นิยมใช้มาก เพราะใช้เวลาไม่นาน และใช้จำนวนข้อมูลไม่เยอะ

เทคนิคการปรับให้เรียบ (Smoothing Method)

เทคนิคการปรับให้เรียบ เป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลโดยการขจัดความผันแปรที่ผิดปกติออก ทำให้เห็นองค์ประกอบอื่นของอนุกรมเวลา เพื่อจะสามารถพยากรณ์ค่าของอนุกรมเวลาในอนาคตได้ เทคนิคการปรับให้เรียบมีหลายวิธี ขึ้นกับลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลา

1.ถ้าไม่มีแนวโน้มและฤดูกาลจะใช้

T S

เหมาะกับข้อมูลที่เคลื่อนไหวอยู่ในระดับคงที่และไม่มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น/ลดลง

เป็นวิธีที่ใช้การให้ค่าน้ำหนักความสำคัญกับข้อมูลตัวใดตัวหนึ่งมากกว่า โดยจะให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบัน > ข้อมูลในอดีต

ไม่มีใน spss ทำได้แค่ใน excel

1.1 วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (Simple moving average method) ex4.1

1.2 วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนัก (Weight moving average method) ex4.2

ทำได้ทั้ง spss และ exel ← **1.3 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลอย่างง่าย** (Single exponential smoothing method) ex4.3

exponential smoothing ↓ criteria ↓ non seasonal → simple

ข้อมูลไม่มีลักษณะเป็นแนวโน้ม ∴ ลักษณะการเคลื่อนไหวเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจะขึ้นอยู่กับค่า ε_t (ความคลาดเคลื่อน) ของข้อมูลมากกว่า

ตัวแบบ $Y_t = \beta_0 + \varepsilon_t$

ให้ค.สำคัญมากกว่ากับ ข้อมูลจริง

ข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha)\hat{Y}_t$

มักจะพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้าแค่สั้นๆ ข้อดี คือไม่ต้องใช้ จน.ข้อมูลมากเท่าไหร่ เช่น แค่ 1,2,3 ช่วงเวลาข้างหน้าเท่านั้น เช่น x = 10 กิโลเมตร

$\hat{Y}_{initial} = \bar{Y}$ ถ้าอนุกรมเวลาแกว่งมากใช้ $\hat{Y}_{initial} = Y_1$

α ที่เราใช้ต้องเหมาะที่สุด เราควรใช้ค่า α ที่ทำให้ MSE ต่ำที่สุด โดย α จะเป็นตัวกำหนดว่า เราจะให้ค.สำคัญกับ Y_t (ข้อมูลจริง) หรือ $\hat{Y}_t$ (ข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์) มากกว่ากัน

ปัจจุบันใช้ spss จะเลือกค่า α ให้เราเองเลย และไม่บอกว่า $\hat{Y}_{initial}$ มาจากค่าอะไร

2. ถ้าอนุกรมเวลามีแนวโน้ม แต่ไม่มีฤดูกาลจะใช้ เน้นเชิงเส้นตรง

2.1 วิธีการเฉลี่ยเคลื่อนที่ 2 ครั้ง (Double moving average method) ex4.4

ตัวแบบ $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon_t$

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t m$

โดย $a_t = 2S'_t - S''_t$ และ $b_t = \dfrac{2}{(K-1)}(S'_t - S''_t)$

m = ช่วงเวลาที่จะพยากรณ์ไปข้างหน้า จะไม่พยากรณ์ไปไกล เพราะยิ่งไกลค่ายิ่งคลาดเคลื่อน

K = จำนวนข้อมูลที่นำมาเฉลี่ย

S'_t เป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ครั้งที่ 1

S''_t เป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ครั้งที่ 2

ใช้กรณีที่ข้อมูลของเรามีแนวโน้มเป็นเชิงเส้นตรง

2.2 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลซ้ำ 2 ครั้ง (Brown's one parameter linear model หรือ linear exponential smoothing) ex4.5

ตัวแบบ $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon_t$

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t m$

โดย $a_t = 2E'_t - E''_t$ และ $b_t = \dfrac{\alpha}{(1-\alpha)}(E'_t - E''_t)$

โดยที่ $E'_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)E'_{t-1}$ และ $E''_t = \alpha E'_t + (1-\alpha)E''_{t-1}$

ค่าเริ่มต้นนิยมกำหนด $E'_1 = E''_1 = Y_1$

E'_t เป็นค่าที่ได้จากการทำให้เรียบแบบ Exponential อย่างง่ายครั้งที่ 1

E''_t เป็นค่าที่ได้จากการทำให้เรียบแบบ Exponential อย่างง่ายครั้งที่ 2

2.3 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์ (Holt's two parameter linear exponential smoothing หรือ Double exponential smoothing หรือ Holt's linear model) ex4.9 ใช้เมื่อความชันของข้อมูล(y) ไม่คงที่

<u>วิธีนี้สามารถใช้ในกรณีความชันของเส้นแนวโน้มไม่คงที่</u>

ตัวแบบเชิงบวก $Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t$

ตัวแบบเชิงคูณ $Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t)\varepsilon_t$

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t m$

โดย $a_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$

และ $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$

ค่าเริ่มต้น 1. $a_0 = Y_1$ หรือ $a_0 = \bar{Y} = \dfrac{\sum_{t=1}^{n} Y_t}{n}$

2. $b_0 = Y_2 - Y_1$ หรือ $b_0 = \dfrac{Y_4 - Y_1}{3}$ หรือ

$b_0 = \dfrac{(Y_4 - Y_3) + (Y_2 - Y_1)}{2}$ หรือ $b_0 = \dfrac{Y_n - Y_1}{n-1}$

ค่า α และ γ โปรแกรมจะเลือกค่าที่ทำให้ SSE และ MSE มีค่าต่ำสุด

ใช้กรณีที่ข้อมูลของเรามีแนวโน้มเป็นเชิงเส้นโค้ง

2.4 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลซ้ำ 3 ครั้ง (Brown's one parameter quadratic method) เหมาะกับกรณีข้อมูลมีแนวโน้มแบบสมการกำลังสอง (Quadratic form) ex4.6

ตัวแบบ $Y_t = \beta_0 + \beta_t t + \beta_t \dfrac{t^2}{2} + \varepsilon_t$

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t m + \dfrac{c_t}{2} m^2$

โดย $a_t = 3E'_t - 3E''_t + E'''_t$ และ $c_t = \dfrac{\alpha^2}{(1-\alpha)^2}(E'_t - 2E''_t + E'''_t)$

$b_t = \dfrac{\alpha}{2(1-\alpha)^2}\left[(6-5\alpha)E'_t - (10-8\alpha)E''_t + (4\text{-}3\alpha)E'''_t\right]$

โดยที่ $E'_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)E'_{t-1}$ และ $E''_t = \alpha E'_t + (1-\alpha)E''_{t-1}$

$E'''_t = \alpha E''_t + (1-\alpha)E'''_{t-1}$

นิยมกำหนด $E'_1 = E''_1 = E'''_1 = Y_1$

E'_t เป็นค่าที่ได้จากการทำให้เรียบแบบ Exponential อย่างง่ายครั้งที่ 1

E''_t เป็นค่าที่ได้จากการทำให้เรียบแบบ Exponential อย่างง่ายครั้งที่ 2

E'''_t เป็นค่าที่ได้จากการทำให้เรียบแบบ Exponential อย่างง่ายครั้งที่ 3

ซ้ำ 3 ครั้ง

มีพารามิเตอร์เดียว

ก็คือไม่มีลักษณะ มีค่าเพิ่มขึ้น/ลดลงตามเวลา

ทำให้ลักษณะเพิ่มขึ้นลดลงเหมือนๆ กันในแต่ละปี

3. ถ้าอนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม แต่มีฤดูกาล จะใช้

3.1 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีความผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal single exponential smoothing method)

ตัวแบบเชิงบวก $Y_t = \beta_0 + S_t + \varepsilon_t$

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = E_t + \hat{S}_{t+m}$ ดัชนีฤดูกาลในแต่ละช่วงเวลา

โดยที่

คือค่าปรับให้เรียบแบบ exponential

$$E_t = \frac{Y_1 + Y_2 + ..., Y_p}{p} \quad ; t=p$$

p จำนวนฤดูกาลของแต่ละปี

รายเดือน p = 12

ถ้าเก็บข้อมูลเป็นรายไตรมาส (1 ปี = 4 ไตรมาส) ∴ p = 4

$$E_t = \alpha(Y_t - \hat{S}_{t-p}) + (1-\alpha)E_{t-1} \quad ; t>p$$

และ

ถ้ามีอิทธิพลของฤดูกาล ข้อมูลช่วงไตรมาส

บางไตรมาสข้อมูลจะสูงกว่าปกติ

บางไตรมาสจะต่ำกว่าปกติ

ดัชนีฤดูกาล

$$\hat{S}_t = Y_t - E_p \quad ; t \le p$$

$$\hat{S}_t = \delta(Y_t - E_t) + (1-\delta)\hat{S}_{t-p} \quad ; t>p$$

ตัวแบบเชิงคูณ $Y_t = \beta_0 S_t \varepsilon_t$ นิยมใช้

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = E_t \hat{S}_{t+m}$ ex4.7

โดยที่

$$E_t = \frac{Y_1 + Y_2 + ..., Y_p}{p} \quad ; t=p$$

$$E_t = \frac{\alpha Y_t}{\hat{S}_{t-p}} + (1-\alpha)E_{t-1} \quad ; t>p$$

และ

$$\hat{S}_t = \frac{Y_t}{E_p} \quad ; t \le p$$

$$\hat{S}_t = \frac{\delta Y_t}{E_t} + (1-\delta)\hat{S}_{t-p} \quad ; t>p$$

p คือ จำนวนฤดูกาล

m คือ คาบเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า

$\hat{S}_{t+m}$ คือค่าดัชนีฤดูกาล ณ เวลา t+m ซึ่ง $\hat{S}_{t+m} = \hat{S}_{t-p+i}$; i = 1,2,...,p

3.2 วิธีการทำให้เรียบด้วยค่าคลาดเคลื่อน

ตัวแบบเชิงบวก

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = E_{n+1} + \hat{S}_{n+m}$; t=n+m และ m=1,2,3,...

โดยที่

$$E_t = \frac{Y_1 + Y_2 + ..., Y_p}{p} \qquad ; t=p,p+1$$

$$E_t = E_{t-1} + \alpha e_{t-1} \qquad ; t>p$$

และ

$$\hat{S}_t = Y_t - E_p \qquad ; t \le p$$

$$\hat{S}_t = \hat{S}_{t-p} + \delta(1\text{-}\alpha)e_t \qquad ; t>p$$

$$\hat{Y}_t = E_t + \hat{S}_{t-p} \quad ; t \le n$$

ตัวแบบเชิงคูณ ex4.8

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_t = E_{n+1}\hat{S}_{n+m}$; t=n+m และ m=1,2,3,...

โดยที่

$$E_t = \frac{Y_1 + Y_2 + ..., Y_p}{p} \qquad ; t=p,p+1$$

$$E_t = E_{t-1} + \alpha e_{t-1}\hat{S}_{t-p} \qquad ; t>p$$

และ

$$\hat{S}_t = \frac{Y_t}{E_p} \qquad ; t \le p$$

$$\hat{S}_t = \hat{S}_{t-p} + \frac{\delta(1-\alpha)e_t}{E_t} \qquad ; t>p$$

และ

$$\hat{Y}_t = E_t\hat{S}_{t-p} \quad ; t \le n$$

4. ถ้าอนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้มและฤดูกาล จะใช้

รันspss ได้ด้วย

นิยมมากที่สุด

4.1 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของวินเตอร์ (Winter's three parameter trend and seasonality method หรือ Winter's method)

ตัวแบบเชิงบวก $Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + S_t + \varepsilon_t$

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t m + \hat{S}_{t-p+m}$

โดยที่ $a_t = \alpha(Y_t + \hat{S}_{t-p}) + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$

และ $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$

และ $\hat{S}_t = \delta(Y_t - a_t) + (1-\delta)\hat{S}_{t-p}$

พูดถึงเฉพาะตัวแบบนี้

ตัวแบบเชิงคูณ $Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t)S_t \varepsilon_t$ ex4.10

ค่าดัชนีฤดูกาล

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t m)\hat{S}_t \quad ; t \le p$

$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t m)\hat{S}_{t-p+m} \quad ; t>p$

โดยที่ $a_t = \dfrac{\alpha Y_t}{\hat{S}_t} + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1}) \quad ; t \le p$

$a_t = \dfrac{\alpha Y_t}{\hat{S}_{t-p}} + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1}) \quad ; t>p$

$b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$

ค่าปรับระดับฤดูกาล

และ $\hat{S}_t = \dfrac{\delta Y_t}{a_t} + (1-\delta)\hat{S}_{t-p} \quad ; \; t>p$

ค่าเริ่มต้น

1. $a_0 = \dfrac{Y_1 + Y_2 + \ldots + Y_p}{p}$ หรือ $a_0 = Y_p$ หรือ $a_0 = Y_1$

2. $b_0 = \dfrac{(Y_{p+1} - Y_1) + (Y_{p+2} - Y_2) + (Y_{p+3} - Y_3) + \ldots (Y_{2p} - Y_p)}{p^2}$

   หรือ a_0 และ b_0 จากสมการแนวโน้ม $\hat{Y} = a + bX$ ด้วยวิธี Decomposition technique

3. ค่าเริ่มต้น $\hat{S}_t = \dfrac{Y_t}{a_0}$ เมื่อ t = 1,2,...,p

p คือ จำนวนฤดูกาล

m คือ คาบเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า