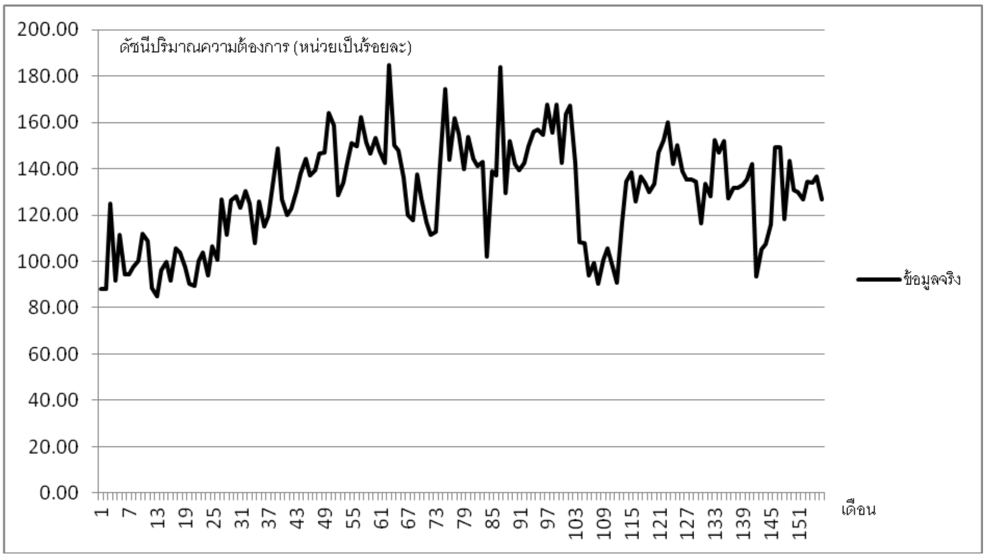
บทที่ 4
ผลการวิจัย

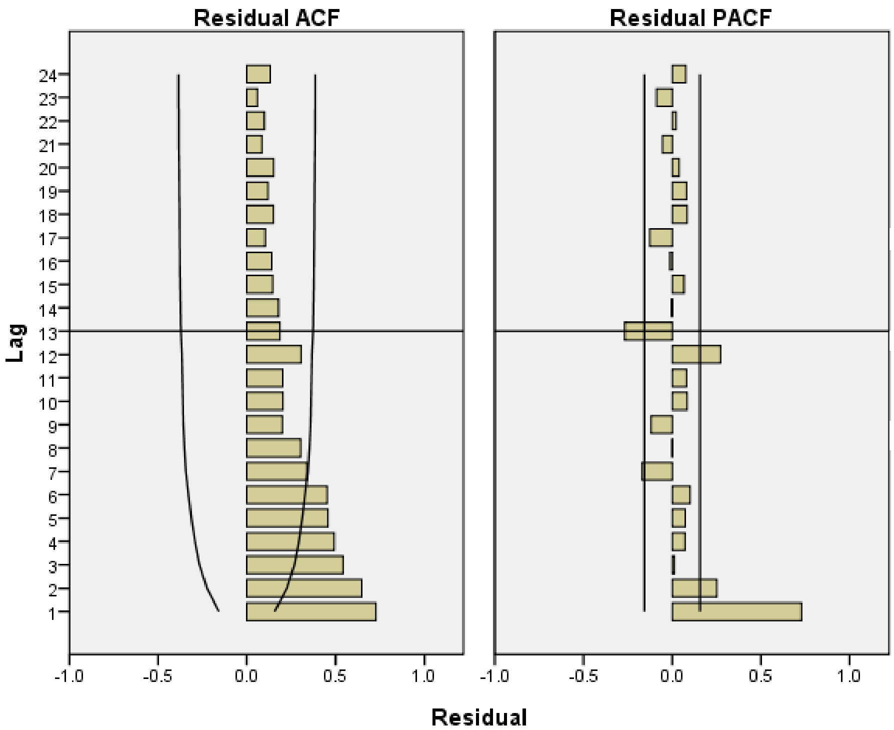
ผลการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์ความต้องการเหล็กภายใต้ความไม่แน่นอนโดยวิธีเบย์ ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาข้อมูลเฉพาะดัชนีของปริมาณความต้องการเหล็ก และเหล็กกล้ากรณีการส่งออกจากสำนักงานสถิติอุตสาหกรรม กระทรวงอุตสาหกรรม โดยเก็บข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2543 ถึงเดือน กันยายน 2556 โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2543 ถึงเดือน ธันวาคม 2555 ซึ่งจะนำมาใช้ในการวิเคราะห์เพื่อสร้างตัวพยากรณ์เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ทำให้ตัวแบบเหมาะสม ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ และเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม ส่วนข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2556 ถึงเดือน กันยายน 2556 เพื่อนำมาใช้พยากรณ์ไปข้างหน้าเปรียบเทียบกับข้อมูลจริง และวิธีการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์มีรายละเอียดดังนี้

4.3 ผลการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูล

ภาพที่ 2 แสดงลักษณะของข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2543 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2555 ภาพที่ 3 แสดงการวัดสหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ด้วยกราฟ Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF)



ภาพที่ 2 ลักษณะของข้อมูลชุดที่ 1



ภาพที่ 3 แสดงการวัดสหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล

จากภาพที่ 2 และภาพที่ 3 สามารถวิเคราะห์ลักษณะส่วนประกอบของข้อมูล แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีแนวโน้ม มีข้อมูลบางตัวสูง และต่ำผิดปกติจากตัวอื่นๆ แสดงว่าข้อมูลมีบางตัวผิดปกติ

โดยดูจากภาพที่ 2 ส่วนภาพที่ 3 แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันอย่างน้อย 1 lag แต่เลือกใช้ที่ 1 lag เพราะมีอยู่ 1 แท่งที่สูงกว่าแท่งอื่น หลังจากนั้นเมื่อวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลได้แล้วจึงนำลักษณะของข้อมูลไปสร้างตัวแบบและได้ตัวแบบในหัวข้อต่อไป

4.2 ผลของสร้างตัวแบบ

นำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์นำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์เพื่อสร้างตัวแบบของด้วยวิธีของเบย์โดยมีรายละเอียดของตัวแบบดังต่อไปนี้

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

เมื่อค่าเฉลี่ยของ Y_t คือ

$$E(Y_t)=\gamma(\Delta W(t \mid \alpha,\delta)+A_t) \tag{51}$$

ค่าความแปรปรวนของ Y_t คือ

$$Var(Y_t)=\left[\gamma(3+\zeta_t)\sigma_Y\right]^2 \tag{52}$$

เมื่อ γ คือค่าคาดหวังของ Z และ Z ก็คือผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาทั้งหมดในช่วงเวลาที่ศึกษาหรือวิเคราะห์ $W(t \mid \alpha,\delta)$ คือฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมของ Weibull A_t อัตตสหสัมพันธ์ที่ซ้อนเร้นอยู่ในช่วงเวลา t และ ζ_t คือข้อมูลผิดปกติในช่วงเวลา t

สำหรับ prior distribution ของตัวแบบเบย์ในงานวิจัยนี้คือ

$$p(\sigma_Y^2) \sim \mathrm{Inv}Gamma(0.1, 0.0001)$$

แนวโน้ม

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

เมื่อ

$$\alpha \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\alpha,\sigma_\alpha^2),\ p(\mu_\alpha) \sim N(0,1.0\text{E}09),$$
$$p(\sigma_\alpha^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.001)$$
$$\delta \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\delta,\sigma_\delta^2),\ p\left(\mu_\delta\right) \sim N\left(0,1.0\text{E}09\right),$$
$$p(\sigma_\delta^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.0001)$$

อัตตสหสัมพันธ์ที่ซ้อนเร้น:

$$A_t \sim N(\lambda A_{t-1},\sigma_A^2),\ p(\sigma_A^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1,0.0001)$$
$$\lambda \sim \text{N}(0,1.0\text{E}09),\ A_0 = 0$$

ข้อมูลผิดปกติ:

