บทที่ 4
ระเบียบวิธีวิจัย

สำหรับเนื้อหาในบทนี้จะแสดงถึงแนวทางและกรอบการศึกษาต่าง ๆ เพื่อให้การค้นคว้าแบบอิสระดำเนินไปอย่างเป็นขั้นเป็นตอน อีกทั้งยังสามารถบรรลุถึงเป้าหมายและวัตถุประสงค์ที่ได้กำหนดไว้

4.1 การเก็บข้อมูลตัวแปรที่ใช้สำหรับการศึกษา

การศึกษาในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ในการหาระบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด สำหรับการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบที่สะท้อนให้เห็นถึงต้นทุนที่แท้จริงของมูลค่าการใช้พลังงานของไทย ดังนั้นจึงเลือกใช้ราคาน้ำมันดิบดูไบ ซึ่งประเทศไทยใช้เป็นราคาอ้างอิง (Benchmark) หลัก สำหรับการนำเข้าน้ำมันดิบจากต่างประเทศ มาเป็นตัวแปรในการศึกษา

ซึ่งการรวบรวมข้อมูลในครั้งนี้ จะใช้ซอฟท์แวร์ Reuter 3000 ในการเข้าถึงข้อมูลสารสนเทศ โดยจะเลือกใช้ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา (Time Series) ซึ่งก็คือราคาปิด (Spot Price) รายวันของน้ำมันดิบดูไบฟาเตห์ (Dubai Fateh) โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง คือ ข้อมูลที่ให้ตัวแบบทั้ง 3 ประเภทใช้ในการสร้างระบบพยากรณ์ เป็นจำนวนทั้งสิ้น 4,838 วัน ตั้งแต่วันที่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2540 ถึงวันที่ 31 มีนาคม พ.ศ. 2553 และข้อมูลที่ใช้สำหรับเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบทั้ง 3 ประเภท อีก 45 วัน ตั้งแต่วันที่วันที่ 1 เมษายน พ.ศ. 2553 ถึงวันที่ 15 พฤษภาคม พ.ศ. 2553

4.2 การสร้างระบบพยากรณ์

การพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบดูไบ (Dubai Crude Oil) จะใช้ตัวแบบสำหรับการศึกษาครั้งนี้ทั้งหมด 3 ตัวแบบคือ ตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ตัวแบบการ์ช (GARCH Model) และตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ซึ่งรายละเอียดของการใช้ตัวแบบแต่ละประเภทในการสร้างระบบพยากรณ์มีดังนี้

4.2.1 การสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model)

ขั้นตอนในการพยากรณ์ด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ ประกอบด้วย 5 ขั้นตอนคือ การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) การเลือกตัวแบบ (Model Selection) การประมาณค่าพารามิเตอร์

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

(Parametor Estimation) การตรวจสอบความถูกต้อง (Model Checking) และการพยากรณ์ (Forecasting)

4.2.1.1 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

เพื่อให้เป็นไปตามข้อกำหนดของการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ดังนั้นในขั้นแรกจะใช้การทดสอบดิกกี้-ฟุลเลอร์ฉบับขยาย (Augmented Dickey-Fuller : ADF Test) เพื่อตรวจดูว่าอนุกรมเวลาที่พิจารณาขาดคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Non-Stationary) หรือไม่ หากขาดคุณสมบัติดังกล่าวจะต้องใช้วิธีการแปลงข้อมูล (Transformation) ด้วยการหาผลต่าง (Differencing) ไปเรื่อย ๆ จนสามารถตรวจสอบได้ว่าอนุกรมเวลานั้น ๆ มีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) จึงจะสามารถดำเนินการในขั้นตอนต่อ ๆ ไปได้

4.2.1.2 การเลือกตัวแบบ (Model Selection)

ขั้นตอนนี้คือการหากระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive : AR) และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average : MA) ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยพิจารณาจากแผนภาพสหสัมพันธ์ (Correlogram) ของฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation Function : ACF) และฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์บางส่วน (Partial Autocorrelation Function : PACF) โดยที่การเลือกกระบวนการอัตถดถอย และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ควรเน้นหลักของการมัธยัสถ์ (Parsimonious) กล่าวคือ พารามิเตอร์ของตัวแบบต้องสามารถอธิบายการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาได้เป็นอย่างดี โดยใช้จำนวนพารามิเตอร์ให้น้อยที่สุด

4.2.1.3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parametor Estimation)

วิธีที่ได้รับความนิยมและใช้กันโดยทั่วไปสำหรับการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient) ของพารามิเตอร์ คือ วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบสามัญ (Ordinary Least Square : OLS Method) ซึ่งค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่ได้จากวิธีดังกล่าว เป็นค่าประมาณที่ให้ผลรวมกำลังสองของค่าคลาดเคลื่อน (Sum of Square Error : SSE) มีค่าน้อยที่สุด โดยพารามิเตอร์ที่มีความเหมาะสมสำหรับนำไปสร้างสมการพยากรณ์ ต้องยอมรับสมมติฐานว่าสัมประสิทธิ์ที่ประมาณค่าได้แตกต่างจากศูนย์ กล่าวคือค่าความน่าจะเป็น (Probability-Value : Prob) ของค่าสถิติที (t-Statistic) มีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ (significant : α)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

4.2.1.4 การตรวจสอบความถูกต้อง (Model Checking)

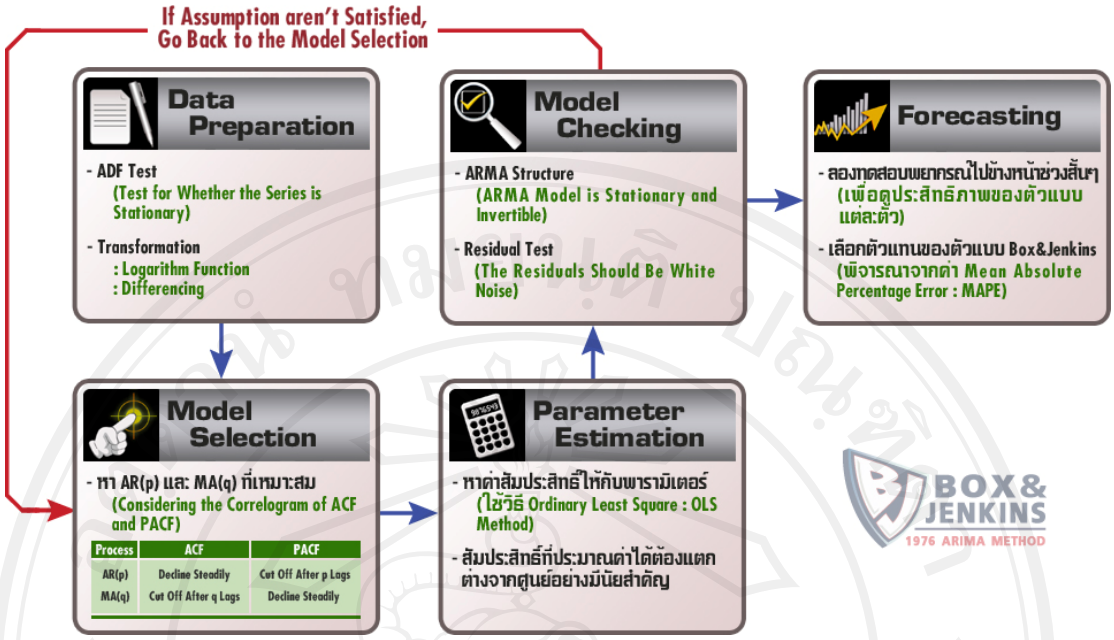
ในขั้นตอนนี้จะแบ่งการทดสอบออกเป็น 2 ส่วนคือ หนึ่ง การทดสอบโครงสร้างอาร์มา (ARMA Structure) เพื่อยืนยันว่ากระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive : AR) มีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) รวมทั้งกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average : MA) มีคุณสมบัติผกผัน (Invertible) และสอง การทดสอบส่วนตกค้าง (Residual Test) เพื่อตรวจสอบว่าส่วนตกค้าง (Residual) ที่ได้จากการประมาณค่านั้นมีคุณสมบัติเช่นเดียวกับสัญญาณรบกวนขาว (White Noise) โดยใช้ค่าสถิติคิว (Q-Statistic Test) เพื่อตรวจสอบว่าส่วนตกค้าง (Residual) ไม่มีปัญหาอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) นอกจากนี้จะใช้ค่าสถิติฌักค์-เบอรา (Jarque-Bera Statistic : JB) ในการตรวจสอบว่าส่วนที่ตกค้าง (Residual) มีการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) รวมทั้งตรวจสอบว่าไม่มีปัญหาความแปรปรวนของพจน์คลาดเคลื่อนไม่คงที่ (Heteroscedasticity) โดยใช้การทดสอบอาร์ช-แอลเอ็ม (ARCH-LM Test)

ซึ่งในการทดสอบส่วนตกค้าง (Residual) ตามวิธีการของบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Method) ให้ความสนใจกับคุณสมบัติความเป็นตัวแปรสุ่ม (Random Variable) ของส่วนตกค้าง (Residual) ดังนั้นจึงพิจารณาการทดสอบค่าสถิติคิว (Q-Statistic Test) เป็นสำคัญ กล่าวคือหากทดสอบค่าสถิติคิว (Q-Statistic Test) แล้วไม่มีปัญหาอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) แต่เมื่อทดสอบรูปแบบปกติ (Normality Test) และทดสอบอาร์ช-แอลเอ็ม (ARCH-LM Test) แล้วพบว่าส่วนตกค้าง (Residual) ไม่ได้แจกแจงแบบปกติและมีปัญหาความแปรปรวนของพจน์คลาดเคลื่อนไม่คงที่ จะสรุปว่าพจน์คลาดเคลื่อน (Error Term) มีลักษณะใกล้เคียง (Nearly) กับสัญญาณรบกวนขาว (White Noise) และจะนำตัวแบบดังกล่าวไปใช้เพื่อการพยากรณ์ในขั้นต่อไป แต่ถ้าทดสอบค่าสถิติคิว (Q-Statistic Test) แล้วพบว่ามีปัญหาอัตสหสัมพันธ์ ก็จะคัดเลือกตัวแบบนั้น ๆ ทิ้งไป

4.2.1.5 การพยากรณ์ (Forecasting)

เมื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบแล้ว ในขั้นตอนนี้จะเป็นการเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุดเพียงตัวแบบเดียว ซึ่งจะใช้การพยากรณ์ล่วงหน้าเพื่อเปรียบเทียบ (Ex-Post Forecasting) โดยทำการพยากรณ์ไปข้างหน้าในระยะสั้น ๆ เป็นจำนวน 10 วัน จากนั้นจึงพิจารณาว่าตัวแบบใดที่ให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) น้อยที่สุด แล้วจึงกำหนดให้ตัวแบบดังกล่าวเป็นตัวแทนของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ในการนำไปเปรียบเทียบความแม่นยำกับตัวแบบอื่น ๆ

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved



ภาพที่ 4-1 การสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์

4.2.2 การสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบการ์ช (GARCH Model)

การพยากรณ์ด้วยตัวแบบการ์ช (GARCH Model) สมการพยากรณ์จะประกอบด้วยสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) และสมการความแปรปรวน (Variance Equation) โดยสมการค่าเฉลี่ยจะใช้ตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ได้รับการตรวจสอบความถูกต้องแล้ว ส่วนการสร้างสมการความแปรปรวน จะพิจารณาว่าสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) นั้น ๆ สามารถอธิบายได้ด้วยความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข (Conditional Variance) ประเภทใด ซึ่งขั้นตอนของการสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบการ์ช (GARCH Model) มีดังนี้

4.2.2.1 การสร้างสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation)

ขั้นตอนนี้เป็นการเลือกสมการค่าเฉลี่ย [๑] (Mean Equation) ให้กับตัวแบบ โดยพิจารณาจากตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ได้รับการตรวจสอบว่ากระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive : AR) มีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Stationary) และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average : MA) มีคุณสมบัติผกผัน (Invertible) รวมทั้งส่วนตกค้าง (Residual) ที่ประมาณค่ามาได้ ไม่มีปัญหาอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation)

---

[๑] สมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) สำหรับการศึกษาในครั้งนี้ สร้างขึ้นโดยอาศัยการลอกแบบ (Simulation) จากความล่าช้า (Lag) ของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins) ที่ผ่านขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้อง (Model Checking) แล้ว

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

4.2.2.2 การสร้างสมการความแปรปรวน (Variance Equation)

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการเลือกความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Variance) ที่สอดคล้องกับสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้จะกำหนดรูปแบบความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Variance) 3 พจน์ คือ พจน์อาร์ช (ARCH Term) พจน์การ์ช (GARCH Term) และพจน์อีการ์ช (EGARCH Term) โดยสมการความแปรปรวน (Variance Equation) ที่มีความเหมาะสมจะพิจารณาจากค่าความน่าจะเป็น (Probability-Value : Prob) ของค่าสถิติแซด (Z-Statistic) กล่าวคือค่าความน่าจะเป็น(Probability-Value : Prob) ของค่าสถิติแซด (Z-Statistic) ของพารามิเตอร์ในสมการความแปรปรวน (Variance Equation) ต้องน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ (significant : α) ที่กำหนด

นอกจากนี้หากความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Variance) เป็นกระบวนการอาร์ช (ARCH Process) หรือกระบวนการการ์ช (GARCH Process) สัมประสิทธิ์ (Coefficient) ทุกตัวที่ประมาณค่าได้จะต้องไม่เป็นค่าติดลบ (Non-Negative) หากเป็นกระบวนการอีการ์ช (EGARCH Process) จะผ่อนปรนเงื่อนไขดังกล่าว เนื่องจากพิจารณาความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Variance) ในรูปของลอการิทึม (Logarithm) ซึ่งการประมาณค่าพารามิเตอร์ของสมการความแปรปรวน (Variance Euation) จะใช้วิธีความควรจะเป็นสูงที่สุด (Maximum Likelihood Method : ML)

