บทที่ 5
สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

สำหรับการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวเพื่อพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบเบรนท์ ซึ่งได้ศึกษาจากข้อมูลอนุกรมเวลา ของราคาปิดน้ำมันดิบเบรนท์รายวันที่มีการซื้อขายตั้งแต่วันที่วันที่ 3 พฤศจิกายน 2547 ถึง วันที่ 19 มกราคม 2550 จำนวน 567 วัน เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่จะไปใช้ในการพยากรณ์ ด้วยแบบจำลอง Neural Networks แบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง GARCH-M พบว่า

การศึกษาแบบจำลอง Neural Networks โดยการแบ่งชุดข้อมูลอนุกรมเวลาออกเป็น 3 ชุด คือ ชุดการเรียนรู้ (Training) จำนวน 467 วัน ชุดแบบทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง (Validation) จำนวน 50 วัน และชุดสำหรับการพยากรณ์ (Testing) จำนวน 50 วัน โดยขั้นแรกได้ทำการหาจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสมกับจำนวนข้อมูลนำเข้า 10 วันย้อนหลัง ด้วยวิธี Arbitrary ได้จำนวนนิวรอลที่เหมาะสมที่ 90 นิวรอล ซึ่งให้ค่า MSE 1.6971 และ จำนวนนิวรอล 300 ให้ค่า MSE เท่ากับ 1.7376 (MSE ที่ได้จากชุด Validation) หลังจากนั้นจึงได้ทำการทดสอบหาจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นด้วยวิธี Quadratic Interpolation พบว่าจำนวนนิวรอลที่ 79 นิวรอลให้ค่า MAPE เท่ากับ 1.7584 และจำนวนนิวรอลที่ 379 นิวรอล ใหค่า MAPE เท่ากับ 1.71 ดังนั้นจึงนำนิวรอลทั้งสองที่ได้จากวิธี Quadratic Interpolation ทำการหาจำนวนข้อมูลนำเข้า ด้วยวิธี Quadratic Interpolation เช่นกัน พบว่าจำนวนนิวรอล 379 นิวรอลในชั้นซ่อนเร้นกับจำนวนข้อมูลนำเข้า 43 วันย้อนหลังเป็นค่าที่ต่ำที่สุดจากการพยากรณ์ไปข้างหน้าทีละวัน จำนวน 50 วันแล้วเปรียบเทียบกับค่าจริงที่เกิดขึ้น ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 2.029872

ต่อมาได้ทำการหาแบบจำลอง ARIMA โดยทำการทดสอบความนิ่งของข้อมูลราคาน้ำมันดิบเบรนท์ พบว่าราคาน้ำมันดิบมีลักษณะไม่นิ่ง (Nonstationary) จึงได้ทำการหาผลต่างระดับที่ 2 (2^{nd} Differences) ข้อมูลจึงมีลักษณะนิ่ง (Stationary) แล้วสามารถหารูปแบบจำลองได้โดยการพิจารณา Correlogram พบแบบจำลอง ARIMA MA(1) MA(22) เป็นแบบจำลองที่ให้เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบเบรนท์ ไปข้างหน้าทีละวัน จำนวน 50 วัน โดยให้ค่า MAPE เท่ากับ 1.57970164

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

หลังจากนั้นได้ทำการหาแบบจำลอง GARCH-M ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับนำไปพยากรณ์ พบว่าแบบจำลอง AR(1) AR(2) AR(3) MA(22) MA(25) และ GARCH-M (1,2) เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด จึงได้นำแบบจำลองนี้ไปพยากรณ์ไปข้างหน้าทีละวัน จำนวน 50 วันให้ค่า MAPE เท่ากับ 1.845332

เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลอง Neural Networks แบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง GARCH-M จากนั้นทำการเปรียบเทียบผลพยากรณ์ที่ได้จากแต่ละแบบจำลอง พบว่าแบบจำลอง ARIMA ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด รองมา คือแบบจำลอง GARCH-M และสุดท้ายคือแบบจำลอง Neural Networks ซึ่งค่า MAPE ที่ได้หมายถึงความแม่นยำในการพยากรณ์นั้นเอง ฉะนั้นแบบจำลอง ARIMA จึงเป็นแบบจำลองที่พยากรณ์ราคาน้ำมันดิบเบรนท์ได้แม่นยำที่สุดด้วย

5.2 อภิปรายผล

จากการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบเบรนท์ของแบบจำลองARIMA มีความแม่นยำมากที่สุด เนื่องมาจากแบบจำลอง ARIMA นั้นเป็นแบบจำลองที่ใช้ในกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีแบบแผน โดยการนำเอาพจน์ความคลาดเคลื่อนมาใช้ในการอธิบายแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมที่ผ่านมาและสามารถพยากรณ์แนวโน้มในอนาคตได้ จึงทำให้แบบจำลอง ARIMA สามารถอธิบายแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงราคาน้ำมันดิบเบรนท์ในอนาคตได้อย่างแม่นยำที่สุด เนื่องมาราคาน้ำมันดิบส่วนใหญ่เกิดจากความคลาดเคลื่อนที่เป็นผลเกี่ยวเนื่องจากปัจจัยภายนอกเป็นสำคัญ เช่นเหตุการณ์ไม่สงบในตะวันออกกลาง และการประกาศความร่วมมือในการผลิตน้ำมันของกลุ่มประเทศผู้ผลิตน้ำมัน เป็นต้น

ในส่วนของแบบจำลอง GARCH –M ที่เกิดจากการพัฒนามาจากแบบจำลอง ARIMA นั้น ให้ค่าความแม่นยำที่น้อยกว่าแบบจำลอง ARIMA เนื่องจากแบบจำลอง GARCH-M พยายามอธิบายแบบแผนของความแปรปรวน (เป็นฟังก์ชันกำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อน)ที่เกิดขึ้นในอดีต ซึ่งในความจริงแล้วค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิด อาจเป็นแบบสุ่ม หรือเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นโดยบังเอิญ

แบบจำลอง Neural Networks เป็นแบบจำลองที่ใช้ได้ดีกับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นแบบแผน ซึ่งเมื่อนำมาใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นแบบแผนที่มีพจน์ของค่าคลาดเคลื่อนแบบสุ่มรวมอยู่ด้วย ทำให้ แบบจำลอง Neural Networks ให้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์ที่น้อยสุด

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

5.3 ข้อเสนอแนะ

1) ในการศึกษาครั้งนี้ได้ใช้แนวคิดทางเศรษฐมิติ (แบบจำลอง ARIMA และ GARCH-M) ซึ่งเป็นแนวคิดสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นเส้นตรง (Linear) แต่ข้อมูลอนุกรมเวลาของราคาน้ำมันดิบเบรนท์มีลักษณะไม่เป็นเส้นตรง หรือมีความผันผวนอยู่ และได้แก้ไขโดยการหาผลต่าง ณ ระดับต่างๆ ดังนั้นจึงควรลองแก้ไขปัญหาดังกล่าวด้วยวิธีอื่นๆ เช่น การ take logarithm การใช้แบบจำลองสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาแบบ Nonlinear (TAR และ STAR เป็นต้น)

2) สำหรับการศึกษาการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบด้วยแบบจำลอง Neural Networks ได้ใช้ Purelin Function เป็นฟังก์ชันสำหรับแปลงค่าข้อมูลอนุกรมเวลาของราคาน้ำมันดิบให้เป็นแบบเส้นตรง (Linear) ในการศึกษาครั้งต่อไปควรทดลองฟังก์ชันแปลงค่าสำหรับ Nonlinear (Logsig และ Tansig) สำหรับการพยากรณ์ที่ให้ค่าที่แม่นยำขึ้น

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved