

บทที่ 4

ผลการศึกษา

การศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อที่จะศึกษาแนวโน้มของราคาเหล็ก เพื่อที่จะทำการพยากรณ์ต่อไป และข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์นั้นเป็นข้อมูลดัชนีราคาเหล็ก ซึ่งจะทำพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กในอนาคต ณ ช่วงเวลาในระยะสั้นๆ โดยใช้แบบจำลองของอาร์มา (ARIMA) เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Time – Series Data) ซึ่งได้ใช้ข้อมูลดัชนีราคาเหล็ก เป็นข้อมูลรายเดือน จำนวน 118 เดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2538 ถึง ปี พ.ศ. 2547 (ม.ค. – ต.ค.) โดยเก็บรวบรวมข้อมูลจากสำนักดัชนีเศรษฐกิจการค้าของกระทรวงพาณิชย์ สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลใช้โปรแกรม Eview 3.0 โดยได้แยกผลการศึกษาออกเป็น 3 ส่วนดังนี้

1. การทดสอบความนิ่งของข้อมูล
2. การกำหนดรูปแบบด้วยแบบจำลองอาร์มา
3. การพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็ก

4.1 การศึกษาดัชนีราคาเหล็ก

4.1.1 ผลการทดสอบ Unit Root

ในการทดสอบ Unit Root ของข้อมูลนั้น เป็นการทดสอบเพื่อจะดูความนิ่ง : Stationary [$I(0)$; Integrated of Order 0] หรือความไม่นิ่ง: Non-Stationary [$I(d)$; $d > 0$; integrated of order d] เนื่องจาก หากข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่งแล้ว จะทำให้เกิดปัญหาการถดถอยที่ไม่แท้จริง (Spurious Regression) ด้วยสาเหตุที่ว่า เพื่อหลีกเลี่ยงข้อมูลที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าความแปรปรวน (Variances) ที่ไม่คงที่ในแต่ละช่วงเวลาที่แตกต่างกัน โดยใช้การทดสอบ Augmented Dickey – Fuller ในการเลือก lag length นั้น โดยวิธีของ Walter Enders (Enders.1995) โดยในการศึกษาเริ่มใช้ lag length เท่ากับ 4 แล้วค่อย ๆ ลดค่า lag length ลงเรื่อย ๆ แล้วพิจารณาความมีนัยสำคัญทางสถิติ (Significant) ที่ระดับความเชื่อมั่น 99% 95% และ 90% ($\alpha = 0.01$ 0.05 และ 0.10) หากพบว่าค่า t -test ไม่มีค่านัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับนั้น ก็จะทำให้การลดค่า lag ลงไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งค่า t -test ปฏิเสธสมมติฐานว่าง กล่าวคือค่าที่ระดับ lag length นั้น มีนัยสำคัญทางสถิติ นอกจากนี้จะพิจารณาความนิ่ง

ของข้อมูลโดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ ADF เปรียบเทียบกับค่าวิกฤตแมคคินนอนที่ระดับ 1% 5% และ 10% ทั้งสามแบบจำลอง ถ้าค่าสถิติ ADF มากกว่าวิกฤตแมคคินนอน แสดงว่าข้อมูลอนุกรมนั้นมีลักษณะไม่นิ่ง ซึ่งแก้ไขโดยการทำ differencing ลำดับที่ 1 หรือลำดับถัดไปจนกว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะนิ่ง ผลการศึกษาดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงค่าสถิติต่าง ๆ ในการทดสอบ Unit Root

P – LAG [P]			LEVEL (Test – Statistic)			1 st Differences (Test – Statistic)			I(d)
ปราศจากจุดตัดแกนและแนวโน้ม	มีจุดตัดแกนแต่ปราศจากแนวโน้ม	มีจุดตัดแกนและแนวโน้ม	ปราศจากจุดตัดแกนและแนวโน้ม	มีจุดตัดแกนแต่ปราศจากแนวโน้ม	มีจุดตัดแกนและแนวโน้ม	ปราศจากจุดตัดแกนและแนวโน้ม	มีจุดตัดแกนแต่ปราศจากแนวโน้ม	มีจุดตัดแกนและแนวโน้ม	
[1]*	[1]*	[1]*	1.2960	-0.1420	-1.8414	-6.0293*	-6.2428*	-6.4889*	I(1)