4.2.2.3 การทดสอบคุณสมบัติของส่วนตกค้าง (Residual)

ขั้นตอนนี้จะคล้ายกับการตรวจสอบความถูกต้อง (Model Checking) ของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) โดยทดสอบคุณสมบัติของส่วนตกค้าง (Residual) ว่าใกล้เคียงกับสัญญาณรบกวนขาว (White Noise) โดยใช้ค่าสถิติคิว (Q-Statistic Test) ตรวจสอบปัญหาอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) ของส่วนตกค้าง (Residual) ในสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation)

ขณะที่ส่วนตกค้างในรูปคะแนนมาตรฐาน (Standardized Residual) ของสมการความแปรปรวน (Variane Equation) จะใช้การทดสอบอาร์ช-แอลเอ็ม (ARCH-LM Test) ในการตรวจสอบปัญหาความแปรปรวนของพจน์คลาดเคลื่อนไม่คงที่ (Heteroscedasticity) และการทดสอบรูปแบบปกติ (Normality Test) เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรดังกล่าวแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution)

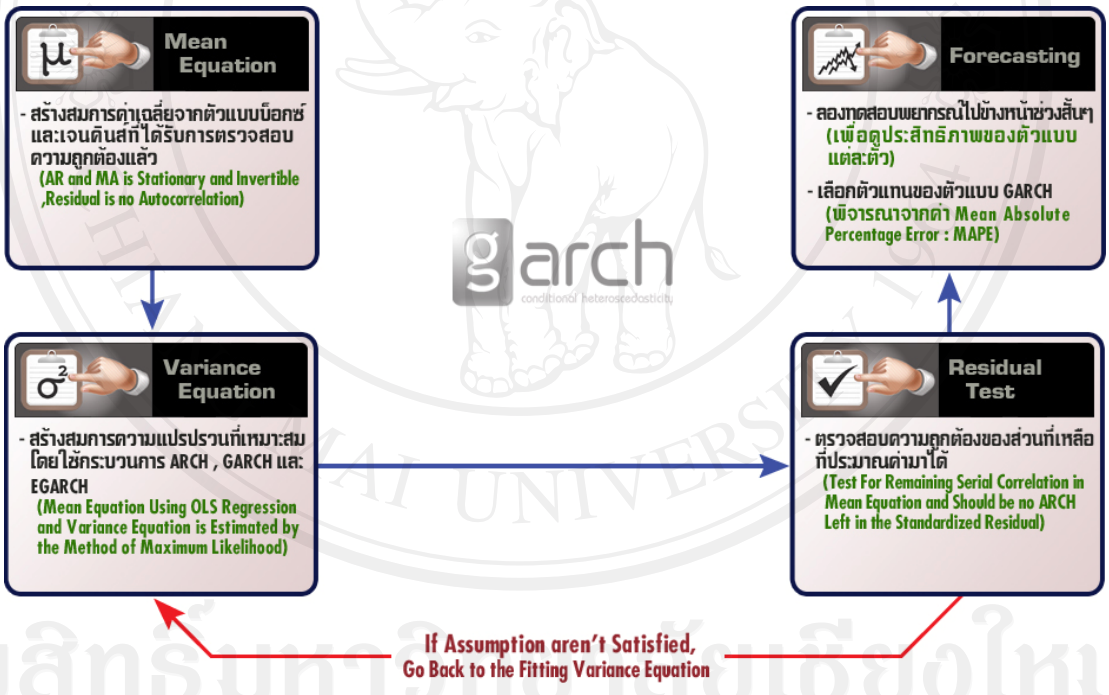
ซึ่งการเลือกตัวแบบการ์ช (GARCH Model) สำหรับนำไปสร้างสมการพยากรณ์จะพิจารณาจากตัวแบบที่ส่วนตกค้าง (Residual) ของสมการค่าเฉลี่ย (Mean Equation) ไม่มีปัญหาอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) และส่วนตกค้างในรูปคะแนนมาตรฐาน (Standardized

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

Residual) ของสมการความแปรปรวน (Variane Equation) ไม่มีปัญหาความแปรปรวนของพจน์คลาดเคลื่อนไม่คงที่ (Heteroscedasticity)

4.2.2.4 การพยากรณ์ (Forecasting)

สำหรับขั้นตอนนี้จะเป็นการหาตัวแทนของตัวแบบการ์ช (GARCH Model) เพื่อนำไปพยากรณ์เปรียบเทียบความแม่นยำกับตัวแบบประเภทอื่น ๆ โดยเลือกตัวแบบการ์ชที่ได้รับการทดสอบคุณสมบัติของส่วนตกค้าง (Residual) แล้วว่ามีความเหมาะสม มาลองพยากรณ์ไปข้างหน้าช่วงสั้น ๆ เป็นจำนวน 10 วัน โดยตัวแบบที่จะใช้เป็นตัวแทนของตัวแบบการ์ช (GARCH Model) ต้องให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) น้อยที่สุด



ภาพที่ 4-2 การสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบการ์ช

4.2.3 การสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model)

การพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) สำหรับการศึกษาครั้งนี้ ประกอบด้วย 5 ขั้นตอน คือ การกำหนดข้อมูลนำเข้า (Input Specification) การออกแบบชั้นซ่อนเร้น (Design Hidden Layer) การสร้างระบบการฝึกสอน (Create Training System) การกำหนดข้อมูลส่งออก (Output Specification) และการพยากรณ์ (Forecasting)

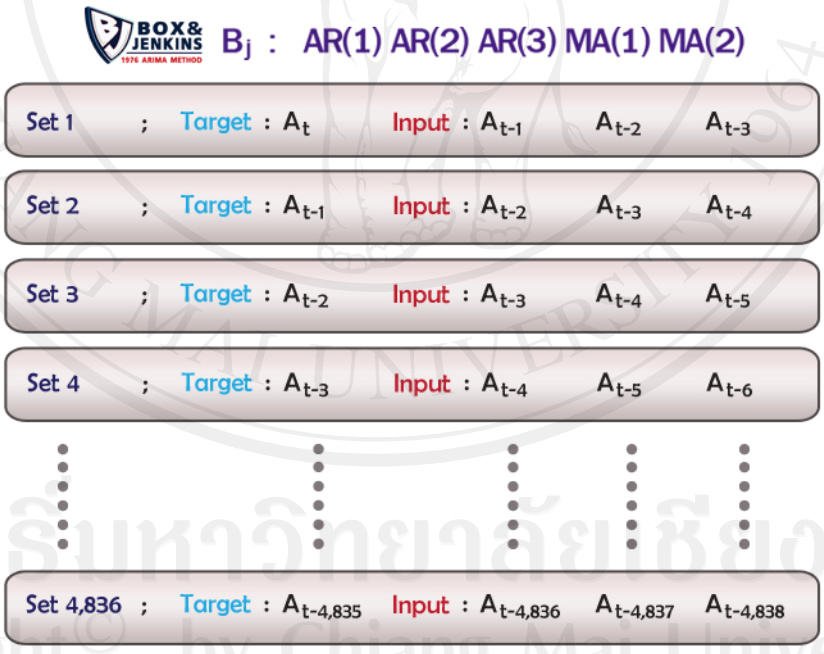
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

4.2.3.1 การกำหนดข้อมูลนำเข้า (Input Specification)

สำหรับการสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) ไม่ได้มีหลักการตายตัว แต่ตัวแปรอิสระหรือข้อมูลนำเข้า (Input) ที่เลือกมาต้องมีความสามารถในการอธิบายค่าเป้าหมาย (Target Response) ได้เป็นอย่างดี ดังนั้นในการสร้างชุดการเรียนรู้ [๒] (Learning Set) จะพิจารณาจากความล่าช้า (Lag) ของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ได้รับการตรวจสอบความถูกต้องแล้ว เนื่องจากความล่าช้า (Lag) ดังกล่าวถูกเลือกมาจากมาตรวัดสหสัมพันธ์ต่างๆ ทั้งฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation Function : ACF) และฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์บางส่วน (Partial Autocorrelation Function : ACF) รวมทั้งมีการทดสอบสมมติฐานทางสถิติแล้วว่าสามารถอธิบายค่าสังเกต (Observation) ได้อย่างมีนัยสำคัญ

---

[๒] การสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) ของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ครั้งนี้อาศัยความล่าช้า (Lag) ของตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ผ่านขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้อง (Model Checking) แล้ว



ภาพที่ 4-3 การสร้างชุดการเรียนรู้โดยอาศัยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์

จากภาพที่ 4-3 สมมติว่าตัวแบบ B_j คือตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) ที่ได้รับการตรวจสอบแล้ว ซึ่งตัวแบบดังกล่าวสามารถอธิบายได้ด้วยตัวแปรความล่าช้า (Lag Variable) คือ 1 2 และ 3 คาบเวลาย้อนหลัง ดังนั้นการสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) ของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) ก็จะใช้ความล่าช้า (Lag) แบบเดียวกัน

โดยชุดการเรียนรู้ที่ 1 เมื่อกำหนดค่าเป้าหมาย (Target Response) เป็น A_t จะได้ข้อมูลนำเข้า (Input) เป็น A_{t-1} A_{t-2} และ A_{t-3} ตามลำดับ สำหรับชุดการเรียนรู้ที่ 2 เมื่อกำหนดค่าเป้าหมาย (Target Response) เป็น A_{t-1} จะได้ข้อมูลนำเข้า (Input) เป็น A_{t-2} A_{t-3} และ A_{t-4} ตามลำดับ ซึ่งการศึกษาครั้งนี้ใช้ข้อมูลทั้งสิ้น 4,838 ค่าสังเกต ดังนั้นหากสร้างชุดการเรียนรู้ (Learning Set) ด้วยตัวแปรความล่าช้า (Lag Variable) เป็น 1 2 และ 3 คาบเวลาย้อนหลัง จะได้ชุดการเรียนรู้ (Learning Set) ทั้งหมด 4,836 ชุด

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

4.2.3.2 การออกแบบชั้นซ่อนเร้น (Design Hidden Layer)

การศึกษาครั้งนี้จะกำหนดองค์ประกอบต่าง ๆ ของชั้นซ่อนเร้น(Hidden Layer) ดังนี้คือ ใช้ชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) เพียงชั้นเดียว โดยการกำหนดจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นนี้ จะใช้วิธีสุ่มเลือก (Arbitrary Approach) กล่าวคือค่อยๆ เพิ่มจำนวนนิวรอน (Neuron) โดยแบ่งเป็น 3 ช่วงคือ หนึ่ง เพิ่มทีละ 1 นิวรอน ตั้งแต่ 1 ถึง 10 นิวรอน สอง เพิ่มทีละ 2 นิวรอน ตั้งแต่ 12 ถึง 20 นิวรอน และสาม เพิ่มทีละ 10 นิวรอน ตั้งแต่ 30 ถึง 100 นิวรอน ดังนั้นตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) แต่ละตัวจะประกอบไปด้วย 23 ตัวแบบย่อย (Sub-Model)

ขณะที่ฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) ในชั้น (Layer) นี้จะใช้ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ซิกมอยด์ (Hyperbolic Tangent Sigmoid : Tan-Sigmoid Function) สำหรับการส่งข้อมูลไปยังชั้นต่อ ๆ ไป

4.2.3.3 การสร้างระบบการฝึกสอน (Create Training System)

ระบบการฝึกสอน (Create Training System) จะใช้การส่งข้อมูลไปข้างหน้าเพียงอย่างเดียวแบบหลายชั้น (Multilayer Feed Forward) สำหรับการเชื่อมโยงองค์ประกอบของแต่ละชั้น (Layer) เข้าด้วยกัน โดยใช้ควบคู่กับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ซึ่งจะกำหนดวิธีแพร่ย้อนกลับแบบแอลเอ็ม (LM Backpropagation) เป็นฟังก์ชันการฝึกสอน (Training Function) เนื่องจากสามารถปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ให้ลู่เข้าสู่เป้าหมายได้เร็วที่สุดและผิดพลาดน้อยที่สุด โดยการหยุดการฝึกสอนในชุดการเรียนรู้ (Learning Set) ใด ๆ จะเกิดขึ้นเมื่อโครงข่าย (Networks) สามารถปรับแก้ค่าน้ำหนักจนได้ความคลาดเคลื่อนในระดับที่ยอมรับได้ หรือยังไม่สามารถปรับค่าน้ำหนักจนถึงระดับที่ยอมรับได้ แต่ชุดการเรียนรู้ (Learning Set) นั้น ๆ ได้รับการฝึกสอน (Training) จนครบวงรอบการเรียนรู้ (Epochs) ที่กำหนด ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้จะกำหนดการฝึกสอนไว้ที่ 500 วงรอบการเรียนรู้ (Epochs)

4.2.3.4 การกำหนดข้อมูลส่งออก (Output Specification)

สำหรับฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) ในชั้นข้อมูลส่งออกเลือกใช้ฟังก์ชันโพสลิน (Positive Linear Transfer Function : Poslin Function) เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์เป็นจำนวนเต็มบวก (Positive) เท่านั้น อย่างไรก็ตามค่าพยากรณ์ของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) เป็นอัลกอริทึมเฟ้นสุ่ม [๗] (Stochastic Algorithm) ดังนั้นเพื่อให้ค่า

---

[๗] อัลกอริทึมเฟ้นสุ่ม (Stochastic Algorithm) เป็นลักษณะการให้คำตอบของตัวแบบประเภทปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) หรือการเรียนรู้เครื่องกล (Machine Learning) โดยตัวแบบไม่สามารถให้คำตอบที่เหมือนเดิมได้ เมื่อทำการทดลองซ้ำอีกครั้ง แม้ว่าโครงสร้างของโครงข่าย (Networks) จะมีลักษณะคงเดิม เนื่องจากระบบปัญญา (Intelligence) ไม่ได้มีสูตรการคำนวณตายตัว หากแต่สร้างขึ้นมาจากการเรียนรู้ (Learning) หรือการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)

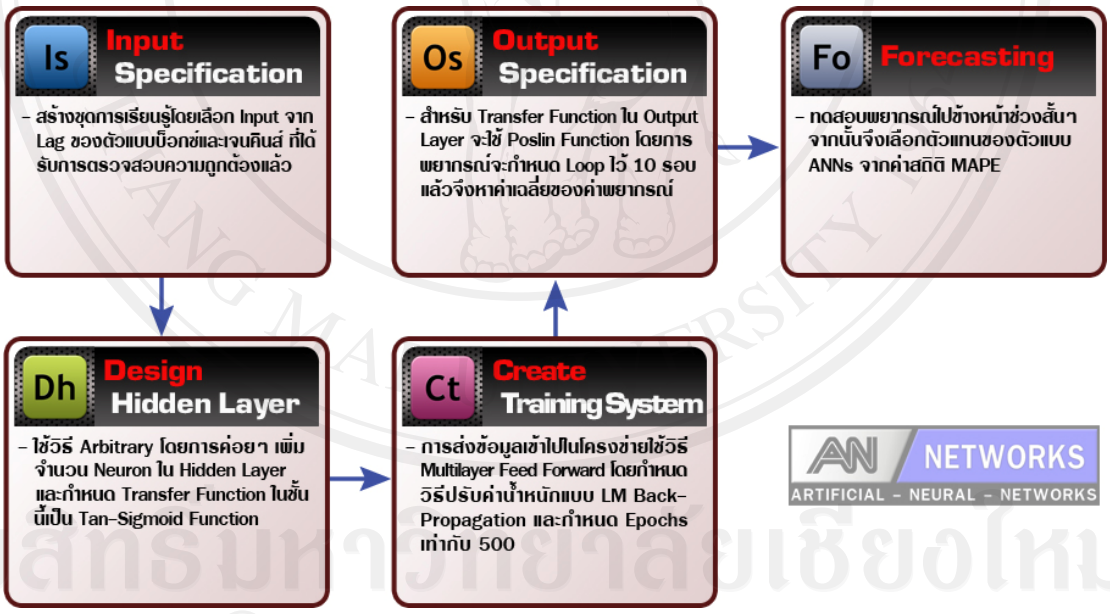
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

พยากรณ์มีความน่าเชื่อถือ ในขั้นตอนนี้จึงกำหนดวงวนการพยากรณ์ (Prediction Loop) ไว้ 10 รอบ หากการพยากรณ์ในวงรอบใดเกิดลักษณะของค่านอกกลุ่ม (Outlier) จะทำการแก้ปัญหาโดยใช้วิธีกำจัดค่านอกกลุ่ม (Eliminated Outlier) กล่าวคือตัดค่าพยากรณ์ในรอบนั้น ๆ ทิ้งไปทั้งคอลัมน์ (Delete Column)

4.2.3.5 การพยากรณ์ (Forecasting)

สำหรับขั้นตอนนี้จะเป็นการหาตัวแทนของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) เพื่อนำไปพยากรณ์เปรียบเทียบความแม่นยำกับตัวแบบอื่น ๆ โดยทุกโครงสร้างของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) สามารถนำไปพยากรณ์ได้

ซึ่งการเลือกตัวแทนของตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) จะทำการทดลองพยากรณ์ไปข้างหน้าช่วงสั้น ๆ เป็นจำนวน 10 วัน โดยเลือกตัวแบบที่ให้ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) น้อยที่สุด



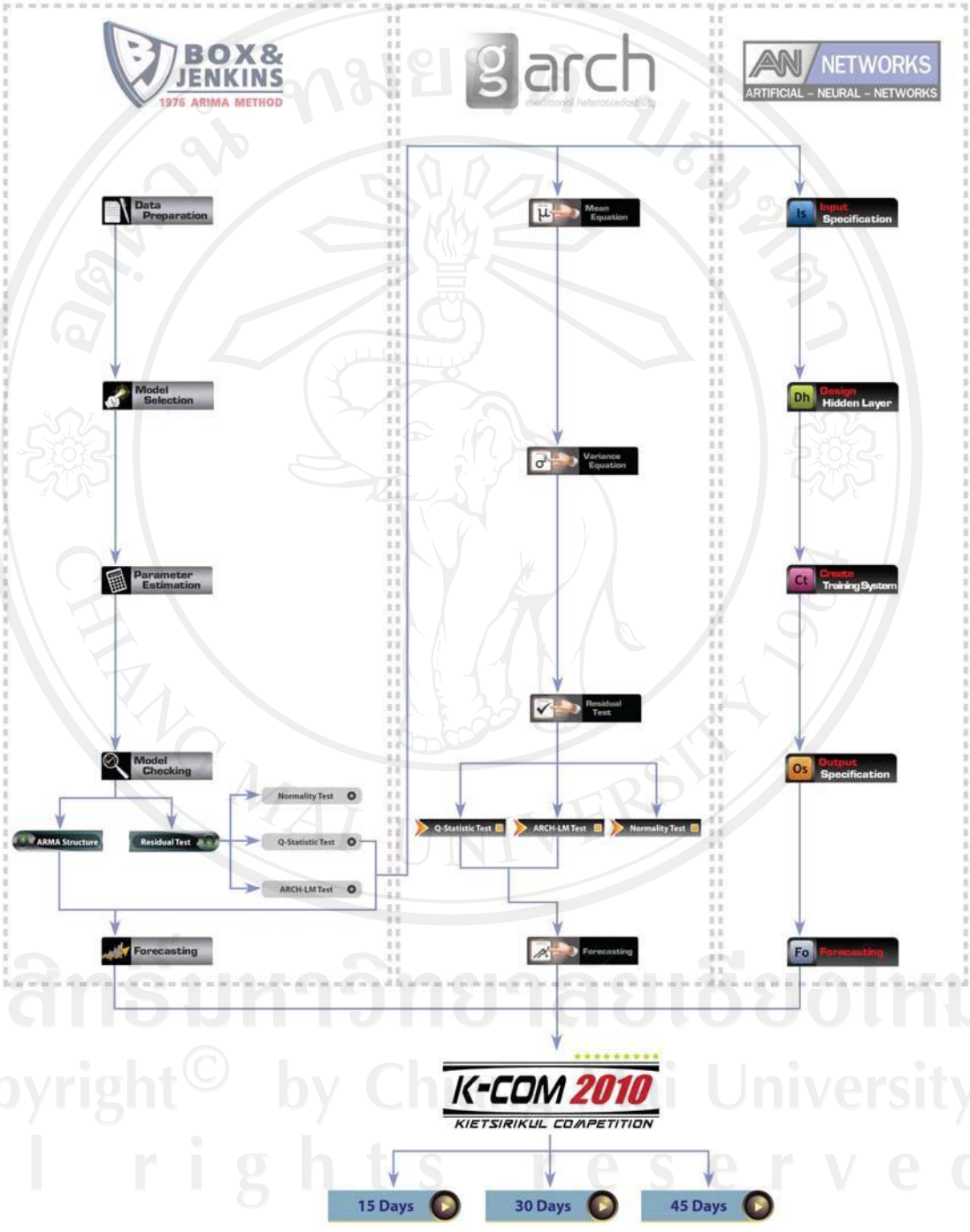
ภาพที่ 4-4 การสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

4.3 การทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบแต่ละประเภท

ในการค้นคว้าแบบอิสระ (Independent Study) ครั้งนี้จะเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของตัวแบบต่าง ๆ โดยแบ่งเป็น 3 ระยะคือ ระยะ 15 วัน ระยะ 30 วัน ระยะ 45 วัน ซึ่งการพยากรณ์ไปข้างหน้าทีละวัน จะใช้ค่าพยากรณ์ที่ได้มาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ในวันถัดไป โดยที่การตัดสินว่าตัวแบบประเภทใดสามารถให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากที่สุดจะพิจารณา

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

จากค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ซึ่งความเชื่อมโยงของการสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบทั้งสามนั้น แสดงดังภาพที่ 4-5



ภาพที่ 4-5 ความเชื่อมโยงของการสร้างระบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบทั้งสามประเภท

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

4.4 ซอฟท์แวร์ที่ใช้สำหรับคำนวณระบบพยากรณ์ของตัวแบบแต่ละประเภท

สำหรับการพยากรณ์ด้วยตัวแบบบ็อกซ์และเจนคินส์ (Box&Jenkins Model) และการพยากรณ์ด้วยตัวแบบการ์ช (GARCH Model) จะประมาณค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient) ของพารามิเตอร์ และทดสอบค่าสถิติต่าง ๆ ด้วยซอฟต์แวร์ Eviews 7.1 ขณะที่การพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ (ANNs Model) จะคำนวณด้วยการเขียนคำสั่งและใส่รหัสต้นทาง (Source Code) ลงในซอฟต์แวร์ MATLAB 7.0.1

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved