

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการวิจัย

การศึกษาความถดถอยเชิงเส้นแบบง่ายในการวิจัยครั้งนี้ สิ่งที่น่าสนใจศึกษาก็คือวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ เมื่อลักษณะค่าคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์กันและความแปรปรวนไม่คงที่ โดยมีรายละเอียดต่าง ๆ เป็นดังนี้

2.1 การประมาณค่าพารามิเตอร์

ในกรณีที่ผู้วิจัยต้องการตัวสถิติสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์นั้น โดยอาศัยวิธีการกำลังสองต่ำสุด และวิธีการกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไป ซึ่งรายละเอียดของแต่ละวิธีเป็นดังนี้

2.1.1 วิธีการกำลังสองต่ำสุด (Ordinary Least Square)

วิธีการหาตัวประมาณพารามิเตอร์วิธีนี้ เป็นวิธีที่มีรากฐานมาจากทฤษฎีการประมาณเชิงเส้น (Theory of Linear Estimation) โดยมีหลักเกณฑ์ดังนี้คือ ใ้หาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ผลบวกกำลังสองของผลต่างของค่าสังเกตได้จากค่าคาดหวังของตัวแปรที่มีค่าต่ำสุด ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ จำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องมีข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย เพื่อช่วยให้การวิเคราะห์มีแบบแผนและง่ายขึ้น

รูปแบบความถดถอยเชิงเส้นแบบง่าย

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย มีดังนี้คือ

1. ค่าคลาดเคลื่อน (ε_t) เป็นตัวแปรสุ่ม
2. $E(\varepsilon_t) = 0$ (Zero mean)
3. $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = \sigma^2$ เมื่อ $s = t$ (Homoscedasticity)
4. $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = 0$ เมื่อ $s \neq t$ (Nonautocorrelation)
5. ตัวแปรอิสระ X เป็นค่าคงที่ (Nonstochastic)

จากหลักเกณฑ์ดังกล่าวข้างต้น จะทำการหาตัวประมาณค่าสัมประสิทธิ์ค่าสุดท้ายสุด โดยพิจารณาจากสมการถดถอย $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \epsilon_t$ เพื่อให้เป็นรูปแบบทั่วไป จึงเขียนสมการถดถอยอยู่ในรูปเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$\tilde{Y} = X\beta + \epsilon \quad \text{----- (1)}$$

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix}$$

- เมื่อ \tilde{Y} คือเวกเตอร์ขนาด $n \times 1$ ของตัวแปรตาม Y
 β คือเวกเตอร์ขนาด $k \times 1$ ของพารามิเตอร์ ในที่นี้ $k=2$
 ϵ คือเวกเตอร์ขนาด $n \times 1$ ของค่าคลาดเคลื่อน (Error term)
 X คือเมทริกซ์ขนาด $n \times k$ ของสัมประสิทธิ์ของพารามิเตอร์ β

ให้ $\hat{\beta}$ เป็นเวกเตอร์ของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ β ซึ่งเมื่อแทนที่ $\hat{\beta}$ ลงในสมการ (1) จะได้

$$\tilde{Y} = X\hat{\beta} + \epsilon$$

$$\text{เมื่อ } \epsilon = \hat{\epsilon} = \tilde{Y} - X\hat{\beta}$$

พิจารณามลบลวกกำลังสองความคลาดเคลื่อน (Sum Square of Residual) : SSE

$$SSE = \sum_{t=1}^n e_t^2$$

$$\begin{aligned}
 &= \mathbf{e}'\mathbf{e} \\
 &= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta})'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}) \\
 &= (\mathbf{y}' - \hat{\beta}'\mathbf{X}')(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}) \\
 &= \mathbf{y}'\mathbf{y} - \mathbf{y}'\mathbf{X}\hat{\beta} - \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{y} + \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} \\
 &= \mathbf{y}'\mathbf{y} - 2\hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{y} + \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta}
 \end{aligned}$$

การหาค่าต่ำสุดของผลบวกกำลังสองความคลาดเคลื่อน ทำได้โดยการหาอนุพันธ์ของผลบวกกำลังสองความคลาดเคลื่อนเทียบกับ $\hat{\beta}$ แล้วกำหนดให้เท่ากับ 0 ดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\beta}} \mathbf{e}'\mathbf{e} = \frac{\partial}{\partial \hat{\beta}} (\mathbf{y}'\mathbf{y} - 2\hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{y} + \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta}) = 0$$

และเมื่อทำการหาอนุพันธ์ จะได้สมการปกติ คือ

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})\hat{\beta} = \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

ดังนั้น $\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y}$ คือ ค่าประมาณค่าไม่เอนเอียงของ β

2.1.2 วิธีการกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไป (Generalized Least Square)

ในสถานการณ์ทางปฏิบัติอาจพบว่า $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq 0$ ในทุกค่าของ $s \neq t$ และ $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq \sigma^2$ ในทุกค่าของ $s=t$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความสัมพันธ์กันและความแปรปรวนไม่คงที่ตามลำดับ ซึ่งเป็นลักษณะที่ไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย ในสถานการณ์เช่นนี้ $E(\varepsilon_s \varepsilon_t)$ จะมี $\sigma^2 \mathbf{I}_n$ แต่กลับพบว่า $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = \sigma^2 \Omega$ โดยที่

Ω เป็น Symmetric Positive Definite Matrix* ขนาด $n \times n$ โดยอาศัยเทคนิคการแปลงข้อมูล (Transformation Technique) เพื่อหาตัวประมาณค่ากำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไปได้ดังนี้

เนื่องจาก $E(\varepsilon\varepsilon')$ = $\sigma^2 \Omega$ โดยที่ Ω เป็น Symmetric Positive Definite Matrix จึงสามารถหาเมตริกซ์ T ที่ทำให้ $T'T = \Omega^{-1}$ ได้ทำให้สามารถแปลงรูปสมการ $Y = X\beta + \varepsilon$ ที่ $E(\varepsilon\varepsilon')$ = $\sigma^2 \Omega$ ได้ดังนี้

$$\text{จากสมการ } Y = X\beta + \varepsilon$$

คูณด้านหน้าตลอดด้วย T จะได้

$$TY = TX\beta + T\varepsilon$$

$$\text{หรือ } Y^* = X^*\beta + \varepsilon^* \text{ ----- (2)}$$

$$\text{โดยที่ } Y^* = TY, X^* = TX \text{ และ } \varepsilon^* = T\varepsilon$$

จากสมการ (2) จะพบว่า

$$E(\varepsilon^*\varepsilon^{*'}) = E(T\varepsilon\varepsilon'T')$$

$$= T E(\varepsilon\varepsilon') T'$$

$$= \sigma^2 T \Omega T'$$

$$= \sigma^2 I_n$$

* Positive Definite Matrix คือ เมตริกซ์ที่ให้ค่า Characteristic Value เป็นบวกทุกค่า โดยปกติใน GLS ถือว่า σ^2 เป็นพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า ขณะที่ Ω เป็นเมตริกซ์ที่ต้องทราบค่าของสมาชิกทุกตัว แต่ในทางปฏิบัติมักไม่ทราบค่าสมาชิกของ Ω ซึ่งจะทราบได้ก็โดยการประมาณค่าสมาชิกของ Ω ด้วยวิธีที่เหมาะสม สมการประมวลผลโดยใช้ค่าประมาณ $\hat{\Omega}$ เรียกว่า Estimated Generalized Least Square : EGLS

ซึ่งแสดงให้เห็นว่าสมการ $Y^* = X^* \beta + \epsilon^*$ มีคุณสมบัติสอดคล้องกับข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่ว่า $E(\epsilon_s^* \epsilon_t^*) = 0$; $s \neq t$ และ $E(\epsilon_s^* \epsilon_t^*) = \sigma^2$; $s = t$ ซึ่งสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ β ได้ โดยวิธี OLS ดังที่กล่าวมาแล้วในตอนต้นดังนี้

ให้ $\hat{\beta}^*$ เป็น OLS-estimator ของ β และเมื่อแทนที่ $\hat{\beta}^*$ ลงในสมการ (2) จะได้

$$Y^* = X^* \hat{\beta}^* + \epsilon^* \quad \text{และ} \quad \epsilon^* = Y^* - X^* \hat{\beta}^*$$

โดยอาศัยเทคนิคการหาค่าต่ำสุดของผลบวกกำลังสองความคลาดเคลื่อน จะพบว่า

$$\begin{aligned} \hat{\beta}^* &= (X^* X^*)^{-1} (X^* Y^*) \\ &= [(TX)' (TX)]^{-1} (TX)' (TY) \\ &= (X' T' T X)^{-1} (X' T') (TY) \\ &= (X' \Omega^{-1} X)^{-1} (X' T' T Y) \end{aligned}$$

ดังนั้น $\hat{\beta}^* = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} (X' \Omega^{-1} Y)$ คือค่าประมาณที่ไม่เอนเอียงของ β

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2.2 วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์

เมื่อข้อมูลมีลักษณะไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์กันและความแปรปรวนไม่คงที่ เป็นการขัดแย้งต่อข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่ว่า $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = 0$ ในทุกค่าของ $s \neq t$ และ $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = \sigma^2$ ในทุกค่าของ $s = t$ ตามลำดับในการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับงานวิจัยครั้งนี้ จะอาศัยวิธีการกำลังสองต่ำสุด (OLS) และวิธีการกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไป (GLS) โดยมีรายละเอียดดังนี้

2.2.1 วิธีการกำลังสองต่ำสุด

การประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธีการกำลังสองต่ำสุดในกรณีนี้เป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มิได้คำนึงถึงข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย แสดงว่า ค่าคลาดเคลื่อนมีลักษณะเป็นทั้งสหสัมพันธ์กัน และความแปรปรวนไม่คงที่ ซึ่งสามารถหาตัวประมาณ β ได้จาก

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} (X'Y)$$

2.2.2 วิธีการกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไป

การประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไปในกรณีนี้เป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่คำนึงถึงข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย โดยมีรายละเอียดดังนี้

2.2.2.1 วิธีการกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไป ในการแก้ปัญหาเฉพาะลักษณะของความคลาดเคลื่อนที่มีความแปรปรวนไม่คงที่

เป็นวิธีการที่คำนึงเฉพาะข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย ที่กล่าวไว้ว่า ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ โดยสามารถแยกจำแนกตามความผันแปรของความแปรปรวนได้ดังนี้

กรณีที่ 1 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรทำไปตามตัวแปรอิสระ

$$\text{นั่นคือ } V(\varepsilon_t) = \sigma^2 X_t^2 \quad t = 1, 2, \dots, n$$

จะได้ว่า ค่าประมาณของพารามิเตอร์ β คือ

$$\hat{\beta}' = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} (X' \Omega^{-1} Y)$$

เมื่อ

$$\Omega = \begin{bmatrix} x_1^2 & & & \phi \\ & x_2^2 & & \\ \phi & & \ddots & \\ & & & x_n^2 \end{bmatrix}$$

กรณีที่ 2 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรค่าไปตามตัวแปรตาม

$$\text{นั่นคือ } V(\varepsilon_t) = \sigma^2 [E(Y_t)]^2 \text{ เมื่อ } t = 1, 2, \dots, n$$

จะได้ว่า ค่าประมาณของพารามิเตอร์ β คือ

$$\hat{\beta}'' = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} (X' \hat{\Omega}^{-1} Y)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1^2 & & & \phi \\ & \hat{y}_2^2 & & \\ \phi & & \ddots & \\ & & & \hat{y}_n^2 \end{bmatrix}$$

โดยที่ \hat{y}_t เป็นค่าประมาณของ Y_t ที่ได้จากข้อมูลจริง โดยอาศัยวิธี

กำลังสองต่ำสุด

กรณีที่ 3 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน ผันแปรค่าแบบกลุ่ม

$$\text{นั่นคือ } V(\epsilon_t) = \sigma^2 Z_t \text{ เมื่อ } t = 1, 2, \dots, n$$

โดย Z_t มีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม (Uniform Distribution) จะได้ว่า
ค่าประมาณของพารามิเตอร์ β มีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : จากข้อมูล (Y_t, X_t) ให้จัดเรียงลำดับข้อมูลเสียใหม่
โดยเรียงลำดับจากน้อยไปหามากตามค่า X_t

ขั้นตอนที่ 2 : แบ่งข้อมูลจากขั้นตอนที่ 1 ออกเป็น 3 ส่วนให้มีขนาด n_1, n_2
และ n_3 โดยที่แต่ละส่วนมีขนาดเท่ากันหรือใกล้เคียงกัน นั่นคือ $n_1 = n_2 = \frac{n}{3}$
 $n_3 = n - n_1 - n_2$

ขั้นตอนที่ 3 : ประมาณค่าความแปรปรวน (S_i^2) จากสูตร

$$S_i^2 = \frac{1}{n_i - 2} \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \hat{\beta}_{0i} - \hat{\beta}_{1i} X_{ij})^2$$

เมื่อ

S_i^2 คือ ค่าความแปรปรวนของข้อมูลกลุ่มที่ i , $i = 1, 2, 3$

n_i คือ จำนวนข้อมูลในกลุ่มที่ i

Y_{ij} คือ ค่าสังเกตของ Y ในกลุ่มที่ i ลำดับที่ j

X_{ij} คือ ค่าสังเกตของ X ในกลุ่มที่ i ลำดับที่ j

$\hat{\beta}_{0i}$, $\hat{\beta}_{1i}$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยของค่าสังเกตกลุ่มที่ i โดยวิธี OLS

ขั้นตอนที่ 4 : ประมาณค่าพารามิเตอร์ β จากสูตร

$$\hat{\beta}''' = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} (X' \hat{\Omega}^{-1} Y)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} s_1^2 I_{n_1} & & \phi \\ & s_2^2 I_{n_2} & \\ \phi & & s_3^2 I_{n_3} \end{bmatrix}$$

โดย I_{n_i} เป็น Identity matrix ขนาด n_i

2.2.2.2 วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไปในการแก้ปัญหาเฉพาะลักษณะ

ของความคลาดเคลื่อนที่มีสหสัมพันธ์กัน

เป็นวิธีการที่คำนึงเฉพาะข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย
ที่กล่าวไว้ว่า ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กัน นั่นคือ ลักษณะของความคลาดเคลื่อนที่นำ
มาพิจารณาก็คือ

$$E(\epsilon_s \epsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\epsilon_t = \rho \epsilon_{t-1} + v_t$$

เมื่อ $|\rho| < 1$

$$v_t \sim N(0, \sigma^2 v)$$

จะได้ว่า ค่าประมาณของพารามิเตอร์ คือ

$$\hat{\beta}^* = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} (X' \hat{\Omega}^{-1} Y)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho} & \hat{\rho}^2 & \dots & \hat{\rho}^{n-1} \\ \hat{\rho} & 1 & \hat{\rho} & \dots & \hat{\rho}^{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\rho}^{n-1} & \hat{\rho}^{n-2} & \hat{\rho}^{n-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=2}^n e_t^2}$$

$e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ ซึ่ง \hat{Y}_t เป็นค่าประมาณของ Y_t ที่ได้จากข้อมูลจริง โดยอาศัยวิธี OLS

2.2.2.3 วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบทั่วไปในการแก้ปัญหา ทั้งลักษณะของความคลาดเคลื่อนที่มีสหสัมพันธ์กันและความแปรปรวนไม่คงที่

ในกรณีนี้ผู้วิจัยขอเสนอวิธีการที่คำนึงถึงข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่กล่าวไว้ว่า ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กัน และความแปรปรวนคงที่ โดยสามารถแยกจำแนกตามความผันแปรของความแปรปรวนได้ดังนี้

กรณีที่ 1 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรค่าไปตามตัวแปรอิสระ

$$\text{นั่นคือ } V(\epsilon_t) = \sigma^2 X_t^2, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$\text{และ } E(\epsilon_s \epsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\text{โดยที่ } \epsilon_t = \rho \epsilon_{t-1} + V_t$$

$$\text{เมื่อ } |\rho| < 1, \quad V_t \sim N(0, \sigma^2 V_t)$$

พิจารณา $E(\epsilon_s \epsilon_t)$

$$\begin{aligned} E(\epsilon_1 \epsilon_2) &= E[\epsilon_1 (\rho \epsilon_1 + V_2)] \\ &= E[\rho \epsilon_1^2 + \epsilon_1 V_2] \\ &= \rho \sigma^2 X_1^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(\epsilon_1 \epsilon_3) &= E[\epsilon_1 (\rho \epsilon_2 + V_3)] \\ &= E[\rho \epsilon_1 \epsilon_2 + \epsilon_1 V_3] \end{aligned}$$

$$= \rho E(\epsilon_1 \epsilon_2)$$

$$= \rho^2 \sigma^2 X_1^2$$

⋮

$$E(\epsilon_1 \epsilon_t) = \rho^{t-1} \sigma^2 X_1^2$$

$$\begin{aligned}
 E(\epsilon_2 \epsilon_3) &= E[\epsilon_2(\rho\epsilon_2 + v_3)] \\
 &= E[\rho\epsilon_2^2 + \epsilon_2 v_3] \\
 &= \rho\sigma^2 X_2^2
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 E(\epsilon_2 \epsilon_4) &= E[\epsilon_2(\rho\epsilon_3 + v_4)] \\
 &= E[\rho\epsilon_2 \epsilon_3 + \epsilon_2 v_4] \\
 &= \rho E(\epsilon_2 \epsilon_3) \\
 &= \rho^2 \sigma^2 X_2^2
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 E(\epsilon_s \epsilon_t) &= \rho^{t-s} \sigma^2 X_s^2 \quad \text{เมื่อ } s < t
 \end{aligned}$$

ดังนั้น $E(\epsilon_i \epsilon_j) = \sigma^2$

$$\begin{bmatrix}
 X_1^2 & \rho X_1^2 & \rho^2 X_1^2 & \dots & \rho^{n-1} X_1^2 \\
 \rho X_1^2 & X_2^2 & \rho X_2^2 & \dots & \rho^{n-2} X_2^2 \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 \rho^{n-1} X_1^2 & \rho^{n-2} X_2^2 & \rho^{n-3} X_3^2 & \dots & X_n^2
 \end{bmatrix}$$

จะได้ว่า ค่าประมาณของพารามิเตอร์ β คือ

$$\hat{\beta}' = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} (X' \hat{\Omega}^{-1} Y)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} X_1^2 & \hat{\rho} X_1^2 & \hat{\rho}^2 X_1^2 & \dots & \hat{\rho}^{n-1} X_1^2 \\ \hat{\rho} X_1^2 & X_2^2 & \hat{\rho} X_2^2 & \dots & \hat{\rho}^{n-2} X_2^2 \\ \hat{\rho}^{n-1} X_1^2 & \hat{\rho}^{n-2} X_2^2 & \hat{\rho}^{n-3} X_3^2 & \dots & X_n^2 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=2}^n e_{t-1}^2}$$

$e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ ซึ่ง \hat{Y}_t เป็นค่าประมาณของ Y_t ที่ได้จากข้อมูล

จริงโดยอาศัยวิธี OLS

กรณีที่ 2 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรค่าไปตามตัวแปรตาม

$$\text{นั่นคือ } V(\varepsilon_t) = \sigma^2 [E(Y_t)]^2, \quad t=1,2,\dots,n$$

$$\text{และ } E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\text{โดยที่ } \varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + V_t$$

$$\text{เมื่อ } |\rho| < 1, \quad V_t \sim N(0, \sigma^2 V_t)$$

พิจารณา $E(\varepsilon_s \varepsilon_t)$ เช่นเดียวกับกรณีที่ 1 ที่กล่าวมาข้างต้น จะได้ว่า

$$E(\hat{\beta}' \hat{\beta}) = \sigma^2 \begin{bmatrix} \hat{Y}_1^2 & \rho \hat{Y}_1^2 & \rho^2 \hat{Y}_1^2 & \dots & \rho^{n-1} \hat{Y}_1^2 \\ \rho \hat{Y}_1^2 & \hat{Y}_2^2 & \rho \hat{Y}_2^2 & \dots & \rho^{n-2} \hat{Y}_2^2 \\ \rho^2 \hat{Y}_1^2 & \rho \hat{Y}_2^2 & \hat{Y}_3^2 & \dots & \rho^{n-3} \hat{Y}_3^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{n-1} \hat{Y}_1^2 & \rho^{n-2} \hat{Y}_2^2 & \rho^{n-3} \hat{Y}_3^2 & \dots & \hat{Y}_n^2 \end{bmatrix}$$

จะเห็นว่า ค่าประมาณของพารามิเตอร์ β คือ

$$\hat{\beta}'' = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} (X' \hat{\Omega}^{-1} Y)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} \hat{Y}_1^2 & \rho \hat{Y}_1^2 & \rho^2 \hat{Y}_1^2 & \dots & \rho^{n-1} \hat{Y}_1^2 \\ \rho \hat{Y}_1^2 & \hat{Y}_2^2 & \rho \hat{Y}_2^2 & \dots & \rho^{n-2} \hat{Y}_2^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{n-1} \hat{Y}_1^2 & \rho^{n-2} \hat{Y}_2^2 & \rho^{n-3} \hat{Y}_3^2 & \dots & \hat{Y}_n^2 \end{bmatrix}$$

ศูนย์มหาวิทยาลัย
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=2}^n e_{t-1}^2}$$

$e_t = Y_t - \hat{Y}_t'$ ซึ่ง \hat{Y}_t' เป็นค่าประมาณของ Y_t ที่ได้จากข้อมูลจริง

โดยอาศัยวิธี OLS

สำหรับ \hat{Y}_t ใน นิ ผู้วิจัยขอเสนอวิธีการประมาณสำหรับงานวิจัยครั้งนี้

ดังนี้

1. ประมาณค่าพารามิเตอร์ β โดยอาศัยวิธี 2.2.2.2 ซึ่งค่าฟังก์ชันเฉพาะข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่กล่าวไว้ว่า ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กัน

2. นำค่าประมาณ β ที่ได้ มาประมาณค่า \hat{Y}_t จากสูตร

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

กรณีที่ 3 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรค่าแบบสุ่ม

$$\text{นั่นคือ } V(\varepsilon_t) = \sigma^2 Z_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$\text{และ } E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\text{โดยที่ } \varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + v_t$$

$$\text{เพื่อ } |\rho| < 1, \quad v_t \sim N(0, \sigma^2 v_t)$$

Z_t มีการแจกแจงแบบปัวซอง

พิจารณา $E(\varepsilon_s \varepsilon_t)$ เช่นเดียวกับกรณีที่ 1 ที่กล่าวมาข้างต้น จะได้ว่า

$$E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = \begin{bmatrix} V(\varepsilon_1) & \rho V(\varepsilon_1) & \rho^2 V(\varepsilon_1) & \dots & \rho^{n-1} V(\varepsilon_1) \\ \rho V(\varepsilon_1) & V(\varepsilon_2) & \rho V(\varepsilon_2) & \dots & \rho^{n-2} V(\varepsilon_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{n-1} V(\varepsilon_1) & \rho^{n-2} V(\varepsilon_2) & \rho^{n-3} V(\varepsilon_3) & \dots & V(\varepsilon_n) \end{bmatrix}$$

จะได้ว่า ค่าประมาณของพารามิเตอร์ β คือ

$$\hat{\beta} = (X' \hat{\Omega}^{-1} X)^{-1} (X' \hat{\Omega}^{-1} Y)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} \hat{V}(\epsilon_1) & \hat{\rho} \hat{V}(\epsilon_1) & \hat{\rho}^2 \hat{V}(\epsilon_1) & \dots & \hat{\rho}^{n-1} \hat{V}(\epsilon_1) \\ \hat{\rho} \hat{V}(\epsilon_1) & \hat{V}(\epsilon_2) & \hat{\rho} \hat{V}(\epsilon_2) & \dots & \hat{\rho}^{n-2} \hat{V}(\epsilon_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\rho}^{n-1} \hat{V}(\epsilon_1) & \hat{\rho}^{n-2} \hat{V}(\epsilon_2) & \hat{\rho}^{n-3} \hat{V}(\epsilon_3) & \dots & \hat{V}(\epsilon_n) \end{bmatrix}$$

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=2}^n e_t^2}$$

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \text{ ซึ่ง } \hat{Y}_t \text{ เป็นค่าประมาณของ } Y_t \text{ ที่ได้จากข้อมูล}$$

จริง โดยอาศัยวิธี OLS

สำหรับ $\hat{V}(\epsilon_t)$ ใน $\hat{\Omega}$ ผู้วิจัยขอเสนอวิธีการประมาณสำหรับงานวิจัย

ครั้งนี้ โดยมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : จากข้อมูล (Y_t, X_t) ให้จัดเรียงลำดับข้อมูลเสียใหม่ เป็น $(Y_{(t)}, X_{(t)})$ เป็นข้อมูลที่เรียงลำดับจากน้อยไปมากตามค่า X

ขั้นตอนที่ 2 : แบ่งข้อมูล $(Y_{(t)}, X_{(t)})$ จากขั้นตอนที่ 1 ออกเป็น 3 ส่วนให้มีขนาด n_1, n_2 และ n_3 โดยที่แต่ละส่วนมีขนาดเท่ากันหรือใกล้เคียงกัน นั่นคือ $n_1 = n_2 = \frac{n}{3}$ และ $n_3 = n - n_1 - n_2$

ขั้นตอนที่ 3 : ประมาณค่าพารามิเตอร์ β โดยอาศัยวิธี 2.2.2.2

ซึ่งค่านี้เฉพาะข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่กล่าวไว้ว่า ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กัน

ขั้นตอนที่ 4 : นำค่าประมาณ $\hat{\beta}$ ที่ได้ในขั้นตอนที่ 3 และ $\hat{\rho}$ ที่กล่าวข้างต้น มาประมาณค่าความแปรปรวน (S_i^2) จากสูตร

$$S_i^2 = \frac{1}{n_i - 3} \sum_{j=2}^{n_i} (Y_{ij} - \hat{Y}_{ij})^2$$

เมื่อ

S_i^2 คือ ค่าความแปรปรวนของข้อมูลกลุ่มที่ i , $i = 1, 2, 3$

n_i คือ จำนวนข้อมูลในกลุ่มที่ i , $i = 1, 2, 3$

Y_{ij} คือ ค่าสังเกตของ Y ในกลุ่มที่ i ลำดับที่ j , $i=1, 2, 3$,
 $j = 1, 2, \dots, n_i$

\hat{Y}_{ij} คือ ค่าประมาณของ Y_{ij} ซึ่งหาได้จาก

$$\hat{Y}_{ij} = \hat{\beta}_0(1-\hat{\rho}) + \hat{\beta}_1(X_{ij} - \hat{\rho}X_{i,j-1}) + \hat{\rho}Y_{i,j-1}$$

X_{ij} คือ ค่าสังเกตของ X ในกลุ่มที่ i ลำดับที่ j

ขั้นตอนที่ 5 : ค่าประมาณของ $V(\epsilon_t)$ จะมีค่าดังนี้

$$\hat{V}(\epsilon_t) = \begin{cases} S_1^2 & \text{เมื่อ } X_t \text{ ตกอยู่ในกลุ่มที่ } 1 \\ S_2^2 & \text{เมื่อ } X_t \text{ ตกอยู่ในกลุ่มที่ } 2 \\ S_3^2 & \text{เมื่อ } X_t \text{ ตกอยู่ในกลุ่มที่ } 3 \end{cases}$$

2.2.2.4 วิธีการสังลอน้อยที่ลดแบบทั่วไปในการแก้ปัญหาทั้งลักษณะ
ของความคลาดเคลื่อนที่มีสหสัมพันธ์กันและความแปรปรวนไม่คงที่โดยอาศัยวิธีการแปลงข้อมูล

ในกรณีนี้ผู้วิจัยขอเสนอวิธีการที่คำนึงถึงข้อตกลงเบื้องต้นของ
 สัมการถดถอยเช่นเดียวกับ 2.2.2.3 แตกต่างกันเพียงขั้นตอนการคำนวณเท่านั้น ซึ่ง
 สามารถแยกจำแนกตามความผันแปรของความแปรปรวนได้ดังนี้

กรณีที่ 1 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรค่าไปตามตัวแปรอิสระ

$$\text{นั่นคือ} \quad V(\varepsilon_t) = \sigma^2 X_t^2, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$\text{และ} \quad E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\text{โดยที่} \quad \varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + v_t$$

$$\text{เมื่อ} \quad |\rho| < 1, \quad v_t \sim N(0, \sigma^2 v_t)$$

ซึ่งมีขั้นตอนในการประมาณค่าพารามิเตอร์ β ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : พิจารณาจากสัมการถดถอย

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

นำค่าสังเกตของตัวแปรอิสระ (X_t) มาแปลงสัมการ (1) ดังนี้

$$\frac{y_t}{X_t} = \beta_0 \left(\frac{1}{X_t} \right) + \beta_1 + \frac{\varepsilon_t}{X_t}$$

$$y_t^* = \beta_0 X_t^* + \beta_1 + \varepsilon_t^* \quad (2)$$

ขั้นตอนที่ 2 : จากสัมการ (2) นำมาประมาณค่าสหสัมพันธ์ (ρ) จากสูตร

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t^* e_{t-1}^*}{\sum_{t=2}^n e_{t-1}^{*2}}$$

$e_t^* = Y_t^* - \hat{Y}_t^*$ ซึ่ง \hat{Y}_t^* เป็นค่าประมาณของ Y_t^* ที่ได้
จากข้อมูลที่ถูกแปลงในสมการ (2) โดยอาศัยวิธี OLS

ขั้นตอนที่ 3 : ประมาณค่าพารามิเตอร์ β จากสูตร

$$\hat{\beta} = (X^{*\prime} \hat{\Omega}^{-1} X^*)^{-1} (X^{*\prime} \hat{\Omega}^{-1} Y^*)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho} & \hat{\rho}^2 & \dots & \hat{\rho}^{n-1} \\ \hat{\rho} & 1 & \hat{\rho} & \dots & \hat{\rho}^{n-2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \hat{\rho}^{n-1} & \hat{\rho}^{n-2} & \hat{\rho}^{n-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$X^* = \begin{bmatrix} X_1^* & 1 \\ X_2^* & 1 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ X_n^* & 1 \end{bmatrix}$$

กรณีที่ 2 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรค่าไปตามตัวแปรตาม

$$\text{นั่นคือ } V(\varepsilon_t) = \sigma^2 [E(Y_t)]^2, t = 1, 2, \dots, n$$

$$\text{และ } E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq 0, s \neq t$$

$$\text{โดยที่} \quad \varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + v_t$$

$$\text{เมื่อ} \quad |\rho| < 1 = v_t \sim N(0, \sigma^2 v_t)$$

ซึ่งมีขั้นตอนในการประมาณค่าพารามิเตอร์ β ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1: พิจารณาจากสมการถดถอย

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n \quad \text{----- (1)}$$

นำค่าประมาณของตัวแปรตาม (\hat{Y}_t) มาแปลงสมการ (1) ดังนี้

$$\frac{Y_t}{\hat{Y}_t} = \beta_0 \left(\frac{1}{\hat{Y}_t} \right) + \beta_1 \left(\frac{X_t}{\hat{Y}_t} \right) + \frac{\varepsilon_t}{\hat{Y}_t}$$

$$Y_t^* = \beta_0 X_{1t}^* + \beta_1 X_{2t}^* + \varepsilon_t^* \quad \text{----- (2)}$$

โดยที่ค่าประมาณ \hat{Y}_t หาได้เช่นเดียวกับ 2.2.2.3 ในกรณีที่ 2

ขั้นตอนที่ 2: จากสมการ (2) นำมาประมาณค่าสหสัมพันธ์ ($\hat{\rho}$)

จากสูตร

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t^* e_{t-1}^*}{\sum_{t=2}^n e_{t-1}^{*2}}$$

$$e_t^* = Y_t^* - \hat{Y}_t^* \quad \text{ซึ่ง} \quad \hat{Y}_t^* \quad \text{เป็นค่าประมาณของ} \quad Y_t^* \quad \text{ที่ได้จาก}$$

ข้อมูลที่ถูกแปลงในสมการ (2) โดยอาศัยวิธี OLS

ขั้นตอนที่ 3: ประมาณค่าพารามิเตอร์ β จากสูตร

$$\hat{\beta}'' = (X^{*\prime} \hat{\Omega}^{-1} X^*)^{-1} (X^{*\prime} \hat{\Omega}^{-1} Y^*)$$

เมื่อ

$$\hat{\rho} = \begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho} & \hat{\rho}^2 & \dots & \hat{\rho}^{n-1} \\ \hat{\rho} & 1 & \hat{\rho} & \dots & \hat{\rho}^{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\rho}^{n-1} & \hat{\rho}^{n-2} & \hat{\rho}^{n-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$X^* = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{21} \\ X_{12} & X_{22} \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ X_{1n} & X_{2n} \end{bmatrix}$$

กรณีที่ 3 ค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนผันแปรค่าแบบลุ่ม

$$\text{นั่นคือ } V(\varepsilon_t) = \sigma^2 Z_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$\text{และ } E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\text{โดยที่ } \varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + v_t$$

$$\text{เมื่อ } |\rho| < 1, \quad v_t \sim N(0, \sigma^2 v_t)$$

Z_t มีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม

ซึ่งมีขั้นตอนในการประมาณค่าพารามิเตอร์ β ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : พิจารณาจากสมการถดถอย

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \epsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n \quad \text{-----(1)}$$

นำค่าประมาณของความแปรปรวนของข้อมูล (s_i^2) มาแปลงสมการ (1) ดังนี้

$$\frac{y_t}{s_i} = \beta_0 \left(\frac{1}{s_i} \right) + \beta_1 \left(\frac{x_t}{s_i} \right) + \frac{\epsilon_t}{s_i}$$

$$y_t^* = \beta_0 x_{1t}^* + \beta_1 x_{2t}^* + \epsilon_t^* \quad \text{-----(2)}$$

โดยที่ค่าประมาณ s_i^2 หาได้เช่นเดียวกับ 2.2.2.3 ในกรณีที่ 3

ขั้นตอนที่ 2 : จากสมการ (2) นำมาประมาณค่าสหสัมพันธ์ ($\hat{\rho}$)

จากสูตร

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t^* e_{t-1}^*}{\sum_{t=2}^n e_{t-1}^{*2}}$$

$e_t^* = y_t^* - \hat{y}_t^*$ ซึ่ง \hat{y}_t^* เป็นค่าประมาณของ y_t^* ที่ได้จากข้อมูล

ที่ถูกแปลงในสมการ (2) โดยอาศัยวิธี OLS

ขั้นตอนที่ 3 : ประมาณค่าพารามิเตอร์ $\hat{\beta}$ จากสูตร

$$\hat{\beta}^* = (X^{*'} \hat{\Omega}^{-1} X^*)^{-1} (X^{*'} \hat{\Omega}^{-1} y^*)$$

เมื่อ

$$\hat{\Omega} = \begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho} & \hat{\rho}^2 & \dots & \hat{\rho}^{n-1} \\ \hat{\rho} & 1 & \hat{\rho} & \dots & \hat{\rho}^{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\rho}^{n-1} & \hat{\rho}^{n-2} & \hat{\rho}^{n-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$X^* = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{21} \\ X_{12} & X_{22} \\ \vdots & \vdots \\ X_{1n} & X_{2n} \end{bmatrix}$$

2.3 ความแปรปรวนของสัมประสิทธิ์ความถดถอย

เมื่อลักษณะของข้อมูลมีผลทำให้ค่าคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์กัน และความแปรปรวนไม่คงที่ ซึ่งเป็นผลกระทบต่อความแปรปรวนของสัมประสิทธิ์ความถดถอย ในที่นี้จะสนใจเฉพาะ β_1 เนื่องจากในสมการถดถอยเชิงเส้นแบบง่าย β_1 เป็นพารามิเตอร์ที่แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.3.1 ความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ β_1 กับตัวประมาณ $\hat{\beta}_1$

จากสมการถดถอย

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t \quad , \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$Y_t - \bar{Y} = \beta_1 (X_t - \bar{X}) + (\varepsilon_t - \bar{\varepsilon})$$

$$\text{หรือ } y_t = \beta_1 x_t + \epsilon'_t$$

โดยอาศัยวิธี OLS จะได้ค่า $\hat{\beta}_1$ ดังนี้

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{t=1}^n x_t y_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$$

แทนค่า $y_t = \beta_1 x_t + \epsilon'_t$ ใน $\hat{\beta}_1$ จะได้

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{t=1}^n x_t (\beta_1 x_t + \epsilon'_t)}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$$

$$= \beta_1 + \frac{\sum_{t=1}^n x_t \epsilon'_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$$

$$= \beta_1 + \frac{\sum_{t=1}^n x_t (\epsilon_t - \bar{\epsilon})}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$$

$$= \beta_1 + \frac{\sum_{t=1}^n x_t \epsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2} - \frac{\bar{\epsilon} \sum_{t=1}^n x_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$$

$$= \beta_1 + \frac{\sum_{t=1}^n x_t \varepsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$$

ดังนั้น $\hat{\beta}_1 - \beta_1 = \frac{\sum_{t=1}^n x_t \varepsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$ เมื่อ $x_t = x_t - \bar{x}$

2.3.2 ความไม่เอนเอียงของ $\hat{\beta}_1$

จากรูปแบบความสัมพันธ์ข้างต้น จะได้ว่า

$$\hat{\beta}_1 = \beta_1 + \frac{\sum_{t=1}^n x_t \varepsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2}$$

$$E(\hat{\beta}_1) = E \left[\beta_1 + \frac{\sum_{t=1}^n x_t \varepsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \right]$$

$$= E(\beta_1) + \frac{\sum_{t=1}^n x_t E(\varepsilon_t)}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \quad \text{-----(1)}$$

ดังนั้น $E(\hat{\beta}_1) = \beta_1$ แสดงว่า $\hat{\beta}_1$ เป็นตัวประมาณที่ไม่เอนเอียง
ของ β_1

จากสมการ (1) จะเห็นว่า ความไม่เอนเอียงของ $\hat{\beta}_1$ ไม่ได้ขึ้นอยู่กับค่าคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์กันและความแปรปรวนไม่คงที่ แต่ขึ้นอยู่กับค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อน

2.3.3 ความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ เมื่อค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลเป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอย

จากสมการถดถอย

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \epsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ในกรณีนี้ ลักษณะของข้อมูลเป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่กล่าวไว้ว่า

1. ค่าคลาดเคลื่อน (ϵ_t) เป็นตัวแปรสุ่ม

2. $E(\epsilon_t) = 0$ (Zero mean)

3. $E(\epsilon_s \epsilon_t) = \sigma^2 \quad s = t$

(Homoscedasticity)

4. $E(\epsilon_s \epsilon_t) = 0 \quad s \neq t$

(Nonautocorrelation)

5. ตัวแปรอิสระ X เป็นค่าคงที่ (Nonstochastic)

จะได้ค่าความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ ดังนี้

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_1) &= E(\hat{\beta}_1 - \beta_1)^2 \\ &= E \left[\frac{\sum_{t=1}^n x_t \epsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \right]^2 \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{\frac{n}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2\right)^2}} E \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 \epsilon_t^2 + 2 \sum_{s < t} x_t \epsilon_t x_{t-s} \epsilon_{t-s} \right]$$

$$= \frac{1}{\left(\frac{n}{\sum_{t=1}^n x_t^2}\right)^2} \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 E(\epsilon_t^2) + 2 \sum_{s < t} x_t x_{t-s} E(\epsilon_t \epsilon_{t-s}) \right]$$

$$= \frac{1}{\left(\frac{n}{\sum_{t=1}^n x_t^2}\right)^2} \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 \sigma^2 \right]$$

ดังนั้น $V(\hat{\beta}_1) = \frac{\sigma^2}{\frac{n}{\sum_{t=1}^n x_t^2}}$

2.3.4 ความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ เมื่อค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลมีความแปรปรวน

ไม่คงที่

จากสมการถดถอย

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \epsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ในกรณีนี้ ลักษณะของข้อมูลพบว่า

$$V(\epsilon_t) = \sigma_t^2, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ซึ่งขัดแย้งกับข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่กล่าวไว้ว่า

$$V(\epsilon_t) = \sigma^2, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

จะได้ค่าความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ ดังนี้

$$V(\hat{\beta}_1) = E(\hat{\beta}_1 - \beta_1)^2$$

$$= E \left[\frac{\sum_{t=1}^n x_t \epsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \right]^2$$

$$= \frac{1}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} E \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 \epsilon_t^2 + 2 \sum_{s < t} x_t \epsilon_t x_{t-s} \epsilon_{t-s} \right]$$

$$= \frac{1}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 E(\epsilon_t^2) + 2 \sum_{s < t} x_t x_{t-s} E(\epsilon_t \epsilon_{t-s}) \right]$$

ดังนั้น
$$V(\hat{\beta}_1) = \frac{\sum_{t=1}^n x_t^2 \sigma_t^2}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2}$$

2.3.5 ความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ เมื่อค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลมีสหสัมพันธ์กัน

จากสมการถดถอย

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \epsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ในกรณีนี้ ลักษณะของข้อมูลพบว่า

$$E(\epsilon_s \epsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\text{และ } \epsilon_t = \rho \epsilon_{t-1} + v_t$$

$$\text{เมื่อ } |\rho| < 1, \quad v_t \sim N(0, \sigma_v^2)$$

ซึ่งขัดแย้งกับข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่กล่าวไว้ว่า

$$E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = 0, \quad s \neq t$$

จะได้ค่าความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ ดังนี้

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_1) &= E(\hat{\beta}_1 - \beta_1)^2 \\ &= E \left[\frac{\sum_{t=1}^n x_t \varepsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \right]^2 \\ &= \frac{1}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} E \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 \varepsilon_t^2 + 2 \sum_{s < t} x_t \varepsilon_t x_{t-s} \varepsilon_{t-s} \right] \\ &= \frac{1}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 E(\varepsilon_t^2) + 2 \sum_{s < t} x_t x_{t-s} E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-s}) \right] \end{aligned}$$

เนื่องจาก $E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = \rho^{t-s} \sigma^2$ $s < t$ จะได้ว่า

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_1) &= \frac{1}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 \sigma^2 + 2 \sum_{s < t} x_t x_{t-s} \rho^s \sigma^2 \right] \\ &= \frac{1}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} \left[\sigma^2 \sum_{t=1}^n x_t^2 + 2 \sigma^2 \sum_{s < t} x_t x_{t-s} \rho^s \right] \end{aligned}$$

$$\text{ดังนั้น } V(\hat{\beta}_1) = \frac{\sigma^2}{\sum_{t=1}^n x_t^2} + \frac{2\sigma^2}{(\sum_{t=1}^n x_t^2)^2} \left[\rho \sum_{t=2}^n x_t x_{t-1} + \rho^2 \sum_{t=3}^n x_t x_{t-2} + \dots \right]$$

2.3.6 ความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ เมื่อค่าคลาดเคลื่อนของข้อมูลมีสหสัมพันธ์และความแปรปรวนไม่คงที่

จากสมการถดถอย

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ในกรณีนี้ ลักษณะของข้อมูลพบว่า

$$V(\varepsilon_t) = \sigma_t^2, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$\text{และ } E(\varepsilon_s \varepsilon_t) \neq 0, \quad s \neq t$$

$$\text{โดยที่ } \varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + v_t$$

$$\text{เมื่อ } |\rho| < 1, \quad v_t \sim N(0, \sigma^2 v_t)$$

ซึ่งขัดแย้งกับข้อตกลงเบื้องต้นของสมการถดถอยที่กล่าวไว้ว่า

$$V(\varepsilon_t) = \sigma^2, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$\text{และ } E(\varepsilon_s \varepsilon_t) = 0, \quad s \neq t$$

จะได้ค่าความแปรปรวนของ $\hat{\beta}_1$ ดังนี้

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_1) &= E(\hat{\beta}_1 - \beta_1)^2 \\ &= E \left[\frac{\sum_{t=1}^n x_t \varepsilon_t}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \right]^2 \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_t^2} E \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 \varepsilon_t^2 + 2 \sum_{s < t} x_t \varepsilon_t x_{t-s} \varepsilon_{t-s} \right]$$

$$= \frac{1}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 E(\varepsilon_t^2) + 2 \sum_{s < t} x_t x_{t-s} E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-s}) \right]$$

พิจารณา $E(\varepsilon_t \varepsilon_s)$ เช่นเดียวกับหัวข้อ 2.2.2.3 จะได้ว่า

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = \rho^{t-s} \sigma_s^2 \quad \text{เมื่อ } s < t$$

$$\text{จะได้ } V(\hat{\beta}_1) = \frac{1}{\sum_{t=1}^n x_t^2} \left[\sum_{t=1}^n x_t^2 \sigma_t^2 + 2 \sum_{s < t} x_t x_{t-s} \rho^s \sigma_{t-s}^2 \right]$$

$$\text{ดังนั้น } V(\hat{\beta}_1) = \frac{\sum_{t=1}^n x_t^2 \sigma_t^2}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} + \frac{2}{\left(\sum_{t=1}^n x_t^2 \right)^2} \left[\rho \sum_{t=2}^n x_t x_{t-1} \sigma_{t-1}^2 + \rho^2 \sum_{t=3}^n x_t x_{t-2} \sigma_{t-2}^2 + \dots \right]$$

2.4 การทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่าความคลาดเคลื่อน

ในการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่าความคลาดเคลื่อน จะทำการทดสอบดังนี้

2.4.1 การทดสอบภาวะค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่

สมมติฐานที่ทดสอบ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่
(Homoscedasticity)

H_a : ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนไม่คงที่
(Heteroscedasticity)

ในการทดสอบสมมติฐาน จะนำวิธีการของ Bartlett มาใช้ ซึ่ง
รายละเอียดดังนี้

2.4.1.1 สถิติทดสอบ

$$B = \frac{-4.60517 \log M}{1 + N}$$

$$\text{โดย } \log M = \frac{\sum_{t=1}^m (n_i - 1) \log s_i^2}{2} - \frac{(n-m) \log \frac{\sum_{i=1}^m (n_i - 1) s_i^2}{n-m}}{2}$$

$$N = \frac{\sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{n_i} \right) - \frac{1}{n}}{3(m-1)}$$

โดยมีขั้นตอนในการหา s_i^2 ดังนี้

1. จากค่าสังเกต $Z_t = (Y_t, X_t)$, $t = 1, 2, \dots, n$
ให้จัดเรียงลำดับค่าสังเกตเหล่านี้จากน้อยไปหามาก ตามค่าของตัวแปรอิสระ (X)
2. แบ่งข้อมูล Z ที่จัดเรียงลำดับแล้วในขั้นที่ 1 ออกเป็น m ส่วนให้มีขนาด n_1, n_2, \dots, n_m โดยที่แต่ละส่วนมีขนาดเท่ากันหรือใกล้เคียงกัน
3. จากแต่ละกลุ่มตัวอย่างย่อยให้วิเคราะห์สมการถดถอยโดยวิธี OLS แล้วคำนวณหา S_i^2 , $i = 1, 2, \dots, m$ กล่าวคือ

$$\hat{\beta}_i = (X_i' X_i)^{-1} (X_i' Y_i) \quad , \quad S_i^2 = \frac{1}{n-2} (Y_i' Y_i - \hat{\beta}_i' X_i' Y_i)$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

โดย "i" เป็นดัชนีแทนกลุ่มตัวอย่างย่อยกลุ่มที่ i

2.4.1.2 เกณฑ์การตัดสินใจ

จะปฏิเสธสมมติฐาน H_0 เมื่อ $B \geq \chi^2(\alpha, m-1)$

เมื่อ $\chi^2(\alpha, m-1)$ เป็นค่าวิกฤตที่ได้จากตาราง χ^2

ที่องศาอิสระ $m-1$ ณ ระดับนัยสำคัญ α

2.4.2 การทดสอบภาวะค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กัน

สมมติฐานที่ใช้ทดสอบ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กัน

(Nonautocorrelation)

H_a : ค่าคลาดเคลื่อนมีความสัมพันธ์กัน

(Autocorrelation)

ในการทดสอบสมมติฐาน จะนำวิธีการของเดออบิน-วัตสันมาใช้

ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.4.2.1 สถิติทดสอบ

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

โดย $e_t = Y_t - X_t \hat{\beta}$

$\hat{\beta}$ เป็นเวกเตอร์ที่ได้จากการวิเคราะห์หาค่าการถดถอย โดยวิธี

OLS

2.4.2.2 เกณฑ์การตัดสินใจ

โดยนำค่า d ไปเปรียบเทียบกับค่า dL และ dU ดังนี้

1. จะปฏิเสธสมมติฐาน H_0 เมื่อ $d < dL$ หรือ

$$d > 4 - dL$$

2. ไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐาน H_0 เมื่อ

$$dU < d < 4 - dU$$

3. ไม่อาจตัดสินใจได้ เมื่อ $dL \leq d \leq dU$

หรือ $4 - dU \leq d \leq 4 - dL$

เมื่อ dL คือ ขีดจำกัดล่างของฟังก์ชันการแจกแจงในตาราง
เดอนิน-วัตสัน ณ ระดับนัยสำคัญ α

dU คือ ขีดจำกัดบนของฟังก์ชันการแจกแจงในตาราง
เดอนิน-วัตสัน ณ ระดับนัยสำคัญ α