

## บทที่ 2

### สถิติที่ใช้ในการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงลักษณะรูปแบบข้อมูลที่ใช้ศึกษาวิจัย สถิติที่ใช้ในแต่ละวิธีของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงความเสียหาย สำหรับข้อมูลที่ตัดปลายทั้งทางซ้ายและทางขวา โดยมีรายละเอียดดังนี้

#### รูปแบบลักษณะข้อมูลที่ใช้ศึกษา

ลักษณะข้อมูลที่ถูกตัดปลายทั้งทางซ้ายและทางขวา :

$$Y = \begin{cases} X & ; d < x \leq m \\ m & ; x > m \end{cases}$$

ฉะนั้นฟังก์ชันความหนาแน่นของ  $Y$  คือ

$$f_y(x) = \frac{f_x(x)}{F_x(m) - F_x(d)} \quad ; d < x \leq m$$

และฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของ  $Y$  คือ

$$F_y(x) = \frac{F_x(x) - F_x(d)}{F_x(m) - F_x(d)}$$

เมื่อ  $Y$  เป็นตัวแปรสุ่มความเสียหายที่มีการเก็บบันทึก

$X$  เป็นตัวแปรสุ่มความเสียหายที่เกิดขึ้นจริง

$d$  เป็นค่าความรับผิดชอบส่วนแรก

$m$  เป็นค่าความรับผิดชอบสูงสุด

$F_y(x)$  เป็นฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของตัวแปรสุ่ม  $Y$

$F_x(x)$  เป็นฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของตัวแปรสุ่ม  $X$

## วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงความเสียหาย

1. วิธีภาจะน่าจะเป็นสูงสุด เป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงความเสียหาย โดยทำให้ฟังก์ชันภาจะน่าจะเป็นมีค่าสูงสุด

$$L = \prod_{i=1}^n f_y(x_i)$$

$$\ln L = \sum_{i=1}^n \ln f_y(x_i) = \sum_{i=1}^n \ln f_x(x_i) - n \ln(F_x(m) - F_x(d))$$

เมื่อ  $n$  เป็นจำนวนกรรมธรรม์(ขนาดตัวอย่าง)

### 1.1. การแจกแจงแบบสมมาตร

-การแจกแจงแบบปกติ

เพื่อหาค่า  $\mu$  และ  $\sigma$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์  $\ln L$  เทียบกับ  $\mu$  และ  $\sigma$  และให้เท่ากับศูนย์จะได้สมการ ( $g_1$ ) และ ( $g_2$ )

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \ln L = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) = 0 \quad (g_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} \ln L = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) = 0 \quad (g_2)$$

แก้สมการ ( $g_1$ ) และ ( $g_2$ ) หาค่า  $\mu$ ,  $\sigma$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน(Newton-Raphson Method) ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_1 = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \left( \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) \right)^2 \right) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)}$$

$$\cdot \left( \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{(F_x(m) - F_x(d))} \left( \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) \right)^2 \right) \quad (g_{11})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \sigma} g_1 = & \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \cdot \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) \frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) \right) - \\ & \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \left( \frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) \right. \\ & \left. \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) \right) \end{aligned} \quad (g_{12})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \sigma} g_2 = & \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \left( \frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) \right)^2 \right) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \\ & \cdot \left( \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{(F_x(m) - F_x(d))} \left( \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) \right)^2 \right) \end{aligned} \quad (g_{22})$$

$$\text{เมื่อ } \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) = \frac{x_i - \mu}{\sigma^2} f_x(x_i) \quad (1.1.1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) = -\frac{1}{\sigma} \left( \phi \left( \frac{m - \mu}{\sigma} \right) - \phi \left( \frac{d - \mu}{\sigma} \right) \right) \quad (1.1.2)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) = \frac{1}{\sigma} f_x(x_i) \left( \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2 - 1 \right) \quad (1.1.3)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) = -\frac{1}{\sigma^2} \left( (m - \mu) \phi \left( \frac{m - \mu}{\sigma} \right) - (d - \mu) \phi \left( \frac{d - \mu}{\sigma} \right) \right) \quad (1.1.4)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \mu^2} f_x(x_i) = \frac{1}{\sigma^2} f_x(x_i) \left[ \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2 - 1 \right] \quad (1.1.5)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \mu^2} (F_x(m) - F_x(d)) = -\frac{1}{\sigma^2} \left( \left( \frac{m - \mu}{\sigma} \right) \phi \left( \frac{m - \mu}{\sigma} \right) - \left( \frac{d - \mu}{\sigma} \right) \phi \left( \frac{d - \mu}{\sigma} \right) \right) \quad (1.1.6)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} f_x(x_i) = \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma^3} \right) f_x(x_i) \left[ \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2 - 3 \right] \quad (1.1.7)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) &= -\frac{1}{\sigma^2} \left\{ \phi\left(\frac{m-\mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{m-\mu}{\sigma}\right)^2 - 1 \right] \right. \\ &\quad \left. - \phi\left(\frac{d-\mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{d-\mu}{\sigma}\right)^2 - 1 \right] \right\} \end{aligned} \quad (1.1.8)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} f_x(x_i) = \frac{1}{\sigma^2} f_x(x_i) \left\{ \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)^4 - 5 \cdot \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)^2 + 2 \right\} \quad (1.1.9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} (F_x(m) - F_x(d)) &= -\frac{1}{\sigma^2} \left\{ \left(\frac{m-\mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{m-\mu}{\sigma}\right)^2 - 2 \right] \phi\left(\frac{m-\mu}{\sigma}\right) \right. \\ &\quad \left. - \left(\frac{d-\mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{d-\mu}{\sigma}\right)^2 - 2 \right] \phi\left(\frac{d-\mu}{\sigma}\right) \right\} \end{aligned} \quad (1.1.10)$$

แทนค่าของสมการ (1.1.1) ถึง (1.1.10) ลงในสมการ  $(g_1)$ ,  $(g_2)$ ,  $(g_{11})$ ,  $(g_{12})$  และ  $(g_{22})$

## 1.2. การแจกแจงแบบเบ้

### - การแจกแจงลอกนอร์มอล

เพื่อหาค่า  $\mu$  และ  $\sigma$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์  $\ln L$  เทียบกับ  $\mu$  และ  $\sigma$  และให้เท่ากับศูนย์จะได้สมการ  $(g_1)$  และ  $(g_2)$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \ln L = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) = 0 \quad (g_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} \ln L = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) = 0 \quad (g_2)$$

แก้สมการ  $(g_1)$  และ  $(g_2)$  หาค่า  $\mu$ ,  $\sigma$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_1 = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \left( \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) \right)^2 \right) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)}$$

$$\cdot \left( \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{(F_x(m) - F_x(d))} \left( \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) \right)^2 \right) \quad (8_{11})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \sigma} B_1 = & \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \cdot \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) \frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) \right) - \\ & \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \left( \frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) \right. \\ & \left. \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) \right) \quad (8_{12}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \sigma} B_2 = & \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \left( \frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) \right)^2 \right) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \\ & \cdot \left( \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{(F_x(m) - F_x(d))} \left( \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) \right)^2 \right) \quad (8_{22}) \end{aligned}$$

$$\text{เมื่อ } \frac{\partial}{\partial \mu} f_x(x_i) = \frac{\ln x_i - \mu}{\sigma^2} f_x(x_i) \quad (1.2.1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) = -\frac{1}{\sigma} \left( \phi \left( \frac{\ln m - \mu}{\sigma} \right) - \phi \left( \frac{\ln d - \mu}{\sigma} \right) \right) \quad (1.2.2)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} f_x(x_i) = \frac{1}{\sigma} f_x(x_i) \left( \left( \frac{\ln x_i - \mu}{\sigma} \right)^2 - 1 \right) \quad (1.2.3)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d)) = -\frac{1}{\sigma^2} \left( (\ln m - \mu) \phi \left( \frac{\ln m - \mu}{\sigma} \right) - (\ln d - \mu) \phi \left( \frac{\ln d - \mu}{\sigma} \right) \right) \quad (1.2.4)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \mu^2} f_x(x_i) = \frac{1}{\sigma^2} f_x(x_i) \left[ \left( \frac{\ln x_i - \mu}{\sigma} \right)^2 - 1 \right] \quad (1.2.5)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \mu^2} (F_x(m) - F_x(d)) = -\frac{1}{\sigma^2} \left( \left( \frac{\ln m - \mu}{\sigma} \right) \phi \left( \frac{\ln m - \mu}{\sigma} \right) - \left( \frac{\ln d - \mu}{\sigma} \right) \phi \left( \frac{\ln d - \mu}{\sigma} \right) \right) \quad (1.2.6)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} f_x(x_i) = \left(\frac{\ln x_i - \mu}{\sigma}\right) f_x(x_i) \left[ \left(\frac{\ln x_i - \mu}{\sigma}\right)^2 - 3 \right] \quad (1.2.7)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \sigma \partial \mu} (F_x(m) - F_x(d)) &= -\frac{1}{\sigma^2} \left\{ \phi\left(\frac{\ln m - \mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{\ln m - \mu}{\sigma}\right)^2 - 1 \right] \right. \\ &\quad \left. - \phi\left(\frac{\ln d - \mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{\ln d - \mu}{\sigma}\right)^2 - 1 \right] \right\} \quad (1.2.8) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} f_x(x_i) = \frac{1}{\sigma^2} f_x(x_i) \left\{ \left(\frac{\ln x_i - \mu}{\sigma}\right)^4 - 5 \left(\frac{\ln x_i - \mu}{\sigma}\right)^2 + 2 \right\} \quad (1.2.9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} (F_x(m) - F_x(d)) &= -\frac{1}{\sigma^2} \left\{ \left(\frac{\ln m - \mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{\ln m - \mu}{\sigma}\right)^2 - 2 \right] \phi\left(\frac{\ln m - \mu}{\sigma}\right) \right. \\ &\quad \left. - \left(\frac{\ln d - \mu}{\sigma}\right) \left[ \left(\frac{\ln d - \mu}{\sigma}\right)^2 - 2 \right] \phi\left(\frac{\ln d - \mu}{\sigma}\right) \right\} \quad (1.2.10) \end{aligned}$$

แทนค่าของสมการ (1.2.1) ถึง (1.2.10) ลงในสมการ  $(g_1)$ ,  $(g_2)$ ,  $(g_{11})$ ,  $(g_{12})$  และ  $(g_{22})$

### 1.3. การแจกแจงแบบหางยาว

#### - การแจกแจงโลจิสติก

เพื่อหาค่า  $\alpha$  และ  $\beta$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์  $\ln L$  เทียบกับ  $\alpha$  และ  $\beta$  และให้เท่ากับศูนย์จะได้สมการ  $(g_1)$  และ  $(g_2)$

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} \ln L = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial}{\partial \alpha} f_x(x_i) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(m) - F_x(d)) = 0 \quad (g_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} \ln L = \sum_{i=1}^n \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial}{\partial \beta} f_x(x_i) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(m) - F_x(d)) = 0 \quad (g_2)$$

แก้สมการ  $(g_1)$  และ  $(g_2)$  หาค่า  $\alpha$ ,  $\beta$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} g_1 = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \left( \frac{\partial}{\partial \alpha} f_x(x_i) \right)^2 \right) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \left( \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{(F_x(m) - F_x(d))} \left( \frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(m) - F_x(d)) \right)^2 \right) \quad (g_{11})$$

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} g_2 = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \cdot \frac{\partial}{\partial \alpha} f_x(x_i) \frac{\partial}{\partial \beta} f_x(x_i) \right) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \left( \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(m) - F_x(d)) \cdot \frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(m) - F_x(d)) \right) \quad (g_{21})$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} g_2 = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{f_x(x_i)} \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} f_x(x_i) - \frac{1}{(f_x(x_i))^2} \left( \frac{\partial}{\partial \beta} f_x(x_i) \right)^2 \right) - \frac{n}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \left( \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} (F_x(m) - F_x(d)) - \frac{1}{(F_x(m) - F_x(d))} \left( \frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(m) - F_x(d)) \right)^2 \right) \quad (g_{22})$$

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} f_x(x_i) = \frac{1}{\beta} f_x(x_i) \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) \quad (1.3.1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} (F(m) - F(d)) = -\frac{1}{\beta} \left( \frac{e^{-(m-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(m-\alpha)/\beta})^2} - \frac{e^{-(d-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(d-\alpha)/\beta})^2} \right) \quad (1.3.2)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} f_x(x_i) = \frac{1}{\beta} f_x(x_i) \left[ \left( \frac{x_i - \alpha}{\beta} \right) \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) - 1 \right] \quad (1.3.3)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} (F(m) - F(d)) = -\frac{1}{\beta} \left( \left( \frac{m - \alpha}{\beta} \right) \frac{e^{-(m-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(m-\alpha)/\beta})^2} - \left( \frac{d - \alpha}{\beta} \right) \frac{e^{-(d-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(d-\alpha)/\beta})^2} \right) \quad (1.3.4)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} f_x(x_i) = \frac{1}{\beta} f_x(x_i) \left( -2f_x(x_i) + \frac{1}{\beta} \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right)^2 \right) \quad (1.3.5)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} (F(m) - F(d)) = & -\frac{1}{\beta} \left( \frac{e^{-(m-\alpha)/\beta}}{\beta (1 + e^{-(m-\alpha)/\beta})^2} \left( \frac{1 - e^{-(m-\alpha)/\beta}}{1 + e^{-(m-\alpha)/\beta}} \right) \right. \\ & \left. - \frac{1}{\beta} \frac{e^{-(d-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(d-\alpha)/\beta})^2} \left( \frac{1 - e^{-(d-\alpha)/\beta}}{1 + e^{-(d-\alpha)/\beta}} \right) \right) \end{aligned} \quad (1.3.6)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} f_x(x_i) = & \frac{1}{\beta} f_x(x_i) \left[ -2 \left( \frac{x_i - \alpha}{\beta} \right) f_x(x_i) - \frac{1}{\beta} \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) \right. \\ & \left. + \frac{1}{\beta} \left( \left( \frac{x_i - \alpha}{\beta} \right) \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) - 1 \right) \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) \right] \end{aligned} \quad (1.3.7)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} (F(m) - F(d)) = & \frac{1}{\beta^2} \left( \frac{e^{-(m-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(m-\alpha)/\beta})^2} \left[ -\left( \frac{m - \alpha}{\beta} \right) \left( \frac{1 - e^{-(m-\alpha)/\beta}}{1 + e^{-(m-\alpha)/\beta}} \right) + 1 \right] \right. \\ & \left. - \frac{e^{-(d-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(d-\alpha)/\beta})^2} \left[ -\left( \frac{d - \alpha}{\beta} \right) \left( \frac{1 - e^{-(d-\alpha)/\beta}}{1 + e^{-(d-\alpha)/\beta}} \right) + 1 \right] \right) \end{aligned} \quad (1.3.8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} f_x(x_i) = & \frac{1}{\beta^2} f_x(x_i) \left[ \left( \frac{x_i - \alpha}{\beta} \right) \left( \left( \frac{x_i - \alpha}{\beta} \right) \left( \frac{-e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) \right. \right. \\ & \left. \left. - \frac{e^{-(x_i - \alpha)/\beta} (1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta})}{(1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta})^2} \right) - \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) \right] \\ & + \left[ \left( \frac{x_i - \alpha}{\beta} \right) \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) - 1 \right] \left[ \left( \frac{x_i - \alpha}{\beta} \right) \left( \frac{1 - e^{-(x_i - \alpha)/\beta}}{1 + e^{-(x_i - \alpha)/\beta}} \right) - 2 \right] \end{aligned} \quad (1.3.9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} (F(m) - F(d)) = & -\left( \frac{m - \alpha}{\beta^2} \right)^2 \frac{e^{-(m-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(m-\alpha)/\beta})^2} \left( \frac{1 - e^{-(m-\alpha)/\beta}}{1 + e^{-(m-\alpha)/\beta}} \right) \\ & + 2 \left( \frac{m - \alpha}{\beta^3} \right) \frac{e^{-(m-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(m-\alpha)/\beta})^2} + \left( \frac{d - \alpha}{\beta^2} \right)^2 \frac{e^{-(d-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(d-\alpha)/\beta})^2} \end{aligned}$$



$$\left(\frac{1 - e^{-(d-\alpha)/\beta}}{1 + e^{-(d-\alpha)/\beta}}\right) - 2\left(\frac{m-\alpha}{\beta^3}\right) \frac{e^{-(d-\alpha)/\beta}}{(1 + e^{-(d-\alpha)/\beta})^2} \quad (1.3.10)$$

แทนค่าของสมการ (1.3.1) ถึง (1.3.10) ลงในสมการ  $(g_1)$ ,  $(g_2)$ ,  $(g_{11})$ ,  $(g_{21})$  และ  $(g_{22})$

2. วิธีระยะห่างต่ำสุด เป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงความเสียหาย โดยทำให้ตัวสถิติคราเมอร์-วอน ไมส์ (Cramer-Von Mises Statistic) มีค่าต่ำสุด ในวิธีนี้มีค่าถ่วงน้ำหนัก เป็น 1

$$K = \sum_{i=1}^n (F_y(x_i) - F_n(x_i))^2$$

เมื่อ  $F_y(x_i)$  เป็นฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของตัวแปรสุ่ม  $Y$

ในเชิงทฤษฎีของความเสียหายจำนวนที่  $i$

$F_n(x_i)$  เป็นฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของค่าสังเกต (Empirical distribution function) ของข้อมูลความเสียหายที่  $i$

$n$  เป็นจำนวนกรรมธรรม์ (ขนาดตัวอย่าง)

### 2.1. การแจกแจงแบบสมมาตร

-การแจกแจงปกติ

เพื่อหาค่า  $\mu, \sigma$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์  $K$  เทียบกับ  $\mu$  และ  $\sigma$  และให้เท่ากับศูนย์จะได้สมการ  $(g_1)$  และ  $(g_2)$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} K = \sum_{i=1}^n 2(F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) = 0 \quad (g_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} K = \sum_{i=1}^n 2(F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) = 0 \quad (g_2)$$

แก้สมการ  $(g_1)$  และ  $(g_2)$  หาค่า  $\mu, \sigma$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_1 = \sum_{i=1}^n 2 \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (g_{11})$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \varepsilon_2 = \sum_{i=1}^n 2 \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \sigma} F_y(x_i) + \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \right] \quad (8.21)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} \varepsilon_2 = \sum_{i=1}^n 2 \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (8.22)$$

$$\begin{aligned} \text{เมื่อ } \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) &= \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &= \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \end{aligned} \quad (2.1.1)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) &= \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &= \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \sigma} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \end{aligned} \quad (2.1.2)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} F_y(x_i) &= \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &= \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &= -2 \cdot \frac{\frac{\partial}{\partial \mu} (F_x(m) - F_x(d))}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) \end{aligned} \quad (2.1.3)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \sigma} F_y(x_i) = \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \sigma} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2}$$

$$\begin{aligned}
& + \frac{\frac{\partial}{\partial \sigma}(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \mu}(F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \sigma}(F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - \frac{\frac{\partial}{\partial \sigma}(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \mu}(F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - 2 \cdot \frac{\frac{\partial}{\partial \mu}(F_x(m) - F_x(d))}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \tag{2.1.4}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} F_y(x_i) &= \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2}(F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2}(F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - 2 \cdot \frac{\frac{\partial}{\partial \sigma}(F_x(m) - F_x(d))}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \tag{2.1.5}
\end{aligned}$$

แทนค่าของสมการ (1.1.2) , (1.1.4) , (1.1.6) , (1.1.8) และ (1.1.10) ลงในสมการ (2.1.1) ถึง (2.1.5) แล้วนำค่าที่ได้มาแทนในสมการ  $(g_1)$  ,  $(g_2)$  ,  $(g_{11})$  ,  $(g_{21})$  และ  $(g_{22})$

## 2.2. การแจกแจงแบบเบ้

-การแจกแจงลอกนอร์มอล

เพื่อหาค่า  $\mu$  ,  $\sigma$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์  $K$  เทียบกับ  $\mu$  และ  $\sigma$  และให้เท่ากับศูนย์ จะได้สมการ  $(g_1)$  และ  $(g_2)$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} K = \sum_{i=1}^n 2(F_y(x_i) - F_x(x_i)) \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) = 0 \tag{g_1}$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} K = \sum_{i=1}^n 2(F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) = 0 \quad (8_2)$$

แก้สมการ (8<sub>1</sub>) และ (8<sub>2</sub>) หาค่า  $\mu, \sigma$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_1 = \sum_{i=1}^n 2 \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (8_{11})$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_2 = \sum_{i=1}^n 2 \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \sigma} F_y(x_i) + \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \right] \quad (8_{21})$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} g_2 = \sum_{i=1}^n 2 \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (8_{22})$$

แทนค่าของสมการ (1.2.2) , (1.2.4) , (1.2.6) , (1.2.8) , (1.2.10) ลงในสมการ (2.1.1) ถึง (2.1.5) แล้วนำค่าที่ได้มาแทนในสมการ (8<sub>1</sub>) , (8<sub>2</sub>) , (8<sub>11</sub>) , (8<sub>21</sub>) และ (8<sub>22</sub>)

### 2.3. การแจกแจงแบบหางยาว

#### -การแจกแจงโลจิสติก

เพื่อหาค่า  $\alpha, \beta$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์  $K$  เทียบกับ  $\alpha$  และ  $\beta$  และให้เท่ากับศูนย์ จะได้สมการ (8<sub>1</sub>) และ (8<sub>2</sub>)

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} K = \sum_{i=1}^n 2(F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) = 0 \quad (8_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} K = \sum_{i=1}^n 2(F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) = 0 \quad (8_2)$$

แก้สมการ (8<sub>1</sub>) และ (8<sub>2</sub>) หาค่า  $\mu, \sigma$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} g_1 = \sum_{i=1}^n 2 \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (8_{11})$$

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} \varepsilon_2 = \sum_{i=1}^n 2 \left[ (F_y(x_i) - F_x(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} F_y(x_i) + \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) \cdot \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) \right] \quad (\varepsilon_{21})$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} \varepsilon_2 = \sum_{i=1}^n 2 \left[ (F_y(x_i) - F_x(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (\varepsilon_{22})$$

$$\begin{aligned} \text{เมื่อ } \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) &= \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &\quad - \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \end{aligned} \quad (2.3.1)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) &= \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &\quad - \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \end{aligned} \quad (2.3.2)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} F_y(x_i) &= \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &\quad - \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\ &\quad - 2 \cdot \frac{\frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(m) - F_x(d))}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) \end{aligned} \quad (2.3.3)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} F_y(x_i) = \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2}$$

$$\begin{aligned}
& + \frac{\frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - \frac{\frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2} \\
& - 2 \cdot \frac{\frac{\partial}{\partial \alpha} (F_x(m) - F_x(d))}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) \tag{2.3.4}
\end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \beta^2} F_y(x_i) = \frac{(F_x(m) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} (F_x(x_i) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2}$$

$$- \frac{(F_x(x_i) - F_x(d)) \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} (F_x(m) - F_x(d))}{(F_x(m) - F_x(d))^2}$$

$$- 2 \cdot \frac{\frac{\partial}{\partial \beta} (F_x(m) - F_x(d))}{F_x(m) - F_x(d)} \cdot \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) \tag{2.3.5}$$

แทนค่าของสมการ (1.3.2) , (1.3.4) , (1.3.6) , (1.3.8) และ (1.3.10) ลงในสมการ (2.3.1) และ (2.3.5) แล้วนำค่าที่ได้มาแทนในสมการ (g<sub>1</sub>) , (g<sub>2</sub>) , (g<sub>11</sub>) , (g<sub>21</sub>) และ (g<sub>22</sub>)

3. วิธีระยะห่างต่ำสุดแบบถ่วงน้ำหนัก เป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงความเสียหายโดยทำให้ตัวสถิติครามอร์-วอน ไมส์ มีค่าต่ำสุด

ในวิธีนี้มีค่าถ่วงน้ำหนักเป็น

$$\frac{n}{n+1} \left( 1 - \frac{n F_n(x_i)}{n+1} \right)$$

$$K = \sum_{i=1}^n \frac{n}{\frac{nF_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} (F_y(x_i) - F_n(x_i))^2$$

เมื่อ  $F_y(x_i)$  เป็นฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของตัวแปรสุ่ม  $Y$

ในเชิงทฤษฎีของความเสียหายจำนวนที่  $i$

$F_n(x_i)$  เป็นฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของค่าสังเกตของข้อมูล

ความเสียหายที่  $i$

$n$  เป็นจำนวนกรรมธรรม์(ขนาดตัวอย่าง)

### 3.1. การแจกแจงแบบสมมาตร

-การแจกแจงปกติ

เพื่อหาค่า  $\mu, \sigma$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์  $K$  เทียบกับ  $\mu$  และ  $\sigma$  และให้เท่ากับศูนย์จะได้สมการ ( $g_1$ ) และ ( $g_2$ )

$$\frac{\partial}{\partial \mu} K = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) = 0 \quad (g_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} K = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) = 0 \quad (g_2)$$

แก้สมการ ( $g_1$ ) และ ( $g_2$ ) หาค่า  $\mu, \sigma$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_1 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} F_y(x_i) + \left(\frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i)\right)^2 \right] \quad (g_{11})$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_2 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \sigma} F_y(x_i) + \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \right] \quad (g_{21})$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} g_2 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} F_y(x_i) + \left(\frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i)\right)^2 \right] \quad (g_{22})$$

แทนค่าของสมการ (1.1.2) , (1.1.4) , (1.1.6) , (1.1.8) และ (1.1.10) ลงในสมการ (2.1.1) ถึง (2.1.5) แล้วนำค่าที่ได้มาแทนในสมการ (g<sub>1</sub>) , (g<sub>2</sub>) , (g<sub>11</sub>) , (g<sub>21</sub>) และ (g<sub>22</sub>)

### 3.2. การแจกแจงแบบเบ้

-การแจกแจงตอกนอร์มอล

เพื่อหาค่า  $\mu, \sigma$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์ K เทียบกับ  $\mu$  และ  $\sigma$  และให้เท่ากับศูนย์ จะได้สมการ (g<sub>1</sub>) และ (g<sub>2</sub>)

$$\frac{\partial}{\partial \mu} K = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) = 0 \quad (g_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} K = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) = 0 \quad (g_2)$$

แก้สมการ (g<sub>1</sub>) และ (g<sub>2</sub>) หาค่า  $\mu, \sigma$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนตัวต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_1 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} F_y(x_i) + \left(\frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i)\right)^2 \right] \quad (g_{11})$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu} g_2 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \sigma} F_y(x_i) + \frac{\partial}{\partial \mu} F_y(x_i) \cdot \frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i) \right] \quad (g_{21})$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} g_2 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \cdot \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} F_y(x_i) + \left(\frac{\partial}{\partial \sigma} F_y(x_i)\right)^2 \right] \quad (g_{22})$$



แทนค่าของสมการ (1.2.2) , (1.2.4) , (1.2.6) , (1.2.8) และ (1.2.10) ลงในสมการ (2.1.1) ถึง (2.1.5) แล้วนำค่าที่ได้มาแทนในสมการ (g<sub>1</sub>) , (g<sub>2</sub>) , (g<sub>11</sub>) , (g<sub>21</sub>) และ (g<sub>22</sub>)

### 3.3. การแจกแจงแบบหางยาว

-การแจกแจงโลจิสติก

เพื่อหาค่า  $\alpha, \beta$  โดยจะทำการหาอนุพันธ์ K เทียบกับ  $\alpha$  และ  $\beta$  และให้เท่ากับศูนย์ จะได้สมการ (g<sub>1</sub>) และ (g<sub>2</sub>)

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} K = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) = 0 \quad (g_1)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} K = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) = 0 \quad (g_2)$$

แก้สมการ (g<sub>1</sub>) และ (g<sub>2</sub>) หาค่า  $\alpha, \beta$  ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งจะกล่าวถึงวิธีการในส่วนต่อไป โดยใช้ค่าของสมการดังนี้

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} g_1 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (g_{11})$$

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} g_2 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \alpha \partial \beta} F_y(x_i) + \frac{\partial}{\partial \alpha} F_y(x_i) \cdot \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) \right] \quad (g_{21})$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} g_2 = \sum_{i=1}^n \frac{2}{\frac{F_n(x_i)}{n+1} \left(1 - \frac{nF_n(x_i)}{n+1}\right)} \left[ (F_y(x_i) - F_n(x_i)) \frac{\partial^2}{\partial \beta^2} F_y(x_i) + \left( \frac{\partial}{\partial \beta} F_y(x_i) \right)^2 \right] \quad (g_{22})$$

แทนค่าของสมการ (1.3.2) , (1.3.4) , (1.3.6) , (1.3.8) และ (1.3.10) ลงในสมการ (2.3.1) ถึง (2.3.5) แล้วนำค่าที่ได้มาแทนในสมการ (g<sub>1</sub>) , (g<sub>2</sub>) , (g<sub>11</sub>) , (g<sub>21</sub>) และ (g<sub>22</sub>)

### วิธีการของนิวตัน-ราฟสัน(Newton-Raphson Method)

เป็นวิธีการเชิงตัวเลข(Numerical Method) ที่ใช้แก้สมการเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์ ในการวิจัยจะใช้หลักการนี้เพื่อแก้สมการหาค่าประมาณพารามิเตอร์ 2 ค่า มีวิธีการดังนี้

จากรูปสมการ 2 สมการต้องการหาค่า  $y, z$

$$g_1(y, z) = 0 \quad (1)$$

$$\text{และ } g_2(y, z) = 0 \quad (2)$$

สามารถแก้สมการหาค่าโดยใช้สมการดังนี้

$$g_{11}(y_0, z_0)(y - y_0) + g_{12}(y_0, z_0)(z - z_0) = -g_1(y_0, z_0) \quad (3)$$

$$g_{21}(y_0, z_0)(y - y_0) + g_{22}(y_0, z_0)(z - z_0) = -g_2(y_0, z_0) \quad (4)$$

$$\text{เมื่อ } g_{11} = \frac{\partial}{\partial y} g_1, \quad g_{12} = \frac{\partial}{\partial z} g_1 = \frac{\partial}{\partial y} g_2 = g_{21}, \quad g_{22} = \frac{\partial}{\partial z} g_2$$

กำหนดค่าเริ่มต้นคือ  $y_0, z_0$  ในการวิจัยกำหนดค่าเริ่มต้นจากวิธีโมเมนต์ซึ่งแสดงรายละเอียดในภาคผนวก แทนในสมการ (3), (4) ซึ่งสมการนี้อยู่ในรูปสมการเชิงเส้น(linear equation) ดังนั้นจะใช้เมทริกซ์ช่วยในการคำนวณดังต่อไปนี้

$$\begin{bmatrix} y \\ z \end{bmatrix} = \frac{1}{g_{11}g_{22} - g_{12}g_{21}} \begin{bmatrix} g_{12}g_{22} - g_{22}g_{11} \\ g_{21}g_{11} - g_{11}g_{21} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

เมื่อแทนค่า  $y_0, z_0$  ซึ่งเป็นค่าเริ่มต้นแล้วจากนั้นก็ใช้กระบวนการทำซ้ำ (Iteration Method) จนกระทั่งได้ค่า  $y, z$  ภายได้ความคลาดเคลื่อนที่กำหนด ซึ่งการวิจัยนี้ใช้ความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.001 โดยค่า  $y, z$  ในการวิจัยก็คือค่าประมาณพารามิเตอร์

การคำนวณค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง(Root Mean Square Error : RMSE) ของพารามิเตอร์ของการแจกแจงความเสียหาย

ถ้า  $\hat{\theta}$  เป็นตัวประมาณของพารามิเตอร์  $\theta$  ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของ  $\hat{\theta}$  คือ

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\theta}_i - \theta)^2$$

เมื่อ  $n$  เป็นจำนวนรอบการทำซ้ำ  
และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของ  $\hat{\theta}$  คือ

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย