



ใบรับรองวิทยานิพนธ์
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต (สถิติ)

ปริญญา

สถิติ

สถิติ

สาขา

ภาควิชา

เรื่อง การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี สำหรับความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด
ในประเทศไทย

A Comparison of the Four Forecasting Methods of Peak Electric Energy
Demand in Thailand

นามผู้วิจัย นางสาวจินตพร หนั้วอินปิ่น

ได้พิจารณาเห็นชอบโดย

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์บุญญอ้อม โคมที, Ph.D.)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(รองศาสตราจารย์ประสิทธิ์ พัคคมพงษ์, M.S.)

หัวหน้าภาควิชา

(รองศาสตราจารย์ประสิทธิ์ พัคคมพงษ์, M.S.)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์กัญญา ธีระกุล, D.Agr.)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่

เดือน

พ.ศ.

วิทยานิพนธ์

เรื่อง

การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี สำหรับความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในประเทศไทย

A Comparison of the Four Forecasting Methods of Peak Electric Energy Demand in Thailand

โดย

นางสาวจินตพร หนั้วอินปิ่น

เสนอ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
เพื่อความสมบูรณ์แห่งปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติ)

พ.ศ. 2555

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

จินตพร หนั้วอินปั้น 2555: การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี สำหรับความต้องการ
พลังงานไฟฟ้าสูงสุดในประเทศไทย ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติ) สาขาสถิติ
ภาควิชาสถิติ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผู้ช่วยศาสตราจารย์บุญอ้อม โฉมที,
Ph.D. 104 หน้า

การวิจัยนี้เป็นการศึกษาและเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา สำหรับความ
ต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดในประเทศไทย ประกอบด้วย 5 เขต ได้แก่ เขตนครหลวง เขตภาคกลาง
เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เขตภาคใต้ และภาคเหนือ ซึ่งวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มี 4
วิธี คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัว
แปรคัมมี วิธีของบอช - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี โดยที่
การเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมพิจารณาจากค่า MAPE, MAD และ MSE ที่ต่ำที่สุด

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยเป็นอนุกรมเวลารายเดือน แบ่งอนุกรมเวลาเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1
ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2545 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2550 เพื่อกำหนดรูปแบบที่เหมาะสมที่สุด
และส่วนที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2551 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2551 เพื่อหาช่วงการพยากรณ์
ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด โดยการหาผลต่างระหว่างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า กับข้อมูลจริงในส่วนที่ 2

ผลการวิจัย พบว่า อนุกรมเวลาทั้ง 5 เขตมีลักษณะการเคลื่อนไหวที่มีส่วนประกอบของ
แนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล และวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter
แบบผลคูณ เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาเขตภาคกลาง สำหรับการวิเคราะห์การถดถอย
ที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง เขตภาค
ตะวันออกเฉียงเหนือ เขตภาคใต้ และเขตภาคเหนือ จากนั้นนำรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละ
เขต มาหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ผลการศึกษา พบว่า การพยากรณ์ล่วงหน้า
2 เดือน เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง เขตภาคกลาง เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ
และเขตภาคใต้ และการพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาเขตภาคเหนือ

Jintaporn Newinpun 2012: A Comparison of the Four Forecasting Methods of Peak Electric Energy Demand in Thailand. Master of Science (Statistics), Major Field: Statistics, Department of Statistics. Thesis Advisor: Assistant Professor Boonorm Chomtee, Ph.D. 104 pages

The purpose of this research is to study and compare the forecasting methods for peak electric energy demand in the five regions of Thailand; Metropolitan areas, Center region, Northeastern region, Southern region and Northern region. The four forecasting methods were used in the study; Exponential smoothing Holt-Winter method, Regression analysis with dummy variables, Box-Jenkins method and Fuzzy regression analysis with dummy variables. The suitable forecasting methods were chosen by considering the smallest value of MAPE, MAD and MSE.

The studied data were monthly time series. The time series data was divided into two groups. The first group was monthly from January 2002 to December 2007 for the best identification models. The second group was monthly from January 2008 to December 2008 for finding the best suitable forecasting period by calculating the difference between the forecast and time series of the second group.

For the results; it is found that all of the five regions of the time series have trend and seasonal variation. Multiplicative exponential smoothing Holt-Winter method is the best method for Center region. Additive regression analysis with dummy variables is the best method for Metropolitan areas, Northeastern region, Southern region and Northern region. Then, by using the best method of each region for finding the best suitable forecasting period for 2, 6 and 12 months. The result of the study show that the 2 month forecasting is suitable for Metropolitan areas, Center region, Northeastern region and Southern region and the 6 month forecasting is suitable for Northern region.

Student's signature

Thesis Advisor's signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ สามารถเสร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณา ช่วยเหลือ และเอาใจใส่อย่างยิ่งจาก อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ดร.บุญอ้อม โจนทิ และอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม รองศาสตราจารย์ประสิทธิ์ พัทธพงษ์ ที่ให้คำปรึกษา และให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์อย่างมาก รวมถึงการตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ให้การทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ มีความถูกต้องและสมบูรณ์ รวมถึงอาจารย์ทุกท่านที่ได้ให้ความรู้ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านเป็นอย่างสูง และเจ้าหน้าที่ ฝ่ายควบคุมระบบกำลังไฟฟ้า จากกรมไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลสำหรับการทำวิจัยครั้งนี้

ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ และพี่ชาย ที่ได้อบรม และให้กำลังใจผู้วิจัยให้สำเร็จ ลุล่วง และสนับสนุนการศึกษาโดยตลอด รวมถึงขอบคุณพี่ๆ น้องๆ และเพื่อนๆ ที่ให้ความช่วยเหลือข้าพเจ้าในทุกๆ ด้านเสมอมา

สำหรับคุณประโยชน์ของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบเป็นเครื่องบูชาพระคุณแก่ คุณพ่อ คุณแม่ ครูบาอาจารย์ และ ผู้ที่มีส่วนเกี่ยวข้องทุกท่านที่ได้เอ่ยนามและมีได้เอ่ยนาม ณ ที่นี้ ถ้าวินิจฉัยฉบับนี้มีข้อผิดพลาดประการใด ข้าพเจ้าขอน้อมรับไว้แต่เพียงผู้เดียว

จินตพร หนั้วอินปั้น

มีนาคม 2555

สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(1)
สารบัญตาราง	(2)
สารบัญภาพ	(4)
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	(5)
คำนำ	1
วัตถุประสงค์	3
การตรวจเอกสาร	5
อุปกรณ์และวิธีการ	47
อุปกรณ์	47
วิธีการ	48
ผลและวิจารณ์	50
ผล	50
วิจารณ์	81
สรุปและข้อเสนอแนะ	83
สรุป	83
ข้อเสนอแนะ	85
เอกสารและสิ่งอ้างอิง	86
ภาคผนวก	88
ภาคผนวก ก ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละเขต ของประเทศไทย	89
ภาคผนวก ข ตัวอย่างการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเขตนครหลวง ของประเทศไทย	94
ประวัติการศึกษา และการทำงาน	104

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1	รูปแบบที่มีฤดูกาล และรูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาลทั้งแบบผลบวกและแบบผลคูณ	18
2	ลักษณะค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติที่สัมพันธ์กับอนุกรมเวลาลักษณะต่างๆ	22
3	ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ ARMA(p,q)	26
4	ลักษณะของ $\rho_k(Y_t)$, $\rho_k(Z_t)$ และ $\rho_{kk}(Z_t)$ สำหรับรูปแบบ ARIMA(p,d,q)	35
5	ตัวอย่างรูปแบบ SARMA(P,Q) ₁₂ ของอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ หรือรูปแบบอนุกรมเวลา SARIMA(P,1,Q) ₁₂ ของอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ เมื่อกำหนด L=12 และ D=1	36
6	ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 1	52
7	การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 1	55
8	ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 2	56
9	การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 2	60
10	ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 3	61
11	การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 3	65
12	ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 4	66
13	การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 4	70
14	ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 5	71
15	การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 5	75
16	ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 1	76
17	ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 2	77
18	ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 3	78
19	ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 4	79
20	ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 5	80
21	อ้างอิงจากตารางที่ 7 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 1	81

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่		หน้า
22	อ้างอิงจากตารางที่ 16 ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 1	82
23	วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด	83
24	ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด	84
ตารางผนวกที่		
ก1	ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละเขตของประเทศ ไทย (หน่วยการวัด เป็น เมกะวัตต์)	90
ข1	การวิเคราะห์ความแปรปรวน สำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง	95
ข2	การวิเคราะห์รูปแบบ ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ	96
ข3	ค่าประมาณพารามิเตอร์ฟิชชี (\hat{m}_i, \hat{c}_i) สำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง	102
ข4	ตัวอย่างการหาค่าพยากรณ์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบฟิชชี	103

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
1	ข้อมูลมีลักษณะเส้นตรง	11
2	ข้อมูลมีลักษณะเป็นเอ็กซ์โปเนนเชียล	11
3	ข้อมูลมีลักษณะแบบตัว S	11
4	ข้อมูลที่มีอิทธิพลของฤดูกาล	12
5	ข้อมูลที่มีอิทธิพลของวัฏจักร	13
6	ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ ARMA(0,0)	27
7	ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ AR (1)	27
8	ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ AR (2)	28
9	ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ MA (1)	29
10	ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ MA (2)	30
11	ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ ARMA(1,1)	31
12	ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 1	51
13	ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 2	56
14	ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 3	61
15	ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 4	66
16	ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 5	71

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด	=	ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดขึ้นในรอบเดือน ของการใช้ไฟฟ้า มีหน่วยเป็น เมกกะวัตต์
เขตนครหลวง	=	ประกอบด้วย 3 จังหวัด ได้แก่ กรุงเทพมหานคร สมุทรปราการ นนทบุรี
เขตภาคกลาง	=	ประกอบด้วย 22 จังหวัด ได้แก่ ฉะเชิงเทรา พระนครศรีอยุธยา ประจวบคีรีขันธ์ ลพบุรี อ่างทอง สิงห์บุรี สระแก้ว สมุทรสงคราม สมุทรสาคร กาญจนบุรี สุพรรณบุรี เพชรบุรี ราชบุรี นครปฐม นครนายก ชลบุรี จันทบุรี ปราจีนบุรี ระยอง ตราด ปทุมธานี สระบุรี
เขตภาคตะวันออก เฉียงเหนือ	=	ประกอบด้วย 19 จังหวัด ได้แก่ นครราชสีมา อุบลราชธานี ขอนแก่น อุดรธานี บุรีรัมย์ ชัยภูมิ ร้อยเอ็ด สุรินทร์ ศรีสะเกษ มหาสารคาม สกลนคร หนองคาย เลย นครพนม ยโสธร หนองบัวลำภู มุกดาหาร อำนาจเจริญ กาฬสินธุ์
เขตภาคใต้	=	ประกอบด้วย 14 จังหวัด ได้แก่ สงขลา ภูเก็ต สุราษฎร์ธานี พัทลุง นครศรีธรรมราช ตรัง ชุมพร กระบี่ พังงา ระนอง สตูล ปัตตานี นราธิวาส ยะลา
เขตภาคเหนือ	=	ประกอบด้วย 18 จังหวัด ได้แก่ เชียงใหม่ เชียงราย แม่ฮ่องสอน ลำปาง ลำพูน แพร่ น่าน พะเยา ตาก อุดรดิตถ์ สุโขทัย พิษณุโลก นครสวรรค์ กำแพงเพชร พิจิตร ชัยนาท เพชรบูรณ์ อุทัยธานี
PE 1	=	ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตนครหลวง
PE 2	=	ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคกลาง
PE 3	=	ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ
PE 4	=	ข้อมูลปริมาณความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคใต้
PE 5	=	ข้อมูลปริมาณความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคเหนือ
S_i	=	ค่าวัดดัชนีฤดูกาลเดือน i โดยที่ i คือ เดือนมกราคม กุมภาพันธ์ มีนาคม เมษายน พฤษภาคม มิถุนายน กรกฎาคม สิงหาคม กันยายน ตุลาคม พฤศจิกายน ธันวาคม

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

Holt - Winter	=	Exponential smoothing Holt - Winter method
Add Holt - Winter	=	Additive exponential smoothing Holt - Winter method
Mul Holt - Winter	=	Multiplicative exponential smoothing Holt - Winter method
Box - Jenkins	=	Box - Jenkins method
RG - D	=	Regression analysis with dummy variables
Add RG - D	=	Additive regression analysis with dummy variables
Mul RG - D	=	Multiplicative regression analysis with dummy variables
FRG - D	=	Fuzzy regression analysis with dummy variables
MAPE	=	Mean Absolute Percentage Error
MAD	=	Mean Absolute Deviation
MSE	=	Mean Square Error

การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี สำหรับความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในประเทศไทย

A Comparison of the Four Forecasting Methods of Peak Electric Energy Demand in Thailand

คำนำ

ในปัจจุบันเทคโนโลยีต่างๆถูกพัฒนาอย่างรวดเร็ว จึงทำให้มีการแข่งขันกันอย่างมากระหว่างองค์กรต่างๆ โดยใช้เทคโนโลยีใหม่ๆที่พัฒนามาอย่างต่อเนื่อง รัฐบาลและองค์กรต่างๆของไทยพยายามผลักดันให้มีการลงทุน และพัฒนาให้ทันต่อความเปลี่ยนแปลงของโลกตลอดเวลา จึงต้องมีการพัฒนา การวางแผนนโยบาย และปรับปรุงการทำงานให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น การวิเคราะห์ข้อมูลจึงถูกนำมาใช้ในการดำเนินการ เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลรูปแบบหนึ่งที่ถูกนำมาใช้ โดยอาศัยสารสนเทศที่มีอยู่มาวิเคราะห์เพื่อประโยชน์ในการพยากรณ์ เช่น การพยากรณ์เกี่ยวกับราคาสินค้า มูลค่าทรัพย์สินในอนาคต การเจริญเติบโตของธุรกิจ หรือสภาพเศรษฐกิจต่างๆไป การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด การพยากรณ์อุณหภูมิ และปริมาณน้ำฝน เป็นต้น การใช้เทคนิคการพยากรณ์มีประโยชน์อย่างมากในการวางแผนและตัดสินใจในการดำเนินงานทั้งระยะสั้นและระยะยาว โดยใช้ข้อมูลในอดีตที่เก็บรวบรวมมาอย่างต่อเนื่อง มาช่วยในการพยากรณ์ข้อมูลที่สนใจในอนาคต เพื่อบรรลุเป้าหมายที่ตั้งไว้ ในภาวะปัจจุบันนั้นสภาพเศรษฐกิจมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว และเนื่องจากไฟฟ้าเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สำคัญต่อการขับเคลื่อนระบบเศรษฐกิจ จึงส่งผลให้ความต้องการใช้ไฟฟ้าเพิ่มมากขึ้น แต่ไฟฟ้าเป็นพลังงานที่ไม่สามารถกักเก็บไว้ได้ จึงทำให้การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย(กฟผ.) จำเป็นต้องจัดหาพลังงานไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการทั้งประเทศ ส่งผลให้กฟผ. ต้องใช้ข้อมูลด้านค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด และข้อมูลด้านช่วงเวลาที่ใช้ไฟฟ้าสูงสุดในแต่ละปี เพื่อวางแผนสร้างโรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่าย เพื่อรองรับความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ที่จะเกิดขึ้นในแต่ละปี ซึ่งกฟผ. จะวัดออกมาในรูปของค่าเฉลี่ยในช่วงเวลา 15 นาที และเรียกความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดขึ้นในรอบเดือนของการใช้ไฟฟ้าว่า ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 15 นาทีที่สูงสุด

หลายปีที่ผ่านมา เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้หลักการทางสถิติถูกพัฒนาอย่างต่อเนื่อง เพื่อใช้ในการตัดสินใจดำเนินการอย่างถูกต้อง มีประสิทธิภาพ และน่าเชื่อถือ การคำนวณวิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีที่มีประสิทธิภาพพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดของการพยากรณ์ ดังนั้น การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดในแต่ละเดือน จึงมีความสำคัญอย่างมากต่อความมั่นคงด้านพลังงานของประเทศ เพื่อใช้ในการวางแผนระบบการผลิตไฟฟ้า ระบบส่งไฟฟ้า การซื้อ-ขายไฟฟ้า การกำหนดอัตราค่าไฟฟ้า และการเตรียมกำลังผลิตสำรอง อย่างไรก็ตาม การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดให้ถูกต้องแม่นยำ จะต้องเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม ซึ่งควรพิจารณาจากหลายๆปัจจัยได้แก่ ช่วงการพยากรณ์ที่ต้องการ เวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ ลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลา และขนาดอนุกรมเวลา โดยทั่วไปวิธีที่นิยมใช้ สำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลาระยะสั้นมีหลายวิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบ การวิเคราะห์การถดถอย และวิธีของบอชซ์ - เจนกินส์ เป็นต้น แต่เนื่องจากการเก็บรวบรวมข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งเป็นข้อมูลที่เกิดขึ้นในอดีต อาจจะไม่มีความครบถ้วนสมบูรณ์ ข้อมูลไม่แน่นอน หรือข้อมูลมีความคลุมเครือ และอาจทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนสูงในการพยากรณ์ Song and Chissom (1993) จึงเสนอวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้หลักการของฟัซซีเซต (Fuzzy set) โดยรูปแบบที่นำเสนอสามารถพยากรณ์อนุกรมเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ และยังสามารถพยากรณ์อนุกรมเวลาที่อยู่ในรูปภาษาพูด (Linguistic term) แต่อย่างไรก็ตาม วิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบนี้ เหมาะสำหรับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม หรืออนุกรมเวลาที่เป็นสแตชันนารี (stationary series) ซึ่งเมื่อนำมาพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาล หรืออนุกรมกรรเวลาที่มีฤดูกาลไม่ชัดเจน หรืออิทธิพลของฤดูกาลไม่คงที่ จึงส่งผลต่อความถูกต้องของการพยากรณ์ ในปี พ.ศ. 2547 กนกวรรณ วิไลศรี จึงเสนอ วิธีการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบฟัซซี

ดังนั้นในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงสนใจศึกษาวิธีการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบฟัซซี ที่เสนอโดย กนกวรรณ (2547) เพื่อนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดของประเทศไทย โดยนำวิธีดังกล่าวมาเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์อีก 3 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี และวิธีของบอชซ์ - เจนกินส์

วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบอช - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

2. เพื่อพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาทั้ง 4 วิธีที่นำมาศึกษาในงานวิจัยครั้งนี้

2. เพื่อเป็นแนวทางสำหรับการนำรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม ไปใช้ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดในแต่ละเดือน

3. เพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาครั้งต่อไป สำหรับการนำรูปแบบการพยากรณ์ ไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวที่คล้