บทที่ 2
ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สำหรับงานวิจัยที่ใช้สำหรับการทบทวนวรรณกรรมนั้น ถูกรวบรวมและคัดเลือกโดยพิจารณาจากความสอดคล้องของเนื้อหาและมีการใช้ตัวแบบ (Model) เช่นเดียวกันกับเรื่องที่ศึกษา ซึ่งการทบทวนวรรณกรรมจะแบ่งออกเป็น 4 ส่วนคือ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบการ์ช (GARCH Model) งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบทางเศรษฐมิติ กับตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model)

นริสา สมุทรสาคร (2547) ได้ทำการศึกษาเรื่องการพยากรณ์ราคาทองคำโดยวิธีอารีมา [๑] โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ราคาทองคำด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคือ ราคาขายทองคำแท่งและทองรูปพรรณรายเดือน เป็นจำนวนทั้งสิ้น 120 ค่าสังเกต (Observations) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2537 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2546 โดยข้อมูลดังกล่าวมีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) เมื่อผ่านการหาผลต่างครั้งที่หนึ่ง (1^{st} Differencing)

สำหรับการหากระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive : AR) และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average : MA) ในขั้นตอนการกำหนดรูปแบบ (Identification) พบว่าเมื่อพิจารณาจากแผนภาพสหสัมพันธ์ (Correlogram) จะมีตัวแบบที่เหมาะสมทั้งสิ้น 4 ตัวแบบ ซึ่งในขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostic Checking) ทุกตัวแบบที่คัดเลือกมาสามารถนำไปใช้พยากรณ์ได้ เนื่องจากส่วนตกค้าง (Residual) หรือพจน์คลาดเคลื่อน (Error Term) ที่ประมาณค่าได้มีคุณสมบัติใกล้เคียงกับสัญญาณรบกวนขาว (White Noise)

ซึ่งการพยากรณ์จะแบ่งออกเป็น 3 ช่วง คือ การพยากรณ์ค่าในช่วงที่ใช้จำลองแบบ (Historical Forecasting) พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมมากที่สุดคือ ตัวแบบ AR(2) MA(2) ในขณะที่การพยากรณ์

---

[๑] วิธีอารีมา (Autoregressive Integrated Moving Average : ARIMA Method) หรือที่เรียกกันโดยทั่วไปตามชื่อผู้ค้นคิดว่าวิธีของบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Method) โดยเป็นวิธีที่อธิบายอนุกรมเวลาในรูปฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear) ของค่าสังเกตในอดีตและการรบกวนเฟ้นสุ่ม (Stochastic Disturbance) ทั้งในอดีตและปัจจุบัน

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

ไปข้างหน้าเพื่อทดสอบผล (Ex-Post Forecasting) ตัวแบบที่สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากที่สุด คือ ตัวแบบ AR(2) MA(2) MA(5) ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ในการหาตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้านอกช่วงตัวอย่าง (Ex-Ante Forecasting) ดังนั้นจึงให้ความสำคัญกับตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์ที่สอดคล้องกับค่าจริงมากที่สุดกล่าวคือ การคัดเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดเพียงตัวแบบเดียวสำหรับนำไปใช้ในการพยากรณ์ จะพิจารณาว่าค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) ที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้าเพื่อทดสอบผล (Ex-Post Forecasting) มีค่าต่ำที่สุด ดังนั้นในการพยากรณ์ล่วงหน้านอกช่วงตัวอย่าง (Ex-Ante Forecasting) เป็นจำนวนทั้งสิ้น 4 คาบเวลา (Period) หรือ 4 เดือน จึงเลือกใช้ตัวแบบ AR(2) MA(2) MA(5)

อย่างไรก็ตามแม้ว่าตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) จะถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในการพยากรณ์ข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์ แต่ก็มีข้อจำกัดในหลาย ๆ ด้าน กล่าวคือ ตัวแบบนี้ให้ความสนใจกับความแปรปรวนอย่างไม่มีเงื่อนไข (Unconditional Variance) ดังนั้นจึงไม่สามารถจับ (Capture) ความแปรปรวนระยะสั้น หรือความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Variance) ได้ ซึ่งเมื่อพิจารณาจากกราฟของราคาทองคำ พบว่ามีความผันผวนค่อนข้างมาก ดังนั้นในการพัฒนาระบบการพยากรณ์ครั้งต่อ ๆ ไป จึงควรใช้ตัวแบบที่กำหนดความแปรปรวนของพจน์คลาดเคลื่อนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Heteroscedasticity Model) นั่นคือมีการเพิ่มสมการความแปรปรวน (Variance Equation) ที่ประกอบด้วยพจน์อาร์ช (ARCH Term) หรือพจน์การ์ช (GARCH Term) เข้าไปด้วย

กชพร ทองจิตติพงศ์ (2549) ได้ทำการศึกษาเรื่องการพยากรณ์ราคาเมล็ดกาแฟดิบโดยวิธีอารีมา โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ราคาเมล็ดกาแฟดิบด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคือ ราคาเมล็ดกาแฟดิบของไทยรายปี เป็นจำนวนทั้งสิ้น 21 ค่าสังเกต (Observations) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2527 ถึงปี พ.ศ. 2547 โดยข้อมูลดังกล่าวมีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) เมื่อผ่านการหาผลต่างครั้งที่หนึ่ง (1^{st} Differencing)

สำหรับขั้นตอนแรกคือการกำหนดรูปแบบ (Identification) ของกระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive : AR) และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average : MA) โดยพิจารณาจากแผนภาพสหสัมพันธ์ (Correlogram) พบว่ามีตัวแบบที่เหมาะสมทั้งสิ้น 3 ตัวแบบ จากนั้นจึงทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ ซึ่งในการตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostic Checking) ทุกตัวแบบที่คัดเลือกมาสามารถนำไปใช้พยากรณ์ได้ เนื่องจากส่วนตกค้าง (Residual) หรือพจน์คลาดเคลื่อน (Error Term) ที่ประมาณค่าได้มีคุณสมบัติใกล้เคียงกับสัญญาณรบกวนขาว (White Noise)

สำหรับการพยากรณ์จะแบ่งออกเป็น 3 ช่วง คือ การพยากรณ์ค่าในช่วงที่ใช้จำลองแบบ (Historical Forecasting) โดยเกณฑ์การเลือกตัวแบบที่ดีที่สุด พิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์ความไม่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

เท่ากันของธีล (Theil's Inequality Coefficient) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) ซึ่งตัวแบบที่เหมาะสมมากที่สุดคือ ตัวแบบ MA(1) MA(3) MA(4) ขณะที่การพยากรณ์ไปข้างหน้าเพื่อทดสอบผล (Ex-Post Forecasting) ใช้ค่าสถิติในการเลือกตัวแบบเช่นเดียวกับการพยากรณ์ค่าในช่วงที่ใช้จำลองแบบ (Historical Forecasting) ซึ่งตัวแบบที่เหมาะสมเป็นตัวแบบเดียวกันนั่นคือ ตัวแบบ MA(1) MA(3) MA(4) จากนั้นจึงนำตัวแบบดังกล่าวไปใช้ในการพยากรณ์ล่วงหน้านอกช่วงตัวอย่าง (Ex-Ante Forecasting) ทั้งหมด 3 คาบเวลา (Period) หรือ 3 ปี

อย่างไรก็ดีการศึกษาในครั้งนี้ผลการพยากรณ์ที่ได้อาจจะยังไม่มีความแม่นยำมากนัก เนื่องจากอนุกรมเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลรายปี แต่ในการถดถอย (Regression) ยังไม่ได้ทำการแยกอิทธิพลของแนวโน้ม (Trend) และความเป็นฤดูกาล (Seasonal) นอกจากนี้ข้อมูลที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ก็ยังมีขนาดที่เล็กมาก กล่าวคือใช้อนุกรมเวลาเพียง 21 ค่าสังเกต (Observations) เท่านั้น

ปัทมา อริยะวงศ์ (2550) ได้ทำการศึกษาเรื่องการพยากรณ์มูลค่าส่งออกกาแฟดิบโดยวิธีอารีมา โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของมูลค่าการส่งออกกาแฟดิบ และพยากรณ์มูลค่าการส่งออกกาแฟดิบด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคือ มูลค่าการส่งออกกาแฟดิบรายเดือนเป็นจำนวนทั้งสิ้น 145 ค่าสังเกต (Observations) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2538 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2550 โดยข้อมูลดังกล่าวมีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) ณ ระดับ (At Level)

ซึ่งข้อมูลดังกล่าวถูกแปลงค่า (Transform) ให้อยู่ในรูปลอการิทึม (Logarithm) เพื่อปรับให้ความแปรปรวน (Variance) ของอนุกรมเวลาลดลง สำหรับการกำหนดรูปแบบ (Identification) พิจารณาจากแผนภาพสหสัมพันธ์ (Correlogram) เพื่อหากระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive : AR) และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average : MA) โดยได้ตัวแบบที่เหมาะสมทั้งสิ้น 9 ตัวแบบ อย่างไรก็ตามในการตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostic Checking) มีเพียงตัวแบบเดียวเท่านั้นที่ไม่สามารถนำไปใช้สำหรับการพยากรณ์ได้ เนื่องจากส่วนตกค้าง (Residual) หรือพจน์คลาดเคลื่อน (Error Term) ที่ประมาณค่าได้ขาดคุณสมบัติเช่นเดียวกับสัญญาณรบกวนขาว (White Noise)

โดยการพยากรณ์จะแบ่งออกเป็น 3 ช่วง คือ การพยากรณ์ค่าในช่วงที่ใช้จำลองแบบ (Historical Forecasting) พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมมากที่สุดคือ ตัวแบบ AR(1) SAR(12) MA(1) SMA(24) ในขณะที่การพยากรณ์ไปข้างหน้าเพื่อทดสอบผล (Ex-Post Forecasting) ตัวแบบที่สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากที่สุดคือ ตัวแบบ AR(1) MA(2) MA(3) MA(12) MA(15) ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ในการหาตัวแบบที่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้านอกช่วงตัวอย่าง (Ex-Ante Forecasting) ได้อย่างแม่นยำ ดังนั้นจึงให้ความสำคัญกับตัวแบบที่สามารถให้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียง

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

กับค่าจริงมากที่สุด ซึ่งการเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดเพียงตัวแบบเดียว สำหรับนำไปใช้ในการพยากรณ์ จะพิจารณาจากค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) ที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้าเพื่อทดสอบผล (Ex-Post Forecasting) มีค่าต่ำที่สุด ดังนั้น ในการพยากรณ์ล่วงหน้านอกช่วงตัวอย่าง (Ex-Ante Forecasting) จึงเลือกใช้ตัวแบบ AR(1) MA(2) MA(3) MA(12) MA(15)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบการ์ช [๒] (GARCH Model)

นนทพร จำปาวัน (2550) ได้ทำการศึกษาเรื่องการประมาณค่าความผันผวนสำหรับอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศไทยโดยแบบจำลองอารีมา และแบบจำลองอารีมาอีการ์ช โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อประมาณค่าความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคืออัตราแลกเปลี่ยนของไทยรายวัน ตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2546 ถึงวันที่ 29 มิถุนายน พ.ศ. 2549 เป็นจำนวนทั้งสิ้น 856 ค่าสังเกต (Observations) โดยอัตราแลกเปลี่ยนมีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) ณ ระดับ (At Level) ซึ่งตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุดประกอบด้วยสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) คือ AR(8) MA(8) และสมการความแปรปรวน (Variance Equation) คือ EGARCH(1,1) โดยค่าสถิติที่ใช้เป็นเกณฑ์ในการตัดสินคือ เงื่อนไขของอาคาอิเกะ (Akaike's Information Criterion : AIC) และเงื่อนไขของชวาร์ซ (Schwarz' s Bayesian Criterion : SBC)

ปิยนุช เรืองขจร (2550) ได้ทำการศึกษาเรื่องการประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนของราคาน้ำมันดิบ ถ่านหินและก๊าซธรรมชาติ โดยวิธีอารีมาอีการ์ช อารีมาการ์ชเอ็ม และอารีมาการ์ช โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนราคาน้ำมันดิบ ถ่านหิน และก๊าซธรรมชาติ ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคือราคาน้ำมันดิบเบรนท์ (Brent) รายวันจำนวน 1,024 ค่าสังเกต (Observations) ราคาก๊าซธรรมชาติรายวันจำนวน 881 ค่าสังเกต (Observations) และราคาถ่านหินรายวันจำนวน 876 ค่าสังเกต (Observations) โดยผลตอบแทนของตัวแปรทั้งสามมีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) ณ ระดับ (At Level) ซึ่งผลการพยากรณ์ไปข้างหน้าเพื่อทดสอบผล (Ex-Post Forecasting) ของอัตราผลตอบแทนของราคาน้ำมันดิบเบรนท์ (Brent) พบว่าตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุดประกอบด้วยสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) คือ AR(1) AR(9) MA(1) MA(9) MA(14) และสมการความแปรปรวน (Variance Equation) คือ EGARCH (1,2) ส่วนตัวแบบที่มีความเหมาะสมสำหรับประมาณค่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของราคาถ่านหิน

[๒] ตัวแบบการ์ช (GARCH Model) บางครั้งเรียกว่าตัวแบบความผันผวน (Volatility Model) โดยมีส่วนประกอบที่สำคัญ 2 ส่วนคือ สมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) ซึ่งอาจอยู่ในรูปพจน์คงตัว (Constant Term) กระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive) กระบวนการการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) กระบวนการอาร์มา (ARMA Process) ฯลฯ ส่วนสมการความแปรปรวน (Variance Equation) อยู่ในรูปพจน์อาร์ช (ARCH Term) หรือพจน์การ์ช (GARCH Term)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

ประกอบด้วยสมการค่าเฉลี่ยคือ AR(1) AR(10) MA(1) MA(10) และสมการความแปรปรวนคือ GARCH (1,1) ขณะที่การพยากรณ์อัตราผลผลตอบแทนของราคาก๊าซธรรมชาติ พบว่าตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุด ประกอบด้วยสมการค่าเฉลี่ยคือ AR(2) AR(10) MA(2) MA(10) และสมการความแปรปรวนคือ GARCH (1,1) ซึ่งการพิจารณาความเหมาะสมของตัวแบบจะใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) เป็นเกณฑ์ในการตัดสิน

ภาณุรณ ฉัตรชัยการ (2551) ได้ทำการศึกษาเรื่องการประมาณค่าความผันผวนและพยากรณ์มูลค่ากองทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ และกองทุนระยะยาวโดยใช้แบบจำลองอารีมา-การ์ช และอารีมา-อีการ์ช โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบการประมาณค่าความผันผวนของมูลค่าหน่วยลงทุน รวมทั้งทดสอบและเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ เพื่อให้ทราบจังหวะในการซื้อขายสับเปลี่ยนกองทุนในเวลาที่เหมาะสม ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคือ มูลค่าหน่วยลงทุนกองทุนไทยพาณิชย์ระยะยาวพลัส (SCBLT) มูลค่าหน่วยลงทุนกองทุนไทยพาณิชย์หุ้นทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (SCBRM4) มูลค่าหน่วยลงทุนกองทุนเปิดบัวหลวงตราสารทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (BERMF) และมูลค่าหน่วยลงทุนเปิดเคหุ้นทุนบริพัตรเพื่อการเลี้ยงชีพ (KFLRMF) โดยมูลค่าหน่วยลงทุนของทุกกองทุนมีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) เมื่อหาผลต่างครั้งที่หนึ่ง (1st Differencing) ซึ่งการพยากรณ์ไปข้างหน้าเพื่อทดสอบผล (Ex-Post Forecasting) ของมูลค่าหน่วยลงทุนกองทุนไทยพาณิชย์ระยะยาวพลัส (SCBLT) นั้น ตัวแบบที่ให้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) ต่ำที่สุด มีรูปแบบสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) คือ AR(1) AR(2) AR(3) AR(4) MA(1) MA(3) MA(4) และสมการความแปรปรวน (Variance Equation) คือ GARCH (1,2) สำหรับการพยากรณ์มูลค่าหน่วยลงทุนกองทุนไทยพาณิชย์หุ้นทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (SCBRM4) พบว่าตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุดประกอบด้วยสมการค่าเฉลี่ยคือ AR(2) AR(3) AR(4) MA(3) MA(4) และสมการความแปรปรวนคือ EGARCH (1,0) ขณะที่การพยากรณ์มูลค่าหน่วยลงทุนเปิดเคหุ้นทุนบริพัตรเพื่อการเลี้ยงชีพ (KFLRMF) ตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุดประกอบด้วยสมการค่าเฉลี่ยคือ AR(2) AR(3) AR(4) MA(3) MA(4) และสมการความแปรปรวนคือ GARCH (1,1) ส่วนการพยากรณ์มูลค่าหน่วยลงทุนเปิดเคหุ้นทุนบริพัตรเพื่อการเลี้ยงชีพ (KFLRMF) พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมมากที่สุดนั้น มีสมการค่าเฉลี่ยคือ AR(2) AR(3) AR(4) MA(3) MA(4) และสมการความแปรปรวนคือ GARCH (1,1)

อย่างไรก็ดีตัวแบบที่เลือกมามีความเหมาะสมในการแนบตัวแบบ (Model Fit) เพียงเท่านั้น แต่อาจจะยังไม่ใช่ตัวแบบที่มีความสามารถในการพยากรณ์มากที่สุด ควรทดลองเพิ่มตัวแบบแล้วทำการเปรียบเทียบผลพยากรณ์ จากนั้นจึงเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ [๗] (ANNs Model)

Komsan Suriya (2006) ได้ทำการศึกษาเรื่อง Forecasting Crude Oil Price Using Neural Networks โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างและทดสอบตัวแบบโครงข่ายใยประดิษฐ์ (ANNs Model) สำหรับพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคือราคาปิด (Spot Price) รายวันของน้ำมันดิบเบรนท์ (Brent) โดยทำการพยากรณ์เพื่อทดสอบความแม่นยำไปข้างหน้าทีละวันเป็นจำนวน 34 วัน

ซึ่งในการศึกษาจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดคือชุดฝึกสอน (Training Set) และชุดทดสอบ (Test Set) สำหรับการกำหนดจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จะใช้วิธีประมาณค่าในช่วงกำลังสอง (Quadratic Interpolation) โดยเลือกข้อมูลมา 3 ชุดที่สามารถมั่นใจได้ว่าข้อมูลในข้างต้น อยู่บนฟังก์ชันกำลังสอง (Quadratic Function) เดียวกัน นั่นคือตัวแบบที่มีจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เท่ากับ 100 200 และ 300 นิวรอน (Neuron) จากนั้นจึงแก้สมการหาฟังก์ชันที่เหมาะสม โดยได้จำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เท่ากับ 157 และ 231 นิวรอน (Neuron) ดังนั้นจึงมีตัวแบบทั้งหมด 5 ตัวแบบ ซึ่งการเชื่อมต่อองค์ประกอบของโครงข่ายใช้วิธีส่งข้อมูลไปข้างหน้าเพียงอย่างเดียวแบบหลายชั้น (Multilayer Feed Forward) และกำหนดฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เป็นฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ซิกมอยด์ (Hyperbolic Tangent Sigmoid : Tan-Sigmoid Function) โดยฟังก์ชันการฝึกสอน (Training Function) ซึ่งมีหน้าที่ในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) กำหนดเป็นวิธีความชันสังยุคของเฟล็ตเชอร์-รีฟส์ (Fletcher-Reeves Conjugate Gradient : CGF) ขณะที่ฟังก์ชันการแปลงค่าในชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) ใช้ฟังก์ชันการแปลงค่าเชิงเส้น (Linear Transfer Function : Purelin Function)

ซึ่งตัวแบบที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ไปข้างหน้ามากที่สุดมีองค์ประกอบดังนี้คือ ข้อมูลนำเข้า (Input) ที่ใช้สำหรับสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) คือราคาน้ำมันดิบเบรนท์ (Brent) ย้อนหลัง 10 วัน โดยใช้ชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เพียงชั้นเดียว และมีจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นดังกล่าวเท่ากับ 200 นิวรอน (Neuron) และกำหนดวงรอบการเรียนรู้ (Epochs) เท่ากับ 500 วงรอบ ซึ่งการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ใช้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เป็นเกณฑ์ตัดสิน โดยมีค่าเท่ากับ 1.89 ซึ่งถือได้ว่าตัวแบบโครงข่ายใยประดิษฐ์ (ANNs Model) ดังกล่าว ให้ค่าพยากรณ์ที่คลาดเคลื่อนจากค่าจริงน้อยมาก

---

[๗] ตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (Artificial Neural Networks : ANNs Model) บางครั้งเรียกว่าเครือข่ายประสาทเทียมหรือข่ายงานประสาทเทียม ซึ่งตัวแบบดังกล่าวเป็นระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) ประเภทหนึ่ง ที่จำลองแบบ (Mimic) การทำงานของระบบเซลล์ประสาทส่วนกลาง (Central Nervous System) ในการหาคำตอบเพื่อแก้ปัญหา (Solving Problems) ต่างๆ

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบทางเศรษฐมิติกับตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

สำหรับการทบทวนวรรณกรรมในส่วนนี้จะให้ความสำคัญกับตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) เนื่องจากการสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบทางเศรษฐมิติ (Econometrics Model) มีหลักปฏิบัติในการดำเนินการที่แน่นอน ดังนั้นขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยตัวแบบดังกล่าวจึงมีความยืดหยุ่นน้อย ขณะที่การพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ไม่ได้มีการกำหนดโครงสร้างต่าง ๆ อย่างตายตัว หรือกล่าวได้ว่าเป็นตัวแบบอิสระ (Free Model) ทำให้การออกแบบโครงสร้างแต่ละส่วนของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) จึงมีความหลากหลายมากกว่า

ในปี พ.ศ. 2548 อทิพันธ์ ศักดิ์ศรี ได้ทำการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบเบรนท์ (Brent) ขณะที่อรทัย เมืองใจ ได้ทำการพยากรณ์ราคาน้ำมันอากาศยาน (Jet Fuel) พบว่าตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด ซึ่งการออกแบบองค์ประกอบต่าง ๆ ของโครงข่าย (Networks) ไม่ซับซ้อนมาก โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดคือ ชุดฝึกสอน (Training Set) และชุดทดสอบ (Test Set) ซึ่งการกำหนดรูปแบบของข้อมูลนำเข้า (Input) และจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เป็นแบบเลือกตามความสะดวก (Convenient Approach) โดยฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) และชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) กำหนดเป็นฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ซิกมอยด์ (Hyperbolic Tangent Sigmoid : Tan-Sigmoid Function) และฟังก์ชันการแปลงค่าเชิงเส้น (Linear Transfer Function : Purelin) ตามลำดับ ขณะที่ฟังก์ชันการฝึกสอน (Training Function) ใช้วิธีความชันสังยุคของเฟล็ตเชอร์-รีฟส์ (Fletcher-Reeves Conjugate Gradient : CGF)

โดยในปี พ.ศ. 2549 จิตติ ตันเสนีย์ ซึ่งทำการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ เสนอว่าการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของ อรทัย เมืองใจ และอทิพันธ์ ศักดิ์ศรี (2548) ยังไม่สามารถสรุปได้ว่าตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) มีประสิทธิภาพมากที่สุด เนื่องจากหลักการสำหรับเลือกองค์ประกอบต่างๆ ของโครงข่าย (Networks) เป็นการเลือกตามความสะดวก (Convenient Approach) ดังนั้นในการกำหนดจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จึงใช้วิธีประมาณค่าในช่วงกำลังสอง (Quadratic Interpolation) จากนั้นจึงใช้วิธีสุ่มเลือก (Arbitrary Approach) สำหรับเลือกข้อมูลนำเข้า (Input) ที่เหมาะสม ส่วนองค์ประกอบต่างๆ ของโครงข่าย (Networks) นั้น ไม่ได้เปลี่ยนแปลงจากเดิมมากนัก ซึ่งจากการวัดผลการพยากรณ์พบว่าตัวแบบอีการ์ชเอ็ม (EGARCH-M) มีประสิทธิภาพสำหรับการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์มากที่สุด

สำหรับปี พ.ศ. 2550 จตุพร จันต๊ะโมกข์ ซึ่งทำการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ นุชศรา เกสรประทุม ซึ่งทำการพยากรณ์ราคาทองคำ และอดิเรก จันทร์สด ซึ่งทำการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

ต่างประเทศ ต่างมีความเห็นที่สอดคล้องกันว่าการออกแบบโครงสร้างต่าง ๆ ของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ที่ผ่านมานั้นยังมีข้อบกพร่องอยู่ ซึ่งการปรับปรุงจุดด้อยดังกล่าว เริ่มต้นจากการจัดชุดข้อมูล โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุดคือชุดฝึกสอน (Training Set) ชุดตรวจสอบ (Validation Set) และชุดทดสอบ (Test Set) ซึ่งการกำหนดนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ใช้วิธีประมาณค่าในช่วงกำลังสอง (Quadratic Interpolation) ส่วนองค์ประกอบต่าง ๆ ของโครงข่าย (Networks) ยังมีรายละเอียดที่ไม่แตกต่างจากการศึกษาที่แล้วมามากนัก

นอกจากนี้หากพิจารณาจากค่าพยากรณ์ที่ได้จากการศึกษาที่ผ่านมาอาจจะไม่น่าเชื่อถือ เนื่องจากหลักการประมวลผลของโครงข่าย (Networks) จะใช้วิธีปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ในการสร้างฟังก์ชันที่ผิดพลาดน้อยที่สุด ซึ่งวิธีดังกล่าวไม่ได้มีสูตรตายตัวในการกำกับพารามิเตอร์ ดังนั้นแม้โครงสร้างต่าง ๆ จะเหมือนเดิม แต่หากทำการพยากรณ์ซ้ำอีกครั้งค่าพยากรณ์ที่ได้จะแตกต่างจากเดิม [๔] ดังนั้นจึงมีการกำหนดวงวนการพยากรณ์ (Prediction Loop) กล่าวคือใช้โครงสร้างเดิมในการพยากรณ์ซ้ำกัน 10 รอบ จากนั้นจึงนำค่าพยากรณ์ทั้ง 10 ไปคำนวณเป็นค่าเฉลี่ย โดยเมื่อวัดผลการพยากรณ์พบว่าตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) มีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อพยากรณ์ราคาน้ำมันและราคาทองคำ ขณะที่ตัวแบบอารีมาการ์ชเอ็ม (ARIMA with GARCH-M) สามารถพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนต่างประเทศได้แม่นยำที่สุด

แม้ว่าในการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) กับตัวแบบทางเศรษฐมิติ จะเห็นได้ว่ามีเพียงการศึกษาของอรทัย เมืองใจ และอทิพันธ์ ศักดิ์ศรี (2548) เท่านั้นที่ตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบทางเศรษฐมิติ อย่างไรก็ตามยังไม่ควรสรุปว่าตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ขาดประสิทธิภาพในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series) เนื่องจากการออกแบบระบบพยากรณ์ของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ที่ผ่านมาอาจจะยังไม่สมบูรณ์ โดยข้อมูลนำเข้า (Input) ที่ใช้สำหรับสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning) ยังไม่สามารถสรุปว่าสามารถอธิบายค่าเป้าหมาย (Target Response) ได้เป็นอย่างดี รวมทั้งการแบ่งชุดข้อมูลส่วนหนึ่งเพื่อเป็นชุดตรวจสอบ (Validation Set) ทำให้การสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ใช้ข้อมูลน้อยกว่าตัวแบบทางเศรษฐมิติ

ขณะที่การกำหนดจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ด้วยวิธีประมาณค่าในช่วงกำลังสอง (Quadratic Interpolation) นั้น ข้อมูล 3 ชุดที่เลือกมาก็ไม่สามารถยืนยันได้ว่า เมื่อ

---

[๔] ลักษณะการหาคำตอบของระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) มีลักษณะเป็นอัลกอริทึมเชิงเฟ้นสุ่ม (Stochastic Algorithm) กล่าวคือไม่สามารถหาคำตอบเดิมได้ทุกครั้งเมื่อแก้ปัญหาเดิม

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

แก้สมการแล้วจะได้จำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) ที่เหมาะสมที่สุด (Optimize) สำหรับใช้ทั้งระบบโครงข่าย (Networks) โดยการใช้วิธีความชันสังยุคของเฟล็ตเชอร์-รีฟส์ (Fletcher-Reeves Conjugate Gradient : CGF) เพื่อเป็นฟังก์ชันการฝึกสอน (Training Function) ยังไม่ใช่วิธีที่สามารถปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ได้เร็วที่สุดและผิดพลาดน้อยที่สุด อีกทั้งการกำหนดฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) ในชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) เป็นฟังก์ชันการแปลงค่าเชิงเส้น (Linear Transfer Function : Purelin) เป็นการเปิดโอกาสให้โครงข่าย (Networks) สามารถพยากรณ์ค่าที่เป็นจำนวนติดลบ (Negative) ได้ เนื่องจากฟังก์ชันดังกล่าวจะส่งข้อมูลออกไปเป็นจำนวนจริงใด ๆ ดังนั้นหากวงวน (Loop) ใด พยากรณ์ออกมาแบบไร้ความหมาย (Silly) หรือกล่าวได้ว่ามีลักษณะเป็นค่านอกกลุ่ม (Outlier) จะทำให้ผลพยากรณ์มีค่าคลาดเคลื่อนสูง

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved