

บทที่ 5

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์การเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์และดัชนีตลาดหลักทรัพย์โดยการเลือกรูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมด 11 แบบ เปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีอาร์มา โดยเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมดที่มีในโปรแกรม Neurosolution ซึ่งเป็นโปรแกรมที่นำเอาแบบจำลอง 2 แบบหลักของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคือแบบโครงข่ายป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward Network) และแบบป้อนกลับ (Feedback Network) มาประยุกต์รวมเข้ากับทฤษฎีต่างๆ ทำให้ได้แบบจำลองแบบใหม่ขึ้นมา 11 แบบจำลอง ทั้งนี้เนื่องมาจากการศึกษาการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านๆ มามากใช้เพียงแบบจำลองแบบพื้นฐานคือแบบจำลองโครงข่ายป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward Network) เพียงแบบเดียวในการศึกษาจึงไม่สามารถสรุปได้ว่าโครงข่ายแบบประสาทเทียมมีผลการพยากรณ์แ่กว่าวิธีการอื่นๆ โดยแบบจำลองที่ทำการศึกษาครั้งนี้มีดังต่อไปนี้

กลุ่มโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า จำนวน 9 แบบ

- แบบ Multilayer Perceptions Networks (MLPs)
- แบบ Generalized Feed Forward Networks
- แบบ Modular Feed Forward Networks
- แบบ Jordan and Elman Networks
- แบบ Principal Component Analysis Networks (PCAs)
- แบบ Radial Basis Function (RBF) Networks
- แบบ Self-Organizing Feature Maps (SOFMs)
- แบบ Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System (CANFIS)
- แบบ Support Vector Machine (SVM)

กลุ่มโครงข่ายแบบป้อนกลับ จำนวน 2 แบบ

- แบบ Time Lagged Recurrent Networks (TLRNs)
- แบบ Fully Recurrent Networks

การศึกษาใช้ข้อมูลช่วงปี พ.ศ.2548 ถึง ปี พ.ศ. 2550 โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาแบบที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ดัชนี SET และ SET50 พยากรณ์ล่วงหน้าไป 50 วันโดยใช้ข้อมูลนำเข้า 50 ชุด, 100 ชุด, 200 ชุด และ 500 ชุด ใช้การเปรียบเทียบทางสถิติคือ ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (MSE), ค่าความคลาดเคลื่อนที่แท้จริงเฉลี่ย (MAD), ร้อยละค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (MAPE) ในการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการพยากรณ์ ซึ่งผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองที่ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมจากทั้งหมด 11 แบบคือแบบจำลอง แบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ที่จำนวน 50 ชุดข้อมูล ซึ่งเป็นแบบจำลองที่นำเอาวิธีการตัดสินใจในการประมวลผลข้อมูลแบบ Fuzzy Logic มาใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมโดยแสดงตัวเลขในตารางที่ 5.1 ส่วนวิธีอาร์มานั้นแบบเทียบกันระหว่าง ARIMA(1,1) ARIMA(1,2) ARIMA(2,1) และ ARIMA(2,2) ซึ่งแต่ละรูปแบบให้ผลการพยากรณ์ที่มีค่าผิดพลาดไม่แตกต่างกันมาก โดยที่รูปแบบ ARIMA(1,1) จะให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับรูปแบบอื่นๆ

ตารางที่ 5.1 แสดงการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ดัชนี SET และ SET50 ระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีอาร์มา

ดัชนี	แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีอาร์มา	เปรียบเทียบโดย MSE	เปรียบเทียบโดย MAD	เปรียบเทียบโดย MAPE
		MSE	MAD	MAPE
SET	The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model (50 ชุดข้อมูล)	7.99	2.57	0.29%
	ARIMA(1,1)	66.68	12.84	1.51%
SET50	The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model (50 ชุดข้อมูล)	3.88	4.11	0.69%
	ARIMA(1,1)	90.82	10.91	1.87%

เมื่อนำแบบจำลองของวิธีการพยากรณ์ทั้งแบบคือโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model และวิธีอาร์มาแบบ ARIMA(1,1) มาเปรียบเทียบกันโดยใช้ SET Index และ SET50 Index เป็นตัวเปรียบเทียบพบว่าผลการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ให้ผลการเปรียบเทียบค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ MSE, MAD และ MAPE ที่ดีกว่าวิธีอาร์มา ARIMA(1,1) โดยแสดงในตารางที่ 5.1 ซึ่งตัวเลขที่น้อยกว่าหมายถึงค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ที่ดีกว่า

และเมื่อนำไปทำการพยากรณ์กับหุ้นรายตัวในกลุ่ม SET50 จำนวน 49 ตัว (PTTAR มีข้อมูลไม่เพียงพอสำหรับการพยากรณ์ทำให้สามารถทำการพยากรณ์ได้ 49 ตัวจากหุ้นทั้งหมดในกลุ่ม SET50 จำนวน 50 ตัว) พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ที่มีข้อมูลนำเข้า 50 ชุด มีความแม่นยำในการพยากรณ์กว่าวิธีอาร์มา ARIMA(1,1) ซึ่งมีจำนวนหุ้นที่แสดงถึงความแม่นยำกว่าทั้งหมด 40 ตัวจากทั้งหมด 49 ตัว ส่วนวิธีอาร์มา ARIMA(1,1) ซึ่งมีจำนวนหุ้นที่แสดงถึงความแม่นยำกว่าทั้งหมด 9 ตัวจากทั้งหมด 49 ตัว และพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ที่มีข้อมูลนำเข้า 50 ชุด ให้ค่าเฉลี่ย MAPE ของหุ้นทุกตัวเท่ากับ 1.27% ขณะที่วิธีอาร์มาได้ค่าเฉลี่ย MAPE ของหุ้นทุกตัวเท่ากับ 2.21% ซึ่งแสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ แบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model สามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ส่วนใหญ่ของกลุ่ม SET50 ได้อย่างแม่นยำกว่าวิธีอาร์มาและรวมถึงดัชนีตลาดหลักทรัพย์ทั้ง SET Index และ SET50 Index

และเมื่อทำการศึกษาถึงความสัมพันธ์ของความแม่นยำในการพยากรณ์โดยใช้ค่า MAPE เป็นตัวแทนของความแม่นยำกับความผันผวนของราคาหุ้นในช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยใช้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงการพยากรณ์มาหาค่าความสัมพันธ์ พบว่าระหว่างค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงการพยากรณ์กับค่า MAPE ของการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ได้ค่า Pearson Correlation = 0.332 ค่า Sig.(2-tailed) = 0.017 ซึ่งต่ำกว่า 0.05 แสดงว่ามีความสัมพันธ์ทางบวกกันกับ แต่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงการพยากรณ์ไม่มีสัมพันธ์เท่ากับ MAPE ของการพยากรณ์โดยวิธีอาร์มา ซึ่งแสดงว่าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงการพยากรณ์มีผลกระทบต่อผลการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model แต่ไม่ผลต่อการพยากรณ์ของวิธีอาร์มา

5.2 อภิปรายผล

ผลการศึกษาพบว่าพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมของจิตติ ดันเสนีย์ (2549) และประภาพรรณ ปั้นโอ (2546) จะพิจารณาความแม่นยำจากสถิติตัวเดียวคือค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง(MSE) ที่ต่ำที่สุดส่วน คมสัน สุริยะ (2548) และวัลลภา อุนวิจิตร(2539)จะเลือกสถิติร้อยละค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (MAPE) ในการพิจารณาความแม่นยำ แต่ในการศึกษาครั้งนี้จะพิจารณาสถิติทั้งค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (MSE), ค่าความคลาดเคลื่อนที่แท้จริงเฉลี่ย (MAD), ร้อยละค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (MAPE) มาพิจารณาหารูปแบบที่มีความแม่นยำมากที่สุดด้วย อย่างไรก็ตาม

ตามพบว่าค่าสถิติทั้งสามให้ผลการเปรียบเทียบที่สอดคล้องกัน และได้แบบจำลองเดียวกันที่ให้ความแม่นยำสูงสุด

นอกจากนี้ทั้งสองยังใช้แบบจำลองเพียงแบบเดียวโดยการเลือกรูปแบบจากจำนวนข้อมูลนำเข้าและจำนวนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมจากในการศึกษา ซึ่งจากการศึกษาของจิตติตันเสนีย์ (2549) ระบุว่าเขาใช้จำนวนข้อมูลนำเข้า(200-500) และจำนวนชั้นซ่อนที่มากขึ้นไป (ใช้ 84-1,500) แต่มีจำนวนรอบการศึกษาเพียง 500 รอบซึ่งไม่เพียงพอต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมทำให้เกิดปัญหา การรบกวน (noise) ของข้อมูลในอดีตซึ่งรบกวนการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตทำให้ได้ความแม่นยำต่ำลง ขณะที่ คมสัน สุริยะ (2548) ใช้จำนวนข้อมูลนำเข้าเพียง 10 ค่า จำนวนชั้นซ่อน 200 ชั้นจะให้ผลการพยากรณ์โดยเฉลี่ยที่แม่นยำกว่าของจิตติตันเสนีย์

แต่การศึกษาครั้งนี้จะมุ่งไปที่การหารูปแบบต่างๆ ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีทั้งหมด 11 แบบและด้วยข้อจำกัดของบางแบบในกลุ่มโครงข่ายแบบป้อนกลับ ที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวจึงไม่สามารถปรับจำนวนชั้นซ่อนมาเพื่อศึกษาได้ จึงใช้ชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวในการศึกษาซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของศุภเชษฐ์ กันนัม (2547) ที่ใช้จำนวนชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวเช่นกันแต่เขาใช้จำนวนรอบในการเรียนรู้สูงถึง 5,000 รอบ ซึ่งเขาพบว่าจำนวนรอบการเรียนรู้ที่มากจะให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้น แต่ด้วยข้อจำกัดที่ผู้ศึกษามีเป็นรุ่นทดลองใช้สามารถปรับจำนวนรอบในการเรียนรู้ไว้ที่ค่าสูงสุดของโปรแกรมคือ 1,000 รอบ

จากการศึกษาจำนวนข้อมูลนำเข้าจำนวนน้อยๆ จะให้ค่าการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าจำนวนข้อมูลนำเข้ามากๆ จากการศึกษาพยากรณ์ดัชนี SET และ SET50 ซึ่งถูกใช้เป็นตัวแทนในการหารูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่แม่นยำที่สุดจำนวนข้อมูลนำเข้า 50 ข้อมูลซึ่งเป็นจำนวนข้อมูลที่น้อยที่สุดให้ความแม่นยำสูงกว่าจำนวนข้อมูลหลายๆ โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด สอดคล้องกับการศึกษาของคมสัน สุริยะ ใช้จำนวนข้อมูลนำเข้าเพียง 10 ค่าเช่นกันหรือ โปรแกรม Neurostock ก็ใช้ข้อมูลเพียง 10-15 วัน

แต่เมื่อนำรูปแบบดังกล่าวมาใช้ในการพยากรณ์ราคาหุ้นรายตัวต่อตัวล่วงหน้า 50 วัน พบว่ามีหุ้นบางตัวให้ผลการพยากรณ์ที่มีค่าความผิดพลาดสูงอยู่

5.3 ข้อค้นพบ

1. การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลนำเข้าจำนวนน้อยกว่าให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าข้อมูลนำเข้าที่จำนวนมากกว่า โดยที่กำหนดให้มีจำนวนชั้นซ่อนที่

เท่ากัน จำนวนรอบการเรียนรู้ที่เท่ากัน ในขณะที่จำนวนข้อมูลนำเข้ามีผลต่อการพยากรณ์ของวิธีอาร์มาน้อยมาก

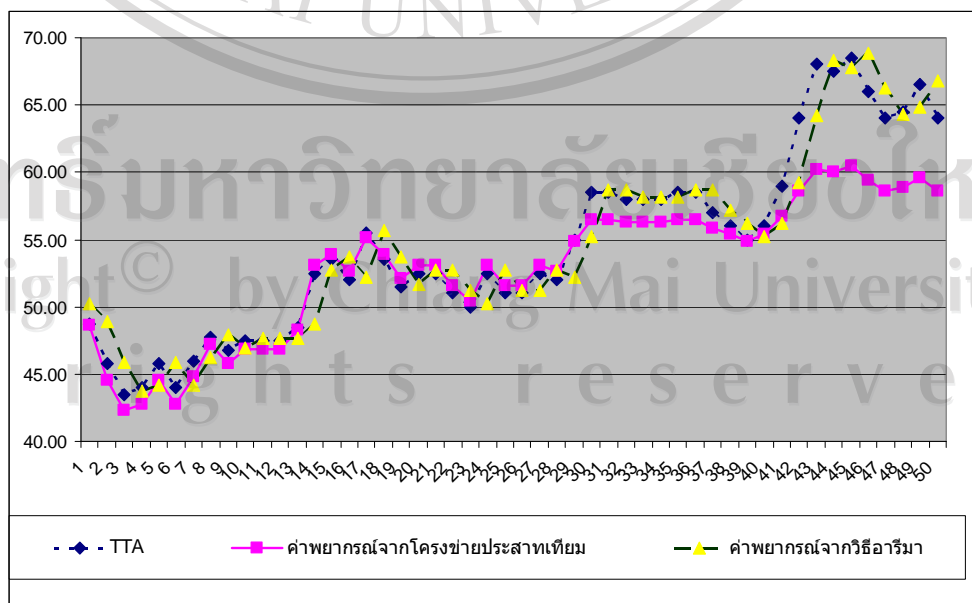
2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ซึ่งใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับผสมกับตรรกศาสตร์คลุมเคลือ (fuzzy logic) ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่นๆ และวิธีอาร์มา

3. ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีผลต่อการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมแต่มีผลต่อการพยากรณ์ของวิธีอาร์มาน้อยมาก ทั้งนี้แสดงว่าสมการของวิธีอาร์มามีให้น้ำหนักกับสมการในส่วนระบบอัตโนมัติ (Autoregressive Processes) มากกว่าในส่วนระบบเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Processes) จากการศึกษาจะพบว่าค่าพยากรณ์ของวิธีอาร์มาของวันถัดไปจะมีค่าใกล้เคียงกับวันก่อนหน้านั้นหนึ่งวัน แสดงให้เห็นว่าน้ำหนักการพยากรณ์ของ Y_{t-1} มีน้ำหนักการพยากรณ์สูงที่สุดเมื่อเทียบกับค่าอื่น

4. กรณีที่ดัชนีหรือราคาหุ้นมีความผันผวนสูง ในลักษณะที่ราคาเพิ่มสูงขึ้นหรือลดลงในช่วงสั้นๆ มีผลต่อค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงทำให้การพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมผิดพลาดสูงกว่าวิธีอาร์มา แต่เมื่อพิจารณาจากในแง่ของทิศทางการขึ้นลงของดัชนีหรือราคาวิธีอาร์มาจะให้ความแม่นยำต่ำกว่าเพราะการให้น้ำหนักของข้อมูลในอดีต Y_{t-1} ที่มากเกินไป ดังแสดงตัวอย่างการพยากรณ์ของ TTA ในรูปที่ 5.1

รูปที่ 5.1 กราฟแสดงค่าจริงและการพยากรณ์ TTA ล่วงหน้า 50 วันด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ

The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System เปรียบเทียบกับวิธีอาร์มา



5.4 ข้อเสนอแนะ

จากผลการศึกษาซึ่งพบว่ายังมีหุ่นจำนวนทั้งหมด 12 ตัวซึ่งมีเกิดการเปลี่ยนแปลงของราคาอย่างรวดเร็วในช่วงเวลาสั้นๆ และผลจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูง ทำให้ผลการพยากรณ์ช่วงหลังจากช่วงเวลาดังกล่าวมีความผิดพลาดสูง ซึ่งอาจเป็นเพราะว่าการเลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System model ที่จำนวนข้อมูลนำเข้าเพียง 50 ข้อมูล แม้จะให้ความแม่นยำสูงกว่าแบบอื่นๆ แต่อาจจะเป็นช่วงเวลาที่สั้นเกินไปมีจำนวนข้อมูลน้อยไป ขาดการคำนวณผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล ซึ่งหากเลือกขนาดข้อมูลที่เหมาะสมมากกว่านี้ ซึ่งถึงแม้จะทำให้ความแม่นยำโดยรวมลดลงบ้าง แต่เชื่อได้ว่าจะสามารถแก้ปัญหาการพยากรณ์ที่ผิดพลาดในช่วงที่ราคาหุ้นมีความผันผวนสูง

และจากข้อจำกัดของโปรแกรมที่มีจำนวนรอบการเรียนรู้เพียง 1,000 รอบอาจทำให้เกิดการเรียนรู้ที่น้อยเกินไปก็เป็น หากมีการเพิ่มเติมการศึกษาจำนวนรอบการเรียนรู้ที่มากกว่านี้อาจจะได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้น