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

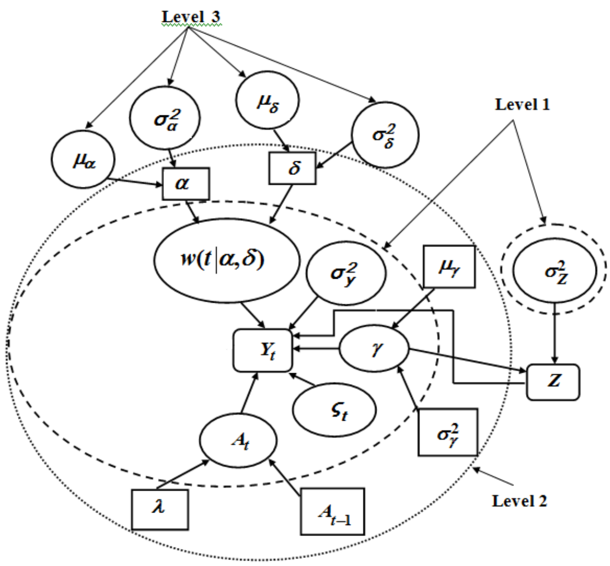
ค่าคาดหวังของผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลา:

$$\gamma \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\gamma,\sigma_\gamma^2),\ p(\mu_\gamma) \sim N(0,1.0\text{E}09)$$
$$p(\sigma_\gamma^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

ผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาทั้งหมดในช่วงเวลาที่ศึกษา:

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

สำหรับโครงสร้างของตัวแบบในงานวิจัยนี้สามารถแสดงได้ในภาพที่ 4



ภาพที่ 4 โครงสร้างของตัวแบบเบย์ในงานวิจัยนี้

สำหรับสมการพยากรณ์ของตัวแบบเบย์ในงานวิจัยนี้แสดงดังข้างล่าง

$$p(\hat{Y}_{t+1} \mid Y_t, Y_{t-1}, ..., Y_1) = \int ... \int p(\hat{Y}_{t+1} \mid \boldsymbol{\theta})\, p(\boldsymbol{\theta} \mid Y_t, Y_{t-1}, ..., Y_1)\ d\boldsymbol{\theta} \tag{53}$$

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

จากสมการที่ 53 เราสามารถประมาณวิธการหาคำตอบได้โดยใช้การสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs ตามสมการเพื่อประมาณหาค่า $\hat{Y}_{t+1}$

4.2.1 การประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธี MCMC

จากตัวแบบข้างต้น และกำหนด priors ให้กับพารามิเตอร์ทั้งหมดแล้ว เราจะใช้วิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) สำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs ซึ่งวิธีการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs นี้จะเหมาะสมกับฟังก์ชันการแจกแจงแบบมีเงื่อนไข เมื่อจำนวนรอบของการสุ่มตัวอย่างมากๆ มันก็จะลู่เข้าสู่ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของ posterior ใดๆ (joint posterior distribution) สามารถเขียน likelihood ของตัวแบบเบย์ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} &f(Y_1, ..., Y_n \mid \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_1, ..., A_n, \xi_1, ..., \xi_n, \sigma_Y^2, \\ &\quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \\ &= \prod_{t=1}^{n} f(Y_t \mid \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \\ &\quad \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \end{aligned} \tag{54}$$

สามารถเขียนผลคูณ prior distributions ของพารามิเตอร์ทั้งหมดได้ดังนี้

$$\begin{aligned} &[\,p(\gamma \mid \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2)\, p(\mu_\gamma)\, p(\sigma_\gamma^2)\, p(w(t) \mid \alpha, \delta)\, p(\alpha \mid \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2)\, p(\mu_\alpha)\, p(\sigma_\alpha^2)\, p(\delta \mid \mu_\delta, \sigma_\delta^2)\, p(\mu_\delta) \\ &p(\sigma_\delta^2)\, p(A_1, ..., A_n \mid \lambda, \sigma_A^2)\, p(\lambda)\, p(\sigma_A^2),\ p(\xi_1), ..., p(\xi_n) \\ &p(\sigma_Y^2)] \end{aligned}$$

สามารถเขียน posterior distribution ซึ่งเกิดจากผลคูณของ likelihood กับ ผลคูณ prior distributions ของพารามิเตอร์ทั้งหมด ได้ดังนี้

$$p(\gamma, w(t), \alpha, \delta, A_1, ..., A_n, \xi_1, ..., \xi_n, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha,$$
$$\sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2 \mid Y_1, ..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_t \big| \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha,$$
$$\sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2)\ [p(\gamma \big| \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2)\, p(\mu_\gamma)\, p(\sigma_\gamma^2)\, p(w(t) \big| \alpha, \delta) \tag{55}$$
$$p(\alpha \big| \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2)\, p(\mu_\alpha)\, p(\sigma_\alpha^2)\, p(\delta \big| \mu_\delta, \sigma_\delta^2)\, p(\mu_\delta)\, p(\sigma_\delta^2)\, p(A_1, ..., A_n \big| \lambda, \sigma_A^2)$$
$$p(\lambda)\, p(\sigma_A^2)\, p(\xi_1), ..., p(\xi_n)\, p(\sigma_Y^2)]$$

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

The full conditional distribution ของ γ คือ

$$p(\gamma \big| w(t), \alpha, \delta, A_1, ..., A_n, \xi_1, ..., \xi_n, \sigma_Y^2,$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, ..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_i \big| \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \xi_t, \sigma_Y^2,$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \tag{56}$$
$$[p(\gamma \big| \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2)\, p(\mu_\gamma)\, p(\sigma_\gamma^2)]$$

The full conditional distribution for α is

$$p(\alpha \big| w(t), \gamma, \delta, A_1, ..., A_n, \xi_1, ..., \xi_n, \sigma_Y^2,$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, ..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_i \big| \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \xi_t, \sigma_Y^2,$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \tag{57}$$
$$[p(\alpha \big| \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2)\, p(\mu_\alpha)\, p(\sigma_\alpha^2)]$$

The full conditional distribution ของ δ คือ

$$p(\delta \left| w(t), \gamma, \alpha, A_1, ..., A_n, \xi_1, ..., \xi_n, \sigma_Y^2, \right.$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, ..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_i \left| \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \xi_t, \sigma_Y^2, \right. \tag{58}$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \; [p(\delta \left| \mu_\delta, \sigma_\delta^2) p(\mu_\delta) p(\sigma_\delta^2)\right.]$$

The full conditional distribution ของ A_t คือ

$$p(A_t \left| w(t), \alpha, \delta, A_{-t}, \xi_1, ..., \xi_n, \sigma_Y^2, \right.$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, ..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_i \left| \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \beta_0, \beta_1, ..., \beta_p, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha, \right.$$
$$\sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \; [p(A_t \left| \lambda A_{t-1}, \sigma_A^2) p(\lambda) p(A_{-t} \right| \lambda A_{t-1}, \tag{59}$$
$$\sigma_A^2) p(\sigma_A{}^2)]$$

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

The full conditional distribution ของ ζ_t คือ

$$p(\xi_t \left| w(t), \alpha, \delta, A_1, ..., A_n, \omega_1, ...\omega_{s-1}, \xi_{-t}, \sigma_Y^2, \right.$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, ..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_t \left| \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, ...\omega_{s-1}, \xi_{-t}, \sigma_Y^2, \right. \tag{60}$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2)[p(\xi_t)]$$

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

The full conditional distribution ของ μ_α คือ

$$p(\mu_\alpha \left| w(t), \alpha, \delta, A_1, ..., A_n, \omega_1, ...\omega_{s-1}, \xi_1, ..., \xi_n, \sigma_Y^2, \right.$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2, Y_1, ..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_t \left| \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, ...\omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \right. \tag{61}$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2)[p(\mu_\alpha)]$$

4.3 ผลของการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ

การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี MCMC โดยใช้อัลกอริทึมของการสุ่มตัวอย่างแบบ

Gibbs โดยทำการเขียนอัลกอริทึมในโปรแกรม OpenBUGS เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้จากข้อมูลจริงมาแล้ว หลังจากนั้นจะใช้ค่าพารามิเตอร์ทุกตัวมาทำการจำลองสถานการณ์สร้างชุดข้อมูลมาใหม่อีก 1000 ชุดซึ่งจะถูกเขียนอัลกอริทึมในโปรแกรม R และประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบโดยการประเมินจากพารามิเตอร์แต่ละตัวได้ผลดังตารางที่ 1

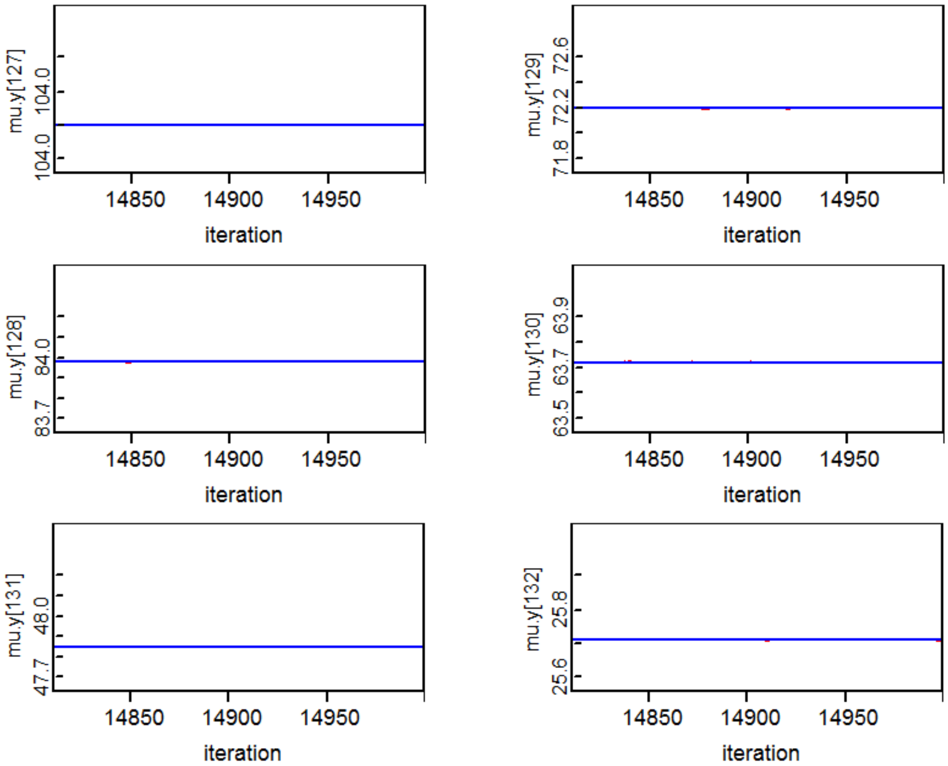
ตารางที่ 1 ประสิทธิภาพของตัวแบบโดยการประเมินพารามิเตอร์

P	RB	MSE	CP	P	RB	MSE	CP
σ_Y^2	0.011	0.446	0.949	μ_γ	0.012	0.216	0.971
σ_z^2	0.013	0.549	0.960	σ_γ^2	0.021	0.329	0.973
γ	0.009	0.156	0.962	μ_α	0.011	0.126	0.965
λ	0.011	0.824	0.967	σ_α^2	0.017	0.364	0.969
α	0.019	0.817	0.956	μ_δ	0.015	0.597	0.979
δ	0.018	0.793	0.954	σ_δ^2	0.015	0.483	0.978

จากตารางที่ 1 พบว่าค่า RB และค่า MSE ของพารามิเตอร์แต่ละตัวมีค่าต่ำมาก และพบว่าค่า CP ของพารามิเตอร์แต่ละตัวมีค่าสูงมาก จึงสรุปได้ว่าประสิทธิภาพของตัวแบบในงานวิจัยนี้อยู่ในเกณฑ์ที่ดีมาก

4.4 ผลของการประมาณพารามิเตอร์

เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้วจึงเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้จากข้อมูลจริงจำนวน 13 ปี หรือ 153 เดือน ผลของ trace plot แสดงการการลู่เข้าสู่ stationary distribution ของพารามิเตอร์บางตัวแสดงได้ดังภาพที่ 5 และผลการประมาณค่าพารามิเตอร์แสดงได้ดังตารางที่ 2



ภาพที่ 5 trace plot แสดงการการลู่เข้าสู่ stationary distributionของพารามิเตอร์บางตัว

ตารางที่ 2 ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้

Parameter	**Value**	**Parameter**	**Value**
α	149.50	μ_γ	1083.00
λ	10.59	σ_Y^2	10.19
δ	240.31	σ_α^2	33.60
γ	515.00	σ_δ^2	41.35
μ_α	57.44	σ_γ^2	30.48
μ_δ	88.63	σ_z^2	4400.00

จากภาพที่ 5 เป็นภาพที่แสดงถึงตัวอย่างของค่าพารามิเตอร์บางตัวที่ลู่เข้าสู่ stationary distribution ซึ่งไม่ได้แสดงการลู่เข้าของค่าพารามิเตอร์ ทุกตัว แต่ค่าพารามิเตอร์ตัวอื่นๆที่ไม่ได้แสดงในงานวิจัยนี้ trace plot ก็ลู่เข้าสู่ stationary distribution เหมือนอย่างในภาพที่ 5 ที่ประมาณ 10000รอบขึ้นไป เช่นกัน ซึ่งสรุปได้ว่าค่าพารามิเตอร์แต่ละตัวจะมีค่าที่ไม่เปลี่ยนแปลงแล้วจึงยอมรับผลของการค่าพารามิเตอร์ที่ได้ในตารางที่ 2 เพื่อนำไปใช้พยากรณ์ค่า y แต่ละตัว

4.5 ผลของการเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์

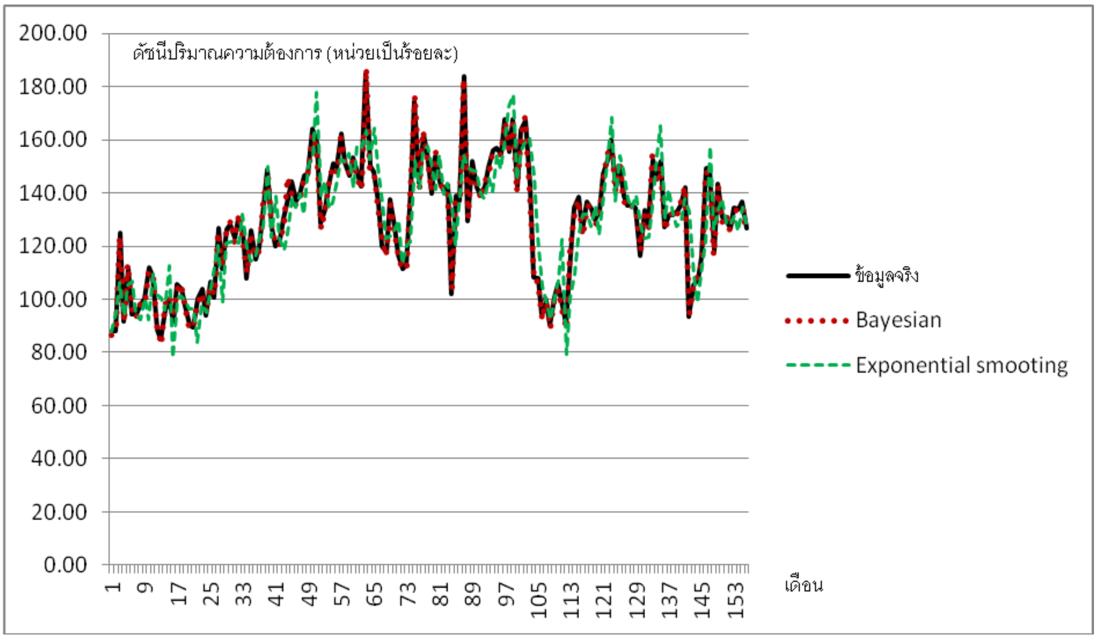
เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้วจึงเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้จากข้อมูลจริง จำนวน 13 ปี หรือ 153 เดือน มาเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม (Fitting Model) และเปรียบเทียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้อง ของตัวแบบ (Validation Model) พยากรณ์ที่เสนอกับวิธีการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล จากข้อมูลที่เหลือ อีก 9 เดือน คือข้อมูลเดือน มกราคม 2556 ถึงเดือนกันยายน 2556 แสดงได้ดังตารางที่ 3-4 และภาพที่ 6 – 7

ตารางที่ 3 การเปรียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม (Fitting Model)

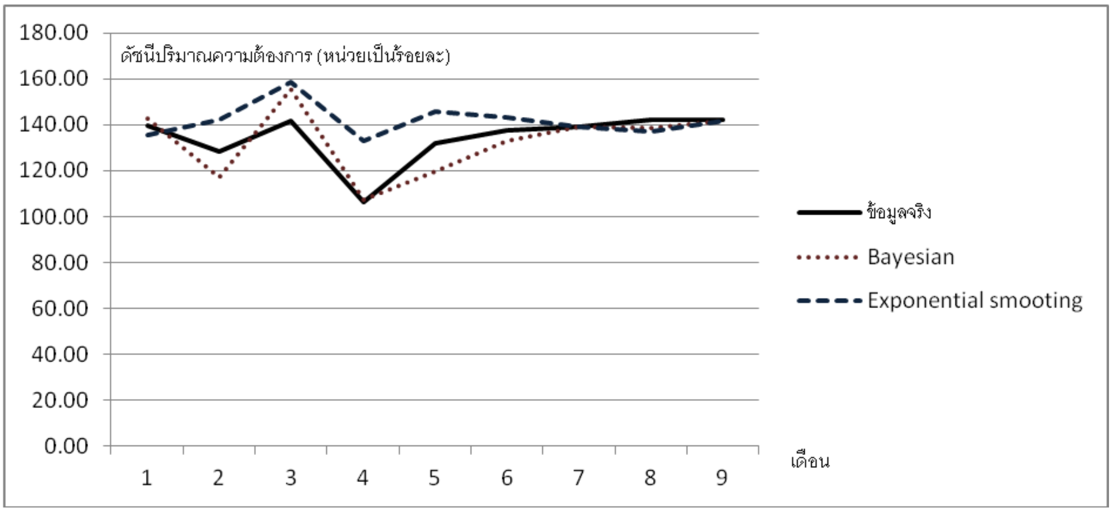
ข้อมูล	**วิธีการพยากรณ์**	**การวัดค่าความผิดพลาด**		
		RMSE	MAPE	MAE
จากข้อมูล 13 ปี	1. เบย์ (Bayesian)	**1.011**	**5.244**	**1.119**
	2. Exponential Smoothing (Simple Seasonal)	11.596	6.932	8.732

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบ (Validation Model)

ข้อมูล	**วิธีการพยากรณ์**	**การวัดค่าความผิดพลาด**		
		RMSE	MAPE	MAE
จากข้อมูล 9 เดือน	1. เบย์ (Bayesian)	**7.919**	**5.104**	**6.629**
	2. Exponential Smoothing (Simple Seasonal)	8.511	5.939	7.365



ภาพที่ 6 แสดงการเปรียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม (Fitting Model) แต่ละตัวกับข้อมูลจริง



ภาพที่ 7 แสดงการเปรียบเทียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบ (Validation Model)แต่ละตัวกับข้อมูลจริง

จากตารางที่ 3 และภาพที่ 6 ได้จากการที่นำข้อมูลจริง จำนวน 13 ปี หรือ 153 เดือน มาประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อการเปรียบหาตัวแบบที่เหมาะสม (Fitting Model) จากค่าพยากรณ์ของ

ทั้งสองวิธี ได้แก่วิธีการพยากรณ์ที่นำเสนอโดยวิธีแบบเบย์ และวิธีการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล ที่มีเทรน และฤดูกาล แบบ Winter's additive กับข้อมูลจริง พบว่าวิธีที่นำเสนอมีค่า error ทั้งสามตัวต่ำกว่า วิธีของการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล ที่มีเทรน และฤดูกาล แบบ Winter's additive ซึ่งถูกเลือกค่าพยากรณ์ที่ให้ค่า error มาจากวิธีของการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลทั้งหมด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ **1.011** MAPE เท่ากับ **5.244** และ MAE เท่ากับ **1.119** และเมื่อดูจากกราฟในภาพที่ 6 พบว่าวิธีที่นำเสนอมีค่าพยากรณ์ส่วนใหญ่ใกล้เคียงมากกว่าวิธีของการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล ที่มีเทรน และฤดูกาล แบบ Winter's additiveเช่นกัน

จากตารางที่ 4 และภาพที่ 7 ได้จากการที่นำข้อมูลจริง จำนวน 9 เดือน มาประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อเปรียบการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบ (Validation Model)จากค่าพยากรณ์ของทั้งสองวิธี ได้แก่วิธีการพยากรณ์ที่นำเสนอโดยวิธีแบบเบย์ และวิธีการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล ที่มีเทรน และฤดูกาล แบบ Winter's additive กับข้อมูลจริง พบว่าวิธีที่นำเสนอมีค่า error ทั้งสามตัวต่ำกว่า วิธีของการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล ที่มีเทรน และฤดูกาล แบบ Winter's additive ซึ่งถูกเลือกค่าพยากรณ์ที่ให้ค่า error มาจากวิธีของการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลทั้งหมด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ **7.919** MAPE เท่ากับ **5.104** และ MAE เท่ากับ **6.629** และเมื่อดูจากกราฟในภาพที่ 7 พบว่าวิธีที่นำเสนอมีค่าพยากรณ์ส่วนใหญ่ใกล้เคียงมากกว่าวิธีของการพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล ที่มีเทรน และฤดูกาล แบบ Winter's additive เช่นกัน