

# A Note on LS Berry-Esseen Estimator in Simple Linear EV Regression Model

Jiao Meng, Mingming Yu

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu  
Email: [zbmengjiao@sina.com](mailto:zbmengjiao@sina.com), [mengyilianmeng@163.com](mailto:mengyilianmeng@163.com)

Received: Jan. 26<sup>th</sup>, 2015; accepted: Feb. 11<sup>th</sup>, 2015; published: Feb. 17<sup>th</sup>, 2015

Copyright © 2015 by authors and Hans Publishers Inc.  
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).  
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

---

## Abstract

In this paper, we study the convergence rate of the central limit theorems for LS estimator in simple linear errors-in-variables (EV) regression model. Further, its application has been introduced detailedly by Miao, Yang and Shen in [1].

## Keywords

Central Limit Theorem, Convergence Rate, EV Regression Model, LS Estimator

---

# 简单线性EV回归模型中最小二乘估计量的Berry-Esseen估计

孟 娇, 于明明

南京航空航天大学, 江苏 南京  
Email: [zbmengjiao@sina.com](mailto:zbmengjiao@sina.com), [mengyilianmeng@163.com](mailto:mengyilianmeng@163.com)

收稿日期: 2015年1月26日; 录用日期: 2015年2月11日; 发布日期: 2015年2月17日

---

## 摘 要

本论文的目的是研究简单线性存在误差项(EV)退化模型的最小二乘估计量中心极限定理的收敛速度。进

一步, Miao, Yang和Shen在[1]中对其实际应用做了详细的介绍。

## 关键词

中心极限定理, 收敛速度, EV退化模型, 最小二乘法估计量

## 1. 介绍

本文我们讨论下面 EV 模型[2]:

$$\eta_i = \theta + \beta x_i + \varepsilon_i, \quad \xi_i = x_i + \delta_i, \quad 1 \leq i \leq n \quad (1)$$

并且满足下列假设:

- (1)  $\theta, \beta, x_1, x_2, \dots$  是未知常数;
- (2)  $(\varepsilon_1, \delta_1), (\varepsilon_2, \delta_2), \dots$  是独立同分布 (i.i.d.) 随机变量,  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots$  是 i.i.d.,  $\delta_1, \delta_2, \dots$  是 i.i.d., 且

$$E\delta_1 = E\varepsilon_1 = 0, \quad 0 < \text{Var}(\delta_1) = \sigma_1^2, \quad \text{Var}(\varepsilon_1) = \sigma_2^2 < \infty;$$

- (3)  $\xi_i, \eta_i, i = 1, 2, \dots$  是可观测值。

根据(1), 我们可得出

$$\eta_i = \theta + \beta \xi_i + \nu_i, \quad \nu_i = \varepsilon_i - \beta \delta_i, \quad 1 \leq i \leq n. \quad (2)$$

其中(2)是关于  $\eta_i$  的常见的退化模型, 我们得到  $\theta$  和  $\beta$  的最小二乘法估计量

$$\hat{\beta}_n = \frac{\sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)(\eta_i - \bar{\eta}_n)}{\sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)^2}, \quad \hat{\theta}_n = \bar{\eta}_n - \hat{\beta}_n \bar{\xi}_n, \quad (3)$$

其中  $\bar{\xi}_n = n^{-1} \sum_{i=1}^n \xi_i$ , 我们可用相同的方法去定义  $\bar{\eta}_n, \bar{\delta}_n$ 。

很多学者讨论了估计量的渐近性质和应用。Miao 和 Liu 在[3]中给出了它的中偏差原理, Miao, Yang 和 Shen 在[1]中得到其中心极限定理, 有如下结论:

**定理 A:** 令  $S_n = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2$ , 假设

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{\sqrt{S_n}} = 0. \quad (4)$$

并且存在一个常数  $\alpha > 0$ , 使得  $E|\varepsilon_i|^{2+\alpha} < \infty, E|\delta_i|^{2+\alpha} < \infty$  且  $\lim_{n \rightarrow \infty} \max_{1 \leq i \leq n} \frac{|x_i - \bar{x}_n|}{\sqrt{S_n}} = 0$ ,

则得到  $\hat{\beta}_n - \beta$  的渐进性质, 即

$$\frac{\sqrt{S_n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} (\hat{\beta}_n - \beta) \rightarrow N(0, 1),$$

其中  $N(0, 1)$  是标准正态分布。

**定理 B:** 当满足定理 A 的所有假设且满足条件:  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{n \bar{x}_n^2} = \infty$ , 则  $\hat{\theta}_n$  的渐进性质为:

$$\frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} (\hat{\theta}_n - \theta) \rightarrow N(0, 1).$$

上述结论我们可以参见[4]-[6], 本文我们讨论定理 A 和定理 B 中的收敛速度, 也就是中心极限定理的收敛速度。本文中 C 表示一个正常数。

我们有如下重要的结论:

**定理 1.1:** 满足定理 A 的所有假设, 当  $n$  充分大时

$$\sup_{x \in R} \left| P \left( \frac{\sqrt{S_n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} (\hat{\beta}_n - \beta) \leq x \right) - \Phi(x) \right| \leq C \max \left\{ L_{n,\alpha}, n^{\frac{1}{2}} S_n^{-\frac{1}{4}} \right\}, \quad (5)$$

其中  $\Phi(x)$  是标准正态分布的分布函数且  $L_{n,\alpha} = S_n^{-(1+\frac{\alpha}{2})} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}_n|^{2+\alpha}$ .

**定理 1.2:** 满足定理 B 的所有假设, 当  $n$  充分大时

$$\sup_{x \in R} \left| P \left( \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} (\hat{\theta}_n - \theta) \leq x \right) - \Phi(x) \right| \leq C N_n, \quad (6)$$

其中

$$N_n = \max \left\{ n^{-\frac{1}{2}}, \left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{4}} \left( \log \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{2}}, L_{n,\alpha}, n^{\frac{1}{2}} S_n^{-\frac{1}{4}} \right\}.$$

注 1.1(1) 满足定理 A 的所有假设, 我们得到

$$L_{n,\alpha} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}_n|^{2+\alpha}}{\left( \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2 \right)^{1+\frac{\alpha}{2}}} \leq \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2 \cdot \max_{1 \leq i \leq n} |x_i - \bar{x}_n|^\alpha}{\left( \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2 \right)^{1+\frac{\alpha}{2}}} = \max_{1 \leq i \leq n} \frac{|x_i - \bar{x}_n|^\alpha}{S_n^{\frac{\alpha}{2}}} \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty$$

且  $n^{\frac{1}{2}} S_n^{-\frac{1}{4}} \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$ . 因此, 根据定理 1.1 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left( \frac{\sqrt{S_n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} (\hat{\beta}_n - \beta) \leq x \right) = \Phi(x).$$

(2) 满足定理 B 的所有假设, 我们知道  $\frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \rightarrow 0, \log \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \rightarrow \infty$ . 随即可以得到

$$\left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{4}} \rightarrow 0, \quad \left( \log \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{2}} \rightarrow 0.$$

所以有

$$\left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{4}} \left( \log \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{2}} \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty,$$

因此

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left( \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} (\hat{\theta}_n - \theta) \leq x \right) = \Phi(x).$$

为了证明定理内容, 我们给出以下引理。其中(1)的证明方法比较简单, (2)的证明可以参见[7]。

**引理 1.1:** 令  $X, Y, Z$  是定义在概率空间  $(\Omega, F, P)$  上的三个随机变量, 并且  $P(Z > 0) > 0$ . 则对于任意的  $\varepsilon > 0$ , 有

$$(1) \sup_{x \in \mathcal{R}} |P(X+Y \leq x) - \Phi(x)| \leq \sup_{x \in \mathcal{R}} |P(X \leq x) - \Phi(x)| + P(|Y| > \varepsilon) + \varepsilon;$$

$$(2) \sup_{x \in \mathcal{R}} \left| P\left(\frac{X}{Z} \leq x\right) - \Phi(x) \right| \leq \sup_{x \in \mathcal{R}} |P(X \leq x) - \Phi(x)| + P(|Z-1| > \varepsilon) + \varepsilon.$$

## 2. 定理的证明

下面为了计算方便，我们令

$$\hat{\beta}_n - \beta = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)^2} \left( \sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n) \varepsilon_i - \beta \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n) \delta_i - \beta \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2 \right) \quad (7)$$

和

$$\hat{\theta}_n - \theta = (\hat{\beta}_n - \beta) \bar{x}_n + (\hat{\beta}_n - \beta) \bar{\delta}_n - \beta \bar{\delta}_n + \bar{\varepsilon}_n. \quad (8)$$

为了证明定理内容，我们引入下面引理

**引理 2.1:** 对于任意的  $\varepsilon > 0$ ，我们得到

$$P \left( \frac{\left| \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i \right|}{\sqrt{S_n}} \geq \varepsilon \right) \leq \frac{n\sigma_1\sigma_2}{\varepsilon\sqrt{S_n}}.$$

**证明:** 对于所有的  $1 \leq i \leq n$ ，根据 Holder 不等式即可得到

$$E \left| (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i \right| \leq \left( E(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left( E\varepsilon^2 \right)^{\frac{1}{2}},$$

所以有

$$\sum_{i=1}^n E \left| (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i \right| \leq n \left( E(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left( E\varepsilon^2 \right)^{\frac{1}{2}}.$$

根据马尔可夫不等式可得

$$P \left( \frac{\left| \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i \right|}{\sqrt{S_n}} \geq \varepsilon \right) \leq \frac{1}{\varepsilon\sqrt{S_n}} \sum_{i=1}^n E \left| (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i \right| \leq \frac{n}{\varepsilon\sqrt{S_n}} \left( E(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left( E\varepsilon^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq \frac{n\sigma_1\sigma_2}{\varepsilon\sqrt{S_n}}.$$

**引理 2.2:** 对于任意的  $\varepsilon > 0$ ，我们得到

$$P \left( \left| \frac{\sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)^2}{S_n} - 1 \right| \geq \varepsilon \right) \leq \frac{2n(2+\varepsilon)\sigma_1^2}{\varepsilon^2 S_n}.$$

**证明:** 根据简单的计算，我们得到

$$\sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2 + 2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)(\delta_i - \bar{\delta}_n) + \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2,$$

因此有

$$\left| \sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)^2 - S_n \right| \leq \frac{\varepsilon}{2} S_n + \frac{2+\varepsilon}{\varepsilon} \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2.$$

最后，根据马尔可夫不等式得到

$$P\left(\left|\frac{\sum_{i=1}^n(\xi_i - \bar{\xi}_n)^2}{S_n} - 1\right| \geq \varepsilon\right) \leq P\left(\sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2 \geq \frac{\varepsilon^2 S_n}{2(2+\varepsilon)}\right) \leq \frac{2n(2+\varepsilon)\sigma_1^2}{\varepsilon^2 S_n}.$$

因为  $(\varepsilon_1, \delta_1), (\varepsilon_2, \delta_2), \dots$  是 *i.i.d.*, 根据[8]中第五章定理 6, 我们可以得到

**引理 2.3:** 假设存在一个常数  $0 < \alpha \leq 1$ , 使得  $E|\varepsilon_1|^{2+\alpha} < \infty$  和  $E|\delta_1|^{2+\alpha} < \infty$ , 则有

$$\sup_{x \in R} \left| P\left(\frac{\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x}_n)(\varepsilon_i - \beta\delta_i)}{\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} \leq x\right) - \Phi(x) \right| \leq CL_{n,\alpha}.$$

**引理 2.4:** 当引理 2.3 的条件满足时, 我们得到

$$\sup_{x \in R} \left| P\left(\frac{\sqrt{S_n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}}(\hat{\beta}_n - \beta) \leq x\right) - \Phi(x) \right| \leq CM_n,$$

其中

$$M_n = \max\left\{L_{n,\alpha}, n^{\frac{1}{2}}S_n^{-\frac{1}{4}}, S_n^{-\frac{1}{2}}, n^{\frac{1}{2}}S_n^{-\frac{3}{4}}\right\}.$$

**证明:** 对于任意的  $\varepsilon > 0$ , 根据(7)和引理 1.1(2)

$$\sup_{x \in R} \left| P\left(\frac{\sqrt{S_n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}}(\hat{\beta}_n - \beta) \leq x\right) - \Phi(x) \right| = I_1 + I_2 + \varepsilon, \quad (9)$$

其中

$$I_1 = P\left(\left|\frac{\sum_{i=1}^n(\xi_i - \bar{\xi}_n)^2}{S_n} - 1\right| \geq \varepsilon\right),$$

$$I_2 = \sup_{x \in R} \left| P\left(\frac{\sum_{i=1}^n(\xi_i - \bar{\xi}_n)\varepsilon_i - \beta\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x}_n)\delta_i - \beta\sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} \leq x\right) - \Phi(x) \right|.$$

根据引理 2.2 即可得到

$$I_1 \leq \frac{2n(2+\varepsilon)\sigma_1^2}{\varepsilon^2 S_n}. \quad (10)$$

现在我们只需去估计  $I_2$  的值。因为  $\xi_i = x_i + \delta_i$ , 所以  $\bar{\xi}_n = \bar{x}_n + \bar{\delta}_n$ 。

$$\begin{aligned} & P\left(\frac{\sum_{i=1}^n(\xi_i - \bar{\xi}_n)\varepsilon_i - \beta\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x}_n)\delta_i - \beta\sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} \leq x\right) \\ &= P\left(\frac{\sum_{i=1}^n(x_i + \delta_i - (\bar{x}_n + \bar{\delta}_n))\varepsilon_i - \beta\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x}_n)\delta_i - \beta\sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} \leq x\right) \\ &= P\left(\frac{\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x}_n)\varepsilon_i + \sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)\varepsilon_i - \beta\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x}_n)\delta_i - \beta\sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} \leq x\right) \\ &= P\left(\frac{\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x}_n)(\varepsilon_i - \beta\delta_i) + \sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)\varepsilon_i - \beta\sum_{i=1}^n(\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}} \leq x\right) \end{aligned}$$

所以根据引理 1.1(1), 有

$$\begin{aligned}
& \left| P \left( \frac{\sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n) \varepsilon_i - \beta \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n) \delta_i - \beta \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \leq x \right) - \Phi(x) \right| \\
&= \left| P \left( \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n) (\varepsilon_i - \beta \delta_i) + \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i - \beta \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \leq x \right) - \Phi(x) \right| \\
&\leq \left| P \left( \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n) (\varepsilon_i - \beta \delta_i)}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \leq x \right) - \Phi(x) \right| + P \left( \left| \frac{\sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i - \beta \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \right| > \varepsilon \right) \\
&\leq \left| P \left( \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n) (\varepsilon_i - \beta \delta_i)}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \leq x \right) - \Phi(x) \right| + P \left( \left| \frac{\sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \right| \geq \frac{\varepsilon}{2} \right) \\
&\quad + P \left( \left| \frac{\beta \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \right| \geq \frac{\varepsilon}{2} \right)
\end{aligned}$$

所以

$$I_2 \leq I_{21} + I_{22} + I_{23} + \varepsilon, \quad (11)$$

其中

$$\begin{aligned}
I_{21} &= P \left( \left| \frac{\sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n) \varepsilon_i}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \right| \geq \frac{\varepsilon}{2} \right), \quad I_{22} = P \left( \frac{\beta \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \geq \frac{\varepsilon}{2} \right), \\
I_{23} &= \sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P \left( \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n) (\varepsilon_i - \beta \delta_i)}{\sqrt{S_n} \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \leq x \right) - \Phi(x) \right|.
\end{aligned}$$

根据引理 2.1 和引理 2.2, 我们可以得到

$$I_{21} \leq \frac{2n\sigma_1\sigma_2}{\varepsilon\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}}, \quad I_{22} \leq \frac{2\beta n\sigma_1^2}{\varepsilon\sqrt{S_n}\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta\delta_1)}}, \quad I_{23} \leq CL_{n,\alpha}. \quad (12)$$

令  $\varepsilon = \frac{n^{1/2}}{S_n^{1/4}}$ , 结合(9), (10), (11), (12), 我们可以得到引理 2.4 的证明。

**引理 2.5:** 当引理 2.3 的条件成立时, 我们得到

$$\sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P \left( \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} (\hat{\theta}_n - \theta) \leq x \right) - \Phi(x) \right| \leq CW_n,$$

其中

$$W_n = \max \left\{ n^{-\frac{1}{2}}, \left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{4}}, \left( \log \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{-\frac{1}{2}}, \left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{2}}, \left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^2, \left( \frac{1}{(1+n\bar{x}_n^2)S_n} \right)^{\frac{1}{2}}, M_n \right\}.$$

**证明:** 通过(8)和引理 1.1(1), 对于任意的  $\varepsilon > 0$ ,

$$\sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P \left( \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} (\hat{\theta}_n - \theta) \leq x \right) - \Phi(x) \right| \leq J_1 + J_2 + \varepsilon, \quad (13)$$

其中

$$J_1 = \sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P \left( \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} (\bar{\varepsilon}_n - \beta \bar{\delta}_n) \leq x \right) - \Phi(x) \right|,$$

$$J_2 = P \left( \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} \left| (\beta - \hat{\beta}_n) (\bar{x}_n + \bar{\delta}_n) \right| \geq \varepsilon \right).$$

对于  $J_1$ ，根据[8]中第五章的定理 4，我们可以得到

$$J_1 \leq Cn^{-\frac{1}{2}}. \quad (14)$$

下面我们只需去估计  $J_2$  的值。首先我们知道

$$J_2 \leq J_{21} + J_{22}, \quad (15)$$

其中

$$J_{21} = P \left( \frac{\sqrt{S_n}}{\sqrt{\text{Var}(\varepsilon_1 - \beta \delta_1)}} |\hat{\beta}_n - \beta| \geq 2 \left( \log \frac{S_n}{1 + n\bar{x}_n^2} \right)^{1/2} \right),$$

$$J_{22} = P \left( \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{S_n}} |\bar{x}_n + \bar{\delta}_n| \geq \frac{\varepsilon}{2} \left( \log \frac{S_n}{1 + n\bar{x}_n^2} \right)^{-1/2} \right).$$

根据不等式  $\Phi(-2(\log T)^{1/2}) \leq CT^{-2}$ ，其中  $C > 0$  是一个常数。因此根据定理 1.1

$$J_{21} \leq 2\Phi \left( -2 \left( \log \frac{S_n}{1 + n\bar{x}_n^2} \right)^{1/2} \right) + CM_n \leq 2C \left( \frac{1 + n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^2 + CM_n.$$

进一步通过 Chebyshev 不等式，我们有

$$J_{22} \leq \frac{8n \left( \bar{x}_n^2 + \frac{\sigma_1^2}{n} \right)}{S_n \varepsilon^2} \log \frac{S_n}{1 + n\bar{x}_n^2}. \quad (16)$$

令  $\varepsilon = \left( \frac{1 + n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{4}} \left( \log \frac{1 + n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{2}}$ ，结合(13)，(14)，(15)，(16)和  $J_{21}$  的估计，我们可以证明引理 2.5。

**定理 1.1 和定理 1.2 的证明：** 因为  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{\sqrt{S_n}} = 0$ ，因此根据引理 2.4，当  $n$  充分大时，

$$M_n = \max \left\{ L_{n,\alpha}, n^2 S_n^{-\frac{1}{4}} \right\}, \quad (17)$$

因此我们可以证明定理 1.1。

对于定理 1.2，当  $n$  充分大时，

$$\left( \frac{1}{(1+n\bar{x}_n^2)S_n} \right)^{\frac{1}{2}} \leq \frac{1}{n}, \left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^2 \leq \left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{2}} \leq \left( \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{\frac{1}{4}} \left( \log \frac{1+n\bar{x}_n^2}{S_n} \right)^{-\frac{1}{2}}.$$

结合引理 2.5 和(17)，我们可以得到定理 1.2.

## 基金项目

本论文是在我的老师和同学于明明的协助下完成的，感谢南京航空航天大学数学系的各位老师给予我的指导和帮助，感谢各位文献作者的成果给予我们的借鉴。

## 参考文献 (References)

- [1] Miao, Y., Yang, G.Y. and Shen, L.M. (2007) The central limit theorem for LS estimator in simple linear EV regression models. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, **36**, 2263-2272.
- [2] Liu, J.X. and Chen, X.R. (2005) Consistency of LS estimator in simple linear EV regression model. *Acta Mathematica Scientia*, **25B**, 50-58.
- [3] Miao, Y. and Liu, W.A. (2009) Moderate deviations for LS estimator in simple linear EV regression model. *Journal of Statistical Planning and Inference*, **139**, 3122-3131.
- [4] Cui, H.J. (1997) Asymptotic normality of M-estimator in the EV model. *Journal of System Science and Mathematics*, **10**, 225-236.
- [5] Deaton, A. (1985) Panel data from a time series of cross-sections. *Journal of Econometrics*, **30**, 109-126.
- [6] Gleser, L.J. (1981) Estimation in a multivariate "error in variables" regression model: Large sample results. *Annals of Statistics*, **9**, 24-44.
- [7] Michel, R. and Pfanzagl, J. (1971) The accuracy of normal approximation for minimum contrast estimates. *Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und Verwandte Gebiete*, **18**, 73-84.
- [8] Petrov, V.V. (1975) Sums of independent random variables. Springer, Berlin.



汉斯出版社为全球科研工作者搭建开放的网络学术中文交流平台。自2011年创办以来，汉斯一直保持着稳健快速发展。随着国内外知名高校学者的陆续加入，汉斯电子期刊已被450多所大中华地区高校图书馆的电子资源采用，并被中国知网全文收录，被学术界广为认同。

汉斯出版社是国内开源（Open Access）电子期刊模式的先行者，其创办的所有期刊全部开放阅读，即读者可以通过互联网免费获取期刊内容，在非商业性使用的前提下，读者不支付任何费用就可引用、复制、传播期刊的部分或全部内容。

