

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์ความต้องการเหล็กภายใต้ความไม่แน่นอนโดยวิธีเบย์นี้ผู้ศึกษาได้กำหนดวิธีการศึกษาไว้ตามขั้นตอนดังนี้

- 3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง
- 3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา
- 3.3 วิธีดำเนินการศึกษา
- 3.4 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล
- 3.5 การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีของเบย์
- 3.6 ประเมินผลและข้อเสนอแนะ

3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

3.1.1 ประชากร

ประชากรคือ ดัชนีปริมาณความต้องการเหล็กและเหล็กกล้าของประเทศไทยกรณีส่งออกไปต่างประเทศ จากสำนักงานสถิติอุตสาหกรรม

3.1.2 กลุ่มตัวอย่าง

ดัชนีปริมาณความต้องการเหล็กและเหล็กกล้าของประเทศไทยจากสำนักงานสถิติอุตสาหกรรม กระทรวงอุตสาหกรรม รายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม 2543 ถึง ธันวาคม 2555

3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

3.2.1 เครื่องคอมพิวเตอร์ Notebook

3.2.2 โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ SPSS สำหรับวิเคราะห์ข้อมูล

3.2.3 โปรแกรมคอมพิวเตอร์ OpenBUGS และ R สำหรับสร้าง และวิเคราะห์ตัวแบบในงานวิจัยนี้

3.3 วิธีการดำเนินการศึกษา

3.3.1 เก็บรวบรวมข้อมูล

เก็บรวบรวมข้อมูลดัชนีปริมาณความต้องการเหล็กและเหล็กกล้าของประเทศไทยกรณี ส่งออกไปต่างประเทศรายเดือน จากสำนักงานสถิติอุตสาหกรรมจำนวน 13 ปี ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2543-2555 และ ปีพ.ศ. 2556 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือน สิงหาคม

3.3.2 วิเคราะห์ข้อมูล

นำข้อมูลข้างต้นที่รวบรวมมาได้มาวิเคราะห์คุณลักษณะของข้อมูลว่ามี ส่วนประกอบอะไรบ้าง เช่น แนวโน้ม (Trend) อัตตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) ข้อมูลผิดปกติ (Outlier) เป็นต้น และพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธี Exponential smoothing โดยใช้โปรแกรม Spss

3.4 สร้างตัวแบบด้วยวิธีของเบย์

นำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์นำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ในหัวข้อ 3.3.1 และ 3.3.2 ไปสร้างตัวแบบของด้วยวิธีของเบย์โดยมีรายละเอียดของตัวแบบดังต่อไปนี้

$$Y_t \sim N\left(\gamma(\Delta W(t|\alpha, \delta) + A_t), [\gamma(3 + \zeta_t)\sigma_Y]^2\right)$$

เมื่อค่าเฉลี่ยของ Y_t คือ

$$E(Y_t) = \gamma(\Delta W(t|\alpha, \delta) + A_t) \quad (44)$$

ค่าความแปรปรวนของ Y_t คือ

$$Var(Y_t) = [\gamma(3 + \zeta_t)\sigma_Y]^2 \quad (45)$$

เมื่อ γ คือค่าคาดหวังของ Z และ Z ก็คือผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาทั้งหมดในช่วงเวลาที่ศึกษา หรือวิเคราะห์ $W(t|\alpha, \delta)$ คือฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมของ Weibull A_t อัดต

สหสัมพันธ์ที่ซ่อนเร้นอยู่ในช่วงเวลา t ζ_t คือข้อมูลผิดปกติในช่วงเวลา t และ σ_Y^2 ความแปรปรวนของ Y_t

สำหรับ prior distribution ของตัวแบบเบย์ในงานวิจัยนี้คือ

$$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{s-1} \sim N(0, 1.0E09)$$

$$p(\sigma_Y^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

แนวโน้ม

$$\Delta W(t | \alpha, \delta) = W(t | \alpha, \delta) - W(t-1 | \alpha, \delta)$$

เมื่อ

$$\alpha \sim N_{[0, \infty)}(\mu_\alpha, \sigma_\alpha^2), p(\mu_\alpha) \sim N(0, 1.0E09),$$

$$p(\sigma_\alpha^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.001)$$

$$\delta \sim N_{[0, \infty)}(\mu_\delta, \sigma_\delta^2), p(\mu_\delta) \sim N(0, 1.0E09),$$

$$p(\sigma_\delta^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

อัตตสหสัมพันธ์ที่ซ่อนเร้น: AR(1):

$$A_t \sim N(\lambda A_{t-1}, \sigma_A^2), p(\sigma_A^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

$$\lambda \sim N(0, 1.0E09), A_0 = 0$$

ข้อมูลผิดปกติ:

$$\zeta_t \sim \text{Bern}(0.05)$$

ค่าคาดหวังของผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลา:

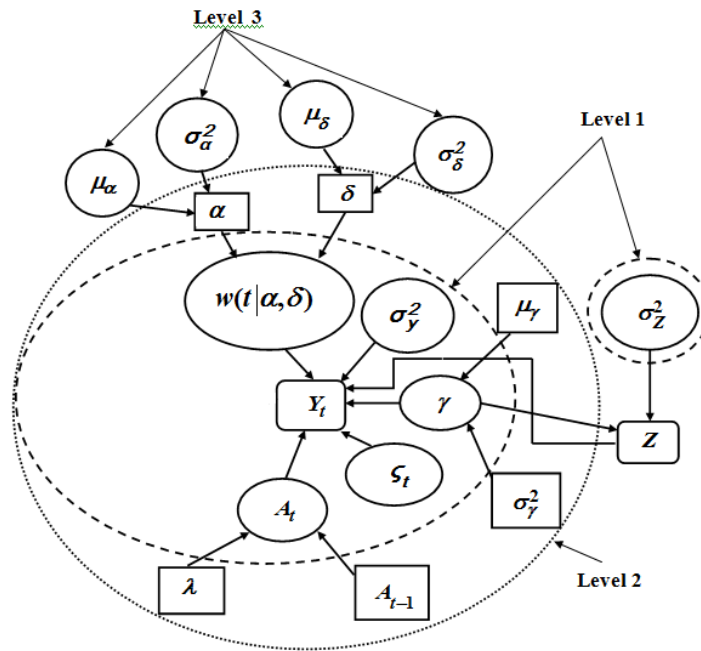
$$\gamma \sim N_{[0, \infty)}(\mu_\gamma, \sigma_\gamma^2), p(\mu_\gamma) \sim N(0, 1.0E09)$$

$$p(\sigma_\gamma^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

ผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาทั้งหมดในช่วงเวลาที่ศึกษา:

$$Z \sim N(\gamma, \sigma_Z^2), p(\sigma_Z^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

สำหรับโครงสร้างของตัวแบบในงานวิจัยนี้สามารถแสดงได้ในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 โครงสร้างของตัวแบบเบย์ในงานวิจัยนี้

สำหรับสมการพยากรณ์ของตัวแบบเบย์ในงานวิจัยนี้แสดงดังข้างล่าง

$$p(\hat{Y}_{t+1} | Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_1) = \int \dots \int p(\hat{Y}_{t+1} | \boldsymbol{\theta}) p(\boldsymbol{\theta} | Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_1) d\boldsymbol{\theta} \quad (46)$$

$$p(\hat{Y}_{t+1} / Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_1) \propto \int \dots \int p(\hat{Y}_{t+1} / \boldsymbol{\theta}) p(Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_1 / \boldsymbol{\theta}) p(\boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\theta}$$

จากสมการที่ 46 เราสามารถประมาณวิธีการหาคำตอบได้โดยใช้การสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs

ตามสมการเพื่อประมาณค่า \hat{Y}_{t+1}

1.2.1 การประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธี MCMC

จากตัวแบบข้างต้น และกำหนด priors ให้กับพารามิเตอร์ทั้งหมดแล้ว เราจะใช้วิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) สำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs ซึ่งวิธีการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs นี้จะเหมาะสมกับฟังก์ชันการแจกแจงแบบมีเงื่อนไข เมื่อจำนวน

รอบของการสุ่มตัวอย่างหลายๆ มันก็จะลู่เข้าสู่ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของ posterior ใดๆ (joint posterior distribution) สามารถเขียน likelihood ของตัวแบบเบย์ได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 & f(Y_1, \dots, Y_n | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_1, \dots, A_n, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_1, \dots, \xi_n, \sigma_Y^2, \\
 & \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \\
 &= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \\
 & \quad \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2)
 \end{aligned} \tag{47}$$

สามารถเขียนผลคูณ prior distributions ของพารามิเตอร์ทั้งหมดได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 & [p(\gamma | \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2) p(\mu_\gamma) p(\sigma_\gamma^2) p(w(t) | \alpha, \delta) p(\alpha | \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2) p(\mu_\alpha) p(\sigma_\alpha^2) p(\delta | \mu_\delta, \sigma_\delta^2) p(\mu_\delta) \\
 & p(\sigma_\delta^2) p(A_1, \dots, A_n | \lambda, \sigma_A^2) p(\lambda) p(\sigma_A^2), p(\omega_1), \dots, p(\omega_{s-1}) p(\xi_1), \dots, p(\xi_n) \\
 & p(\sigma_Y^2)]
 \end{aligned}$$

สามารถเขียน posterior distribution ซึ่งเกิดจากผลคูณของ likelihood กับ ผลคูณ prior distributions ของพารามิเตอร์ทั้งหมด ได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 & p(\gamma, w(t), \alpha, \delta, A_1, \dots, A_n, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_1, \dots, \xi_n, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha, \\
 & \quad \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2 | Y_1, \dots, Y_n) \\
 &= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha, \\
 & \quad \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) [p(\gamma | \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2) p(\mu_\gamma) p(\sigma_\gamma^2) p(w(t) | \alpha, \delta) \\
 & \quad p(\alpha | \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2) p(\mu_\alpha) p(\sigma_\alpha^2) p(\delta | \mu_\delta, \sigma_\delta^2) p(\mu_\delta) p(\sigma_\delta^2) p(A_1, \dots, A_n | \lambda, \sigma_A^2) \\
 & \quad p(\lambda) p(\sigma_A^2) p(\omega_1), \dots, p(\omega_{s-1}) p(\xi_1), \dots, p(\xi_n) p(\sigma_Y^2)]
 \end{aligned} \tag{48}$$

สำหรับวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี MCMC โดยอัลกอริทึมของการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs จะทำการสร้าง The full conditional distributions ให้กับพารามิเตอร์แต่ละตัว ซึ่ง The full conditional distribution ของพารามิเตอร์แต่ละตัว เกิดจาก ผลคูณของ the likelihood กับ all priors ที่เกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ของตัวเอง ตัวอย่างเช่น the full conditional distributions ของพารามิเตอร์หลักๆ $(\gamma, \alpha, \delta, A_t, \xi_t, \mu_\alpha)$ แสดงดังต่อไปนี้

The full conditional distribution ของ γ คือ

$$\begin{aligned}
& p(\gamma | w(t), \alpha, \delta, A_1, \dots, A_n, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_1, \dots, \xi_n, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, \dots, Y_n) \\
&= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \\
& \quad [p(\gamma | \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2) p(\mu_\gamma) p(\sigma_\gamma^2)]
\end{aligned} \tag{49}$$

The full conditional distribution for α is

$$\begin{aligned}
& p(\alpha | w(t), \gamma, \delta, A_1, \dots, A_n, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_1, \dots, \xi_n, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, \dots, Y_n) \\
&= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \\
& \quad [p(\alpha | \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2) p(\mu_\alpha) p(\sigma_\alpha^2)]
\end{aligned} \tag{50}$$

The full conditional distribution ของ δ คือ

$$\begin{aligned}
& p(\delta | w(t), \gamma, \alpha, A_1, \dots, A_n, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_1, \dots, \xi_n, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, \dots, Y_n) \\
&= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) [p(\delta | \mu_\delta, \sigma_\delta^2) p(\mu_\delta) p(\sigma_\delta^2)]
\end{aligned} \tag{51}$$

The full conditional distribution ของ A_t คือ

$$\begin{aligned}
& p(A_t | w(t), \alpha, \delta, A_{-t}, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_1, \dots, \xi_n, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, \dots, Y_n) \\
&= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha, \\
& \quad \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) [p(A_t | \lambda A_{t-1}, \sigma_A^2) p(\lambda) p(A_{-t} | \lambda A_{t-1}, \\
& \quad \sigma_A^2) p(\sigma_A^2)]
\end{aligned} \tag{52}$$

เมื่อ $A_{-t} = A_1, \dots, A_{t-1}, A_{t+1}, \dots, A_n$.

The full conditional distribution ของ ξ_t คือ

$$\begin{aligned} & p(\xi_t | w(t), \alpha, \delta, A_1, \dots, A_n, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_{-t}, \sigma_Y^2, \\ & \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, \dots, Y_n) \\ &= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_{-t}, \sigma_Y^2, \\ & \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) [p(\xi_t)] \end{aligned} \quad (53)$$

เมื่อ $\xi_{-t} = \xi_1, \dots, \xi_{t-1}, \xi_{t+1}, \dots, \xi_n$.

The full conditional distribution ของ μ_α คือ

$$\begin{aligned} & p(\mu_\alpha | w(t), \alpha, \delta, A_1, \dots, A_n, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_1, \dots, \xi_n, \sigma_Y^2, \\ & \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, \dots, Y_n) \\ &= \prod_{t=1}^n f(Y_t | \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \dots, \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \\ & \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) [p(\mu_\alpha)] \end{aligned} \quad (53)$$

และวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี MCMC โดยใช้อัลกอริทึมของการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs จะทำการเขียนโปรแกรมใน OpenBUGS และประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบด้วยการเขียนโปรแกรมใน R และเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้กับวิธีการพยากรณ์ที่นิยมใช้กันอยู่ทั่วไปที่ทำให้ค่าพยากรณ์ที่มีค่าผิดพลาดต่ำ ได้แก่ วิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล (Yelland, 2010)

3.5 ประเมินผลการวิจัย

นำผลการวิจัยที่ได้มาวิเคราะห์ และพิจารณาเพื่อหาข้อสรุป และข้อเสนอแนะ
สถานที่เก็บรวบรวมข้อมูล

สำนักงานสถิติอุตสาหกรรม กระทรวงอุตสาหกรรม

สถานที่ใช้ในการทำวิจัย

สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ ซึ่งตั้งอยู่ที่วิทยาเขตพระนครเหนือ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

ระยะเวลาในการวิจัย

เริ่มตั้งแต่ 1 ตุลาคม 2555 สิ้นสุดการวิจัย 30 กันยายน 2556