\beta} \mathbb{E} |\varepsilon_1|^\beta}{\gamma_n^\beta} = \frac{\mathbb{E} |\varepsilon_1|^\beta}{L_2^\beta(n)} \frac{1}{n^{\beta/\alpha + \beta - 1}}.$$

Величина  $\beta/\alpha + \beta - 1 > 0$ , якщо  $\beta > \alpha/(1 + \alpha)$ , і для таких  $\beta$

$$\mathbb{E} (|\bar{\varepsilon}|/\gamma_n)^\beta \rightarrow 0$$

при  $n \rightarrow \infty$ .

У випадку  $1 \leq \beta < \alpha \leq 2$  і  $n \rightarrow \infty$  за законом великих чисел  $\bar{\varepsilon} \rightarrow 0$  м.н., отже співвідношення (12) доведено. Доведення (23) вже не викликає труднощів.  $\square$

*Зауваження 2.* Нехай виконується умова (iii) і  $v_n^2 \geq 1 - \delta$ ,  $\delta > 0$ . Тоді

$$\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2 = \sum_{j=1}^n x_j^2 - \frac{1}{n} \left( \sum_{j=1}^n x_j \right)^2 = d_{2n}^2 (1 - v_n^2) \geq \delta d_{2n}^2,$$

$$\frac{\max_{1 \leq j \leq n} |x_j|}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}} \leq \delta^{-1/2} d_{2n}^{-1} \max_{1 \leq j \leq n} |x_j| \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty.$$

Таким чином, ми бачимо, що умова (26) слабкіша за умови (ii), (iii).

Розглянемо випадок несиметричного розподілу похибок спостережень  $(\varepsilon_j)$ . Зрозуміло, що тут доведеться накладати певні умови на лівий хвіст розподілу в.в.  $(\varepsilon_j)$ .

**Теорема 4.** Нехай в.в.  $\varepsilon_j$  в моделі (1) мають ф.р.  $F(x)$ , яка задовольняє умову (10) для деякого  $\alpha \in [1, 2]$ ,  $\mathbb{E} \varepsilon_j = 0$ ,  $\mathbb{E} \varepsilon_j^2 = \infty$ . Нехай також виконуються умови (i), (ii). Тоді справедлива рівність (12), якщо  $1 \leq \alpha < 2$  або якщо  $\alpha = 2$  і для деякого  $\beta > 1$

$$\mathbb{E} (\varepsilon_j)_-^\beta < \infty. \quad (30)$$

*Доведення теореми 4.* Аналіз отримання оцінки (18) теореми 1 показує, що симетричність в.в.  $\varepsilon_j$  використовувалась лише при застосуванні леми 1. Але при умові  $\mathbb{E} \varepsilon_j = 0$  та  $\beta \geq 1$  лема 1 залишається вірною і в несиметричному випадку (нерівність Марцінцевича-Зигмунда). Таким чином, оцінка (18) справедлива і в умовах теореми 4 при  $\beta \geq 1$ .

Припустимо, що  $1 \leq \alpha < 2$  та виберемо  $\beta = 1$ . Тоді нерівність (18) запишеться так:

$$\mathbb{E} |\hat{Z}_n - Z_n| \leq (q!) \lambda_0^{-q} \left( \sum_{i=1}^q k_i \right) \left( \mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j| \right) n^{-1/2}. \quad (31)$$

Враховуючи (22), маємо

$$\frac{\mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j|}{\gamma_n} \leq \frac{n \mathbb{E} |\varepsilon_1|}{\gamma_n} = \frac{\mathbb{E} |\varepsilon_1|}{L_2(n) n^{1/\alpha - 1}}.$$

Звідси та оцінки (31) отримуємо при  $n \rightarrow \infty$

$$\frac{\mathbb{E} |\hat{Z}_n - Z_n|}{\gamma_n} \leq C \frac{\mathbb{E} |\varepsilon_1|}{L_2(n) n^{1/\alpha + 1/2 - 1}} \rightarrow 0.$$

Із останнього співвідношення так само, як і в теоремі 1, впливає рівність (12).

Залишається розглянути випадок  $\alpha = 2$ . Виберемо  $1 < \beta < 2$  таке, щоб виконувалась умова (30). Тоді із (18) одержуємо

$$\begin{aligned} \frac{\mathbb{E} |\hat{Z}_n - Z_n|^\beta}{\gamma_n^\beta} &\leq C \frac{\mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} |\varepsilon_j|^\beta}{\gamma_n^\beta} n^{-\beta/2} \\ &\leq C \frac{\mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} (\varepsilon_j)_-^\beta + \mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} (\varepsilon_j)_+^\beta}{\gamma_n^\beta} n^{-\beta/2}. \end{aligned} \quad (32)$$

Згідно з рівністю (20) при  $n \rightarrow \infty$

$$\frac{\mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} (\varepsilon_j)_+^\beta}{\gamma_n^\beta} n^{-\beta/2} \rightarrow 0. \quad (33)$$

І далі

$$\frac{\mathbb{E} \max_{1 \leq j \leq n} (\varepsilon_j)_-^\beta}{\gamma_n^\beta} n^{-\beta/2} \leq \frac{n \mathbb{E} (\varepsilon_1)_-^\beta}{n^\beta L_2^\beta(n)} \rightarrow 0. \quad (34)$$

Разом співвідношення (32)–(34) і завершують доведення теореми 4.  $\square$

Розглянемо приклад застосування наведених результатів. Припустимо, що в умовах моделі простої лінійної регресії (25) ми хочемо перевірити гіпотезу:

$$H_0 = \{F \in \text{розподіл Коші}\}$$

при альтернативах:

$$H_1^+ = \{F \in D(\Phi_\alpha), \alpha > 1\}, \quad H_1^- = \{F \in D(\Phi_\alpha), \alpha < 1\}.$$

Якщо  $(x_i)$  задовольняють умови теореми 3, то приходимо до наступного критерію.

Вибираємо в якості статистики  $T_n = \pi \hat{Z}_n^*/n$ . При заданому рівні значущості  $\delta$  відповідні критичні області задаються так:

$$K^+ = \{x: 0 < x < U_{\delta/2}\}, \quad K^- = \{x: U_{1-\delta/2} < x\}, \quad K = K^+ \cup K^-,$$

де  $U_p$  — квантілі рівня  $p$  розподілу  $\Phi_1^2(x)$ . Наприклад, для  $\delta = 0.05$

$$K^+ = \left(0, \frac{2}{\ln(2/\delta)}\right) \approx (0, 0.54), \quad K^- = \left(\frac{2}{\ln(1/(1-\delta/2))}, \infty\right) \approx (79.0, \infty)$$

(на перший погляд допустима область  $\mathbf{R}^1 \setminus K$  здається занадто великою, але треба врахувати ту обставину, що розподіл  $\Phi_1^2(x)$  має важкий хвіст справа).

Тоді, якщо  $T_n \in \mathbf{R}^1 \setminus K$ , то гіпотеза  $H_0$  приймається,

$$\text{якщо } T_n \in K^+, \text{ то приймається } H_1^+,$$

$$\text{якщо } T_n \in K^-, \text{ то приймається } H_1^-.$$

#### ЛІТЕРАТУРА

1. О. В. Іванов, І. К. Мацак, *Граничні теореми для екстремальних залишків у лінійній та нелінійній моделях регресії*, Теорія ймовірн. та мат. статист. **86** (2012), 69–80.
2. B. V. Gnedenko, *Sur la distribution limit du terme maximum d'une serie aleatoire*, Ann. Math. **44** (1943), 423–453.
3. Я. Галамбош, *Асимптотическая теория экстремальных порядковых статистик*, “Наука”, Москва, 1984.
4. М. Лидбеттер, Г. Линдгрэн, Х. Ротсен, *Экстремумы случайных последовательностей и процессов*, “Мир”, Москва, 1989.
5. В. В. Петров, *Суммы независимых случайных величин*, “Наука”, Москва, 1972.
6. Г. Пешкир, А. Н. Ширяев, *Неравенства Хинчина и мартингальное расширение сферы их действия*, УМН **50** (1995), № 3, 3–62.
7. В. Феллер, *Введение в теорию вероятностей и ее приложения*, т. 2, “Мир”, Москва, 1967.
8. J. Pickands, *Moment convergence of sample extremes*, Ann. Math. Statist. **39** (1968), № 3, 881–889.
9. Е. Сенета, *Правильно меняющиеся функции*, “Наука”, Москва, 1985.

Національний технічний університет “Київський політехнічний інститут”, пр. Перемоги, 37, Київ 03056

Адреса електронної пошти: alexntuu@gmail.com

Київський національний університет ім. Тараса Шевченка, пр. Глушкова 2, корп. 6, Київ 03127

Адреса електронної пошти: mik@unicyb.kiev.ua

Надійшла 17/07/2012