ที่มา: จากการคำนวณ

- หมายเหตุ: 1) * หมายถึงมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% ($\alpha = 0.01$)
- 2) ตัวเลขในวงเล็บของ I(d) หมายถึง Order of Integration
- 3) ตัวเลขในวงเล็บของ [P] จำนวน P – Lag ที่ใช้ในแบบจำลอง

ผลการทดสอบจะได้ว่าข้อมูลดัชนีราคาเหล็กที่ระดับ level (lnST) นั้น พบว่าที่ระดับ level สัมประสิทธิ์ของ lag length ที่ P-Lag เท่ากับ 1 ค่า t – Statistic แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% ทั้งในแบบจำลองที่ปราศจากจุดตัดและแนวโน้มของเวลา (without intercept and trend) แบบจำลองที่มีจุดตัดแต่ปราศจากแนวโน้มของเวลา (with intercept and without trend) และในแบบจำลองที่มีจุดตัดและแนวโน้มของเวลา (with intercept and trend) แสดงว่า P-Lag ที่เหมาะสมมีค่าเท่ากับ 1 แต่ที่ lag length ข้อมูลของดัชนีราคาเหล็กมีลักษณะไม่นิ่ง เนื่องจากค่าสถิติ ADF มากกว่าค่าวิกฤตของแมคคินนอนไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานว่างที่ว่า $H_0 : \theta = 0$ ได้ ดังนั้นจึงได้ทำการหาผลต่างที่ 1 (1st difference, $\Delta \ln ST_t$) ซึ่งค่า t – Statistic ที่ได้นั้น เมื่อเปรียบเทียบกับค่าวิกฤตของแมคคินนอนแล้วสามารถปฏิเสธสมมติฐานว่างที่ว่า $H_0 : \theta = 0$ ได้ ซึ่งแสดงว่าข้อมูลระดับผลต่างที่ 1 มีลักษณะนิ่ง ผลปรากฏว่าที่ 1 Lag มีนัยสำคัญทางสถิติที่ 1% และข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะนิ่ง ดังนั้นแสดงว่าข้อมูลดัชนีราคาเหล็กมี Unit Root และมีลักษณะข้อมูลแบบ I(1)

4.1.2 ผลการวิเคราะห์แบบจำลอง ARIMA โดยวิธี Box – Jenkins

1) การกำหนดแบบจำลอง Identification

เมื่อแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้มีลักษณะนิ่ง จากการพิจารณารูปแบบ correlogram ของผลต่างลำดับที่ 1 ของ $\ln ST_t$ ($\Delta \ln ST_t$) ในการกำหนดแบบจำลอง เพื่อหาค่า autoregressive [AR(p)] และ moving average [MA(q)] โดยพิจารณาจากค่า autocorrelation function (ACF) และค่า partial autocorrelation function (PACF) สามารถคัดเลือกแบบจำลองที่คาดว่าจะมีความเหมาะสม 7 แบบจำลอง แสดงในรูปสมการความสัมพันธ์ ดังนี้

$$\Delta \ln ST_t \text{ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) AR(2) MA(6)} \quad (4.1)$$

$$\Delta \ln ST_t \text{ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) MA(3) MA(6)} \quad (4.2)$$

$$\Delta \ln ST_t \text{ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16)} \quad (4.3)$$

$$\Delta \ln ST_t \text{ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) MA(6)} \quad (4.4)$$

$$\Delta \ln ST_t \text{ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) MA(6) MA(15)} \quad (4.5)$$

$$\Delta \ln ST_t \text{ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) MA(6) MA(15) MA(16)} \quad (4.6)$$

$$\Delta \ln ST_t \text{ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) MA(15)} \quad (4.7)$$

2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบอนุกรมเวลา

(Parameter estimation)

จากการประมาณค่าในการกำหนดแบบจำลอง Identification ทั้ง 8 แบบจำลอง โดยใช้ค่า t – Statistic ในการทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติ ผลการทดสอบอธิบายได้ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \Delta \ln ST_t = & 0.005400(1.1678) + 0.647722(6.9676) \Delta \ln ST_{t-1} - 0.168323(-1.8117) \Delta \ln ST_{t-2} \\ & + e_t + 0.273127(2.8846) e_{t-6} \end{aligned} \quad (4.8)$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t – Statistic

จากสมการที่ (4.8) จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) AR(2) และ MA(6) มีค่าเท่ากับ 0.6477 -0.1683 และ 0.2731 ตามลำดับ และมีค่า t มากกว่าค่าสถิติ t จากตาราง แสดงว่าค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า

เปลี่ยนแปลงของ AR(1) และ MA(6) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับ $\Delta \ln ST_t$ ส่วนค่า AR(2) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงกันข้ามกับ $\Delta \ln ST_t$

$$\Delta \ln ST_t = 0.005480(1.0339) + 0.619561(7.9939) \Delta \ln ST_{t-1} + e_t - 0.275489(-2.9970) e_{t-3} + 0.367311(4.1018) e_{t-6} \quad (4.9)$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t-Statistic

จากสมการที่ (4.9) จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) MA(3) และ MA(6) มีค่าเท่ากับ 0.6196 -0.2755 และ 0.3673 ตามลำดับ และมีค่า t มากกว่าค่าสถิติ t จากตาราง แสดงว่าค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของ AR(1) และ MA(6) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับ $\Delta \ln ST_t$ ส่วนค่า MA(3) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงกันข้ามกับ $\Delta \ln ST_t$

$$\Delta \ln ST_t = 0.005393(4.2949) + 0.607645(8.1178) \Delta \ln ST_{t-1} + e_t - 0.311293(-4.1089) e_{t-3} + 0.259373(3.6860) e_{t-6} - 0.246025(-5.4034) e_{t-10} - 0.578559(12.7212) e_{t-16} \quad (4.10)$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t-Statistic

จากสมการที่ (4.10) จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) และ MA(16) มีค่าเท่ากับ 0.6077 -0.3113 0.2594 -0.2460 และ -0.5786 ตามลำดับ และมีค่า t มากกว่าค่าสถิติ t จากตาราง แสดงว่าค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของ AR(1) และ MA(6) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับ $\Delta \ln ST_t$ ส่วนค่า MA(3) MA(10) และ MA(16) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงกันข้ามกับ $\Delta \ln ST_t$

$$\Delta \ln ST_t = 0.005829(1.0406) + 0.560015(7.2123) \Delta \ln ST_{t-1} + e_t + 0.293499(3.1184) e_{t-6} \quad (4.11)$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t-Statistic

จากสมการที่ (4.11) จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) และ MA(6) มีค่าเท่ากับ 0.5600 และ 0.2935 ตามลำดับ และมีค่า t มากกว่าค่าสถิติ t จากตาราง แสดงว่าค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของ AR(1) และ MA(6) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับ $\Delta \ln ST_t$

$$\Delta \ln ST_t = 0.005705(1.5498) + 0.507289(6.1955) \Delta \ln ST_{t-1} + e_t + 0.249602(2.8318) e_{t-6} - 0.319703(-3.3074) e_{t-15} \quad (4.12)$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t-Statistic

จากสมการที่ (4.12) จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) MA(6) และ MA(15) มีค่าเท่ากับ 0.5073 0.2496 และ -0.3197 ตามลำดับ และมีค่า t มากกว่าค่าสถิติ t จากตาราง แสดงว่าค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของ AR(1) และ MA(6) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับ $\Delta \ln ST_t$ ส่วนค่า MA(15) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงกันข้ามกับ $\Delta \ln ST_t$

$$\Delta \ln ST_t = 0.005425(2.3692) + 0.498934(6.0148) \Delta \ln ST_{t-1} + e_t + 0.243892(4.0213) e_{t-6} - 0.356937(-4.4696) e_{t-15} - 0.347620(-5.7288) e_{t-16} \quad (4.13)$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t-Statistic

จากสมการที่ (4.13) จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) MA(6) MA(15) และ MA(16) มีค่าเท่ากับ 0.4989 0.2439 -0.3569 และ -0.3476 ตามลำดับ และมีค่า t มากกว่าค่าสถิติ t จากตาราง แสดงว่าค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของ AR(1) และ MA(6) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับ $\Delta \ln ST_t$ ส่วนค่า MA(15) และ MA(16) มีการเปลี่ยนแปลงเคลื่อนไหวในทิศทางตรงกันข้ามกับ $\Delta \ln ST_t$

$$\Delta \ln ST_t = 0.005483(2.1267) + 0.500946(6.1823) \Delta \ln ST_{t-1} + e_t - 0.402532(-4.3162) e_{t-15} \quad (4.14)$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t-Statistic

จากสมการที่ (4.14) จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) และ MA(15) มีค่าเท่ากับ 0.5009 และ -0.4025 ตามลำดับ และมีค่า t มากกว่าค่าสถิติ t จากตาราง แสดงว่าค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของ AR(1) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับ $\Delta \ln ST_t$ ส่วนค่า MA(15) มีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงกันข้ามกับ $\Delta \ln ST_t$

ตารางที่ 4.2 แสดงค่าสถิติที่สำคัญในการประมาณค่าพารามิเตอร์จากแบบจำลองต่างๆ

แบบจำลอง	ค่าสถิติ			
	Adjusted R ²	Durbin - Watson Statistic	Akaike Information Criterion	F - Statistic
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) AR(2) MA(6)	0.363488	2.019420	-4.907142	22.70036
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6)	0.392946	1.933721	-4.946884	25.81313
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16)	0.497981	1.948455	-5.120401	23.81501
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6)	0.352502	1.811284	-4.890739	32.30334
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15)	0.381086	1.918088	-4.927536	24.60311
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15) MA(16)	0.430338	1.907187	-5.002187	22.71855
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(15)	0.354001	1.884501	-4.893056	32.50937

ที่มา: จากการคำนวณ

3) การตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostics checking)

ผลการตรวจสอบจะเป็นการตรวจสอบโดยใช้คุณสมบัติความเป็น White Noise เพื่อค่าความคลาดเคลื่อนที่ประมาณการ (Estimated Residual, e_t) ซึ่งพิจารณาจากค่า Q - Statistic พบว่า ค่า Q - Statistic ของแบบจำลองทั้ง 7 แบบจำลอง (ตารางที่ 4.3) นั้น

มีค่าที่ไม่แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 10% แสดงว่า e_t เป็น white noise หรือ e_t มีการกระจายแบบปกติ (Normal distribution) มีค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากับ $\sigma^2 [e_t \sim \text{NID}(0, \sigma^2)]$ แสดงว่า e_t ไม่มีอัตสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Non - Autocorrelation) และไม่มีค่าความแปรปรวนแตกต่างกัน (Heteroscedasticity) ซึ่งหมายความว่าตัวแบบอนุกรมเวลาทั้ง 7 แบบจำลองข้างต้น ได้ผ่านการตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostics checking) และมีความเหมาะสมที่จะใช้ในการพยากรณ์ต่อไป

ตารางที่ 4.3 แสดงค่า Q - Statistic ที่ได้จากการทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองต่าง ๆ

แบบจำลอง	ค่าสถิติ	
	Q - Statistic (90)*	Probability
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) AR(2) MA(6)	83.628	0.582
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6)	75.334	0.810
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16)	63.529	0.961
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6)	99.159	0.196
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15)	85.112	0.537
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15) MA(16)	83.146	0.567
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(15)	97.554	0.228

ที่มา: จากการคำนวณ

หมายเหตุ: * หมายถึงความล่าช้า 90 ช่วงเวลา (90 Lag)

Copyright © by Chiang Mai University
All rights reserved

4) การพยากรณ์ (Forecasting)

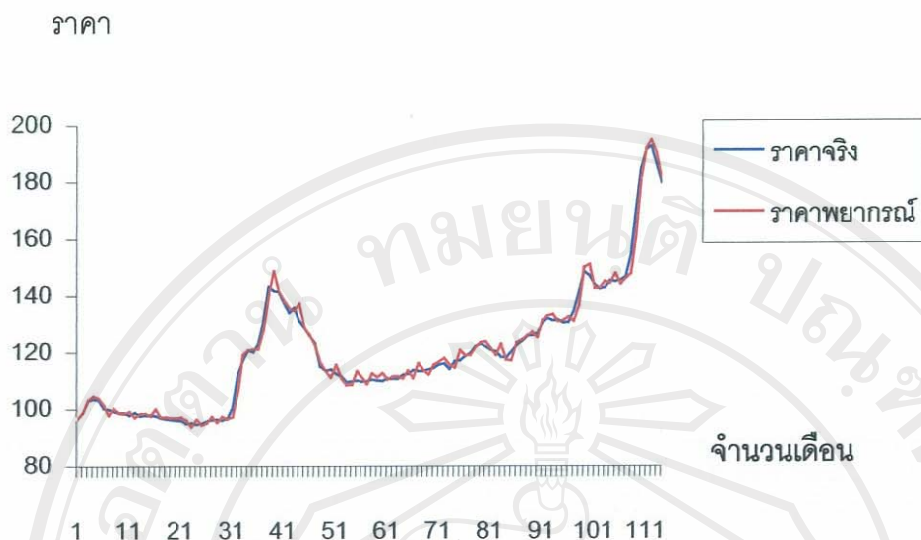
ในการเลือกแบบจำลองที่มีความเหมาะสมที่สุด เพื่อใช้ในการพยากรณ์ต่อไป นั้น จะใช้พิจารณาค่า Root Mean Squared Error (RMSE) และค่า Theil's Inequality Coefficient (TIC) ที่มีค่าต่ำสุด ซึ่งแบบผลพยากรณ์ออกเป็น 3 ช่วงคือ

4.1 Historical Forecast เป็นการพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ โดยกำหนดช่วงการพยากรณ์เริ่มต้นจากค่าที่ 1 ถึงค่าที่ 114 พบว่าแบบจำลอง $\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16) เป็นรูปแบบที่เหมาะสมที่สุด โดยมีค่า Root Mean Squared Error และ Theil's Inequality Coefficient เท่ากับ 0.017745 และ 0.001855 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.4 แสดงการเปรียบเทียบค่าสถิติจากการพยากรณ์ในช่วง Historical Forecast

แบบจำลอง	ค่าสถิติ	
	Root Mean Squared Error	Theil's Inequality Coefficient
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) AR(2) MA(6)	0.020060	0.002097
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6)	0.019652	0.002055
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16)	0.017745	0.001855
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6)	0.020297	0.002122
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15)	0.019865	0.002077
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15) MA(16)	0.018987	0.001985
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(15)	0.020153	0.002107

ที่มา: จากการคำนวณ



รูปที่ 4.1 แสดงผลพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กในช่วง Historical Forecast
ที่มา: จากการคำนวณ

4.2 Ex – Post Forecast เป็นการพยากรณ์ในช่วงสั้น ๆ จึงมีการกำหนดการพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กย้อนหลังเป็นระยะเวลา 4 ช่วงระยะเวลา คือค่าที่ 115 ถึงค่าที่ 118 เพื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง โดยใช้สมการจาก Historical Forecast ซึ่งที่กำหนดค่าเริ่มต้นจากค่าที่ 1 จนถึงค่าที่ 114 พบว่าแบบจำลอง $\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16) เป็นรูปแบบที่เหมาะสมที่สุด โดยมีค่า Root Mean Squared Error และ Theil's Inequality Coefficient เท่ากับ 0.015187 และ 0.001437 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.5 แสดงการเปรียบเทียบค่าสถิติจากการพยากรณ์ในช่วง Ex – Post Forecast

แบบจำลอง	ค่าสถิติ	
	Root Mean Squared Error	Theil's Inequality Coefficient
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) AR(2) MA(6)	0.021043	0.001992
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6)	0.021148	0.002001
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16)	0.015187	0.001437

ตารางที่ 4.5 (ต่อ)

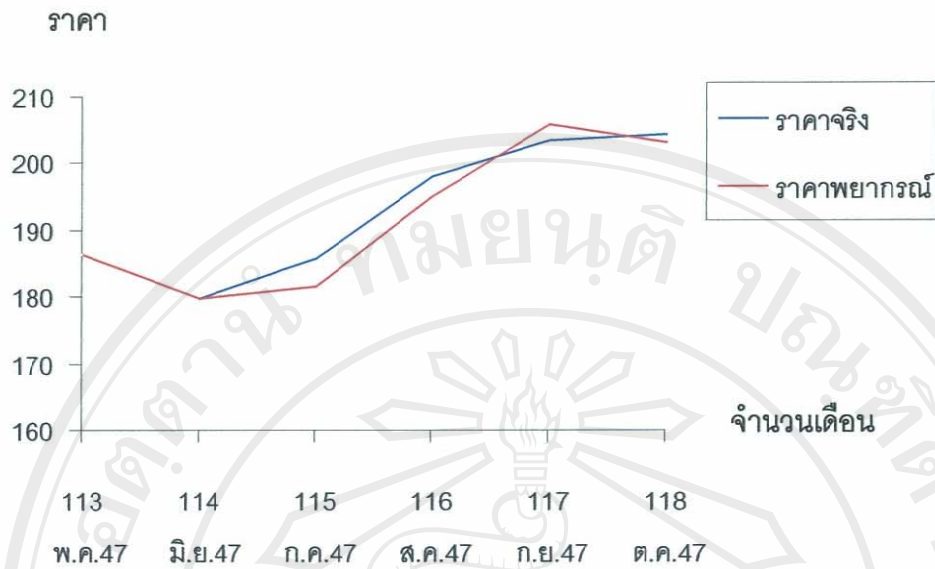
แบบจำลอง	ค่าสถิติ	
	Root Mean Squared Error	Theil's Inequality Coefficient
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6)	0.024153	0.002287
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15)	0.020781	0.001967
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(6) MA(15) MA(16)	0.019100	0.001808
$\Delta \ln ST_t$ ค่าคงที่ AR(1) MA(15)	0.026788	0.002536

ที่มา: จากการคำนวณ

จะได้ว่า สมการที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ต่อไปข้างหน้า (Ex - Ante Forecast) คือ แบบจำลอง AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16) หรือ สมการที่ (4.10) แสดงในรูปสมการได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \Delta \ln ST_t = & 0.005393(4.2949) + 0.607645(8.1178) \Delta \ln ST_{t-1} + e_t \\ & -0.311293(-4.1089) e_{t-3} + 0.259373(3.6860) e_{t-6} \\ & -0.246025(-5.4034) e_{t-10} - 0.578559(12.7212) e_{t-16} \end{aligned}$$

โดยที่ค่าในวงเล็บคือค่า t - Statistic



รูปที่ 4.2 แสดงผลพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กในช่วง Ex – Post Forecast
ที่มา: จากการคำนวณ

4.3 Ex – Ante Forecast เนื่องจากการพยากรณ์ในรูปแบบ ARIMA มีความแม่นยำในช่วงสั้น ๆ ในการศึกษาครั้งนี้จึงได้กำหนดช่วงการพยากรณ์ในอนาคตเพียง 4 ช่วงระยะเวลาคือ ค่าที่ 119 จนถึงค่าที่ 122 ซึ่งผลการพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็ก เป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือนพฤศจิกายน พ.ศ.2547 จนถึงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2548 แสดงได้ดังนี้

ตารางที่ 4.6 แสดงผลพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กจากแบบจำลอง AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16) ในช่วง Ex-Ante Forecast

ค่าที่	ช่วงเวลา	ดัชนีราคาพยากรณ์
119	พฤศจิกายน 2547	202.1984
120	ธันวาคม 2547	199.8297
121	มกราคม 2548	202.1645
122	กุมภาพันธ์ 2548	204.5491

ที่มา: จากการคำนวณ



รูปที่ 4.3 แสดงผลพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กจากแบบจำลอง AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16) ที่มา: จากการคำนวณ

จากรูปที่ 4.3 แสดงผลการพยากรณ์ที่คำนวณได้จากแบบจำลอง AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16) ทั้ง 4 ช่วงเวลา โดยจากช่วง Historical Forecast เริ่มคำนวณจากค่าที่ 1 จนถึงค่าที่ 109 แต่นำมาแสดงเพียง 4 ค่าเท่านั้นคือค่าที่ 110 ถึง 114 สำหรับช่วง Ex-Post Forecast ได้จากการคำนวณตั้งแต่ค่าที่ 115 ถึง 118 และช่วง Ex-Ante Forecast ได้จากการคำนวณตั้งแต่ค่าที่ 119 ถึง 122 แสดงค่าได้ดังนี้

ตารางที่ 4.7 แสดงผลพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กจากแบบจำลอง AR(1) MA(3) MA(6) MA(10) MA(16) ในแต่ละช่วงเวลา

ลำดับที่	ดัชนีราคาจริง	ดัชนีราคาพยากรณ์
Historical forecast		
110	185	181.1281
111	191.3	191.8300
112	192.6	194.7233
113	186.2	190.6874
114	179.8	181.2587
Ex-post forecast		
115	185.8	181.6175
116	198.1	195.1279
117	203.4	205.8104
118	204.4	203.1624
Ex-ante forecast		
119	-	202.1984
120	-	199.8297
121	-	202.1645
122	-	204.5491

ที่มา: จากการคำนวณ