บทที่ 6
สรุปผลและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผลการศึกษา

จากการพยากรณ์อนุกรมเวลาตัวแปรเดี่ยว (Univariate Time Series) ซึ่งก็คือราคาน้ำมันดิบดูไบรายวัน โดยใช้ตัวแบบ 3 ประเภทได้แก่ ตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ตัวแบบการ์ช (GARCH Model) และตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) สามารถแบ่งการสรุปผลการศึกษาออกเป็น 2 หัวข้อดังนี้

6.1.1 สรุปผลการคัดเลือกตัวแทนของตัวแบบแต่ละประเภท

สำหรับการเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดเพียงตัวแบบเดียว เพื่อเป็นตัวแทนของตัวแบบแต่ละประเภท จะพิจารณาจากค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ที่ได้จากการทดลองพยากรณ์ไปข้างหน้าในระยะสั้น ๆ 10 วัน มีค่าน้อยที่สุด โดยรายละเอียดตัวแทนของตัวแบบแต่ละประเภทแสดงได้ดังนี้

6.1.1.1 ตัวแทนของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์

จากการพิจารณาแผนภาพสหสัมพันธ์ (Correlogram) พบว่าสามารถสร้างตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ได้ทั้งสิ้น 10 ตัวแบบ อย่างไรก็ตามในขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้อง (Model Checking) จะเหลือตัวแบบที่มีความเหมาะสมสำหรับนำไปสร้างสมการพยากรณ์ 5 ตัวแบบ ซึ่งการทดลองพยากรณ์ไปข้างหน้าระยะสั้น ๆ 10 วัน สามารถสรุปได้ว่าตัวแบบ B_7 เป็นตัวแทนของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) โดยตัวแบบดังกล่าวอยู่ในรูปอารีมา (ARIMA Form) เนื่องจากอนุกรมเวลาที่พิจารณาจะมีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) เมื่อผ่านการหาผลต่างครั้งที่หนึ่ง (1st Difference)

ซึ่งตัวแบบ B_7 เป็นการอธิบายรูปแบบของสมการพยากรณ์โดยใช้กระบวนการอัตถดถอยอันดับที่หนึ่ง (AR(1)) กระบวนการอัตถดถอยอันดับที่สอง ((AR(2)) กระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่หนึ่ง (MA(1)) และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่สอง (MA(2))

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

6.1.1.2 ตัวแทนของตัวแบบการ์ช

ตัวแบบการ์ช (GARCH Model) ประกอบด้วยส่วนประกอบที่สำคัญ 2 ส่วน คือ สมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) และสมการความแปรปรวน (Variance Equation) โดยสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) สร้างได้จากการลอกแบบ (Simulate) ความล่าช้า (Lag) ของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ได้รับการตรวจสอบความถูกต้องแล้ว ขณะที่การสร้างสมการความแปรปรวน (Variance Equation) จะพิจารณาจากแผนภาพสหสัมพันธ์ (Correlogram) ของส่วนตกค้างกำลังสอง (Square Residual) จากขั้นตอนดังกล่าวสามารถสร้างตัวแบบการ์ชได้ทั้งสิ้น 5 ตัวแบบ ซึ่งการทดสอบส่วนตกค้าง (Residual Test) สามารถระบุได้ว่าตัวแบบทั้ง 5 สามารถนำไปสร้างเป็นสมการพยากรณ์ได้

สำหรับการทดลองพยากรณ์ไปข้างหน้าระยะสั้น ๆ 10 วัน สามารถสรุปได้ว่าตัวแบบ G_1 เป็นตัวแทนของตัวแบบการ์ช (GARCH Model) โดยตัวแบบดังกล่าวเป็นการอธิบายสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) ในรูปกระบวนการอัตถดถอยอันดับที่สอง (AR(2)) กระบวนการอัตถดถอยอันดับที่สาม (AR(3)) และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่หนึ่ง (MA(1)) ขณะที่สมการความแปรปรวน (Viriance Equation) ประกอบด้วยพจน์คงตัว (Constant Term) กระบวนการอาร์ชอันดับที่หนึ่ง (ARCH(1)) รวมทั้งกระบวนการการ์ชอันดับที่หนึ่ง (GARCH(1)) และกระบวนการการ์ชอันดับที่สอง (GARCH(2))

6.1.1.3 ตัวแทนของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

การสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) จะอาศัยความล่าช้า (Lag) ของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ได้รับการตรวจสอบความถูกต้องแล้ว ดังนั้นจึงสามารถสร้างตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ได้ทั้งสิ้น 4 ตัวแบบ ซึ่งการออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่าย (Architecture of Network) จะใช้อัลกอริทึมแพร่ย้อนกลับแบบแอลเอ็ม (LM Backpropagation Algorithm) เป็นฟังก์ชันการฝึกสอน (Training Function) โดยกำหนดวงรอบการเรียนรู้ (Epoch) เท่ากับ 500 วงรอบ ขณะที่รูปแบบของชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) กำหนดเป็นชั้นซ่อนเร้นเชิงเดี่ยว (Single Hidden Layer) สำหรับการกำหนดจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จะใช้วิธีสุ่มเลือก (Arbitrary Approach) โดยแต่ละตัวแบบจะมีตัวแบบย่อย (Sub-Model) ทั้งหมด 23 โครงสร้าง ซึ่งแต่ละโครงสร้างสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้

สำหรับการทดลองพยากรณ์ไปข้างหน้าระยะสั้น ๆ 10 วัน สามารถสรุปได้ว่าตัวแบบ $A_{3\text{-}9}$ เป็นตัวแทนของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) โดยตัวแบบ

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

ดังกล่าวสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) โดยใช้ข้อมูลย้อนหลังหนึ่ง สอง และสามคาบเวลา (Period) โดยมีจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เท่ากับ 9 นิวรอน

6.1.2 สรุปผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบประเภทต่าง ๆ

การหาข้อสรุปว่าตัวแบบประเภทใดที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบดูไบ จะประเมินผลความแม่นยำในการพยากรณ์โดยแบ่งการทดสอบออกเป็น 3 ระยะคือ ระยะ 15 วัน ระยะ 30 วัน และระยะ 45 วัน

ตารางที่ 6-1 สรุปผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบประเภทต่าง ๆ

จำนวนวัน	ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE)		
	ตัวแบบ B_7	ตัวแบบ G_1	ตัวแบบ $A_{3\text{-}9}$
15 วัน	3.268872	3.275316	1.121091
30 วัน	4.325557	4.330784	1.592504
45 วัน	4.241811	4.244971	2.773198

จากตารางที่ 6-1 พบว่าในการพยากรณ์ระยะสั้น (15 วัน 30 วัน และ 45 วัน) ตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุดกล่าวคือ ให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) น้อยที่สุดเมื่อเทียบกับตัวแบบประเภทอื่น โดยตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสำหรับการพยากรณ์รองลงมาคือตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ขณะที่ตัวแบบการ์ช (GARCH Model) มีประสิทธิภาพน้อยที่สุด

6.2 ข้อเสนอแนะ

สำหรับการสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) และตัวแบบการ์ช (GARCH Model) มีหลักการ (Methodology) ต่าง ๆ ในการสร้างตัวแบบที่ค่อนข้างแน่นอนตายตัว ดังนั้นข้อเสนอแนะสำหรับการศึกษาในครั้งต่อ ๆ ไป จึงมุ่งเน้นไปที่แนวทางในการสร้างตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) เนื่องจากตัวแบบดังกล่าวมีลักษณะเป็นตัวแบบอิสระ (Free Model) กล่าวคือแทบทุกองค์ประกอบของสถาปัตยกรรมโครงข่าย

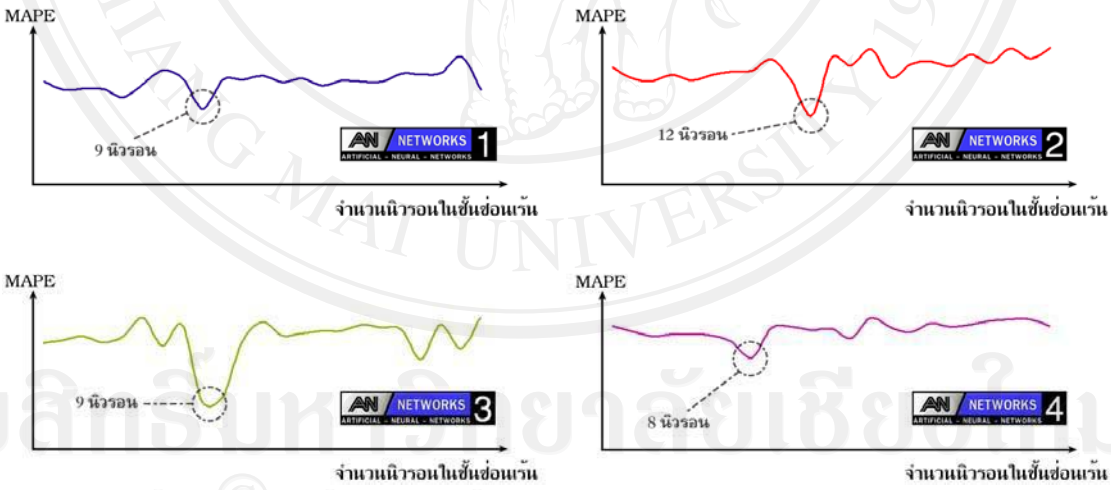
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

(Architecture of Network) สามารถปรับเปลี่ยนให้มีความเหมาะสมและสอดคล้องกับตัวแปรที่ต้องการศึกษาได้

แม้ว่าตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) จะมีความยืดหยุ่น (Flexible) ในโครงสร้าง แต่การหารูปแบบที่มีประสิทธิภาพของตัวแบบดังกล่าวต้องอาศัยความพิถีพิถันค่อนข้างมาก เนื่องจากรูปแบบที่มีความเหมาะสมสำหรับการสร้างระบบพยากรณ์มีเพียงไม่กี่รูปแบบเท่านั้น

จากการศึกษาครั้งนี้พบว่าการกำหนดลักษณะข้อมูลนำเข้า (Input) หรือการสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) โดยอาศัยระยะความล่าช้า (Lag Length) ของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ได้รับการตรวจสอบความถูกต้องแล้วเป็นวิธีที่เหมาะสม เนื่องจากข้อมูลนำเข้า (Input) สามารถอธิบายค่าเป้าหมาย (Target Response) ได้เป็นอย่างดี แม้ว่าวิธีการดังกล่าวจะเป็นการตรึงตำแหน่ง (Fixed Position) ของข้อมูลนำเข้า (Input)

สำหรับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ไม่ควรกำหนดให้มีมากหรือน้อยจนเกินเกินไป เนื่องจากจำนวนนิวรอน (Neuron) ที่ไม่เหมาะสม อาจก่อให้เกิดปัญหาเฉพาะเจาะจงกับข้อมูล (Over Fitting)



ภาพที่ 6-1 ค่า MAPE ของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่ได้จากการทดลองพยากรณ์ไปข้างหน้า 10 วัน

จากภาพที่ 6-1 จะเห็นได้ว่าตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ทั้งสี่ มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ที่ให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) น้อยที่สุด หากจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) มากหรือน้อยกว่านี้ จะส่งผลให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) สูงขึ้น

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

ซึ่งการสร้างตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) โดยตรึงตำแหน่ง (Fixed Position) จุดเริ่มต้นหรือข้อมูลนำเข้า (Input) ให้คงที่ แล้วทำการเปลี่ยน (Vary) จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ด้วยวิธีสุ่มเลือก (Arbitrary Approach) ไม่ควรกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เกิน 10 เท่าของจำนวนข้อมูลนำเข้า (Input)

ตารางที่ 6-2 ค่า MAPE ของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า 10 วัน

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น	ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE)			
	ตัวแบบ A_1	ตัวแบบ A_2	ตัวแบบ A_3	ตัวแบบ A_4
1	2.951	3.522	2.670	3.542
2	2.710	3.292	2.740	3.390
3	2.750	3.229	2.842	3.267
4	2.728	3.353	2.674	3.317
5	2.504	3.237	2.816	3.314
6	2.884	3.361	3.298	3.282
7	3.275	3.439	2.603	3.112
8	3.016	3.443	3.111	2.633
9	2.167	3.691	1.176	3.489
10	3.007	3.234	1.286	3.536
12	3.000	2.489	2.684	3.427
14	3.124	3.725	3.185	3.465
16	2.926	3.561	2.853	3.195
18	3.052	3.909	2.904	3.788
20	2.836	3.308	2.966	3.505
30	2.989	3.590	2.977	3.373
40	2.954	3.649	3.127	3.628
50	2.945	3.553	3.051	3.539
60	3.184	3.801	2.998	3.588
70	3.153	3.625	2.256	3.705
80	3.207	3.934	3.119	3.755
90	3.660	3.709	2.526	3.751
100	2.716	3.943	3.294	3.543

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

จากตารางที่ 6-2 แสดงให้เห็นว่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ของทุกตัวแบบในช่วง 1 ถึง 20 นิวรอน (Neuron) อาจให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ที่สูงบ้างต่ำบ้าง แต่จะมีจำนวนนิวรอนที่ทำให้ค่าสถิติดังกล่าวมีค่าต่ำสุดอยู่ ขณะที่จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ที่อยู่ในช่วง 30 ถึง 100 นิวรอน (Neuron) จะให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ค่อนข้างสูง

หากพิจารณาจากข้อมูลนำเข้า (Input) และนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จะพบว่าการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ไม่จำเป็นต้องเกิน 10 เท่าของข้อมูลนำเข้า [๑] (Input) ซึ่งการใช้นิวรอน (Neuron) เป็นจำนวนมาก นอกจากไม่ทำให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงขึ้นแล้ว ยังเสียเวลาสำหรับการประมวลผลนานอีกด้วย

นอกจากนี้การศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบเศรษฐมิติ (Econometric Model) และตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ในครั้งต่อ ๆ ไป ถ้าต้องการให้เกิดความเท่าเทียมกัน ด้านการอธิบายพฤติกรรมการเคลื่อนไหวของตัวแปรระหว่างตัวแบบทั้งสองประเภท ดังนั้นจึงควรเลือกใช้ตัวแบบทางเศรษฐมิติที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear) เช่นตัวแบบปรับเรียบอัตถดถอย [๒] (Smooth Transition Autoregressive : STAR Model)

---

[๑] ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) ของตัวแบบ A_1 และตัวแบบ A_2 มีจำนวนนิวรอน (Neuron) เท่ากับ 2 นิวรอน ขณะที่ตัวแบบ A_3 และตัวแบบ A_4 มีจำนวน นิวรอน (Neuron) เท่ากับ 3 นิวรอน โดยทุกตัวแบบมีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ที่ทำให้โครงข่าย (Network) มีประสิทธิภาพสำหรับการพยากรณ์สูงที่สุดอยู่ในช่วง 1 ถึง 20 นิวรอน ดังนั้นจึงอาจสรุปได้ว่าการสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ไม่จำเป็นต้องกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เป็นจำนวนมาก หากพิจารณาจากข้อมูลนำเข้า (Input) จะสามารถหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ที่ดีที่สุดได้ โดยจำนวนนิวรอน (Neuron) ดังกล่าวไม่เกิน 10 เท่าของข้อมูลนำเข้า (Input)

[๒] ตัวแบบปรับเรียบอัตถดถอย (Smooth Transition Autoregressive : STAR Model) ถือเป็นตัวแบบประเภทที่มีการสลับขอบเขต (Regime Switching) โดยตัวแบบดังกล่าวประกอบด้วยส่วนสำคัญ 2 ส่วนคือ สมการตัวแทนในแต่ละขอบเขต (Regime) และฟังก์ชันที่ระบุค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับแต่ละขอบเขต (Regime) ซึ่งตัวแบบปรับเรียบอัตถดถอย (STAR model) ถูกนำไปใช้อย่างแพร่หลายในการอธิบายพฤติกรรมของตัวแปรทางเศรษฐกิจที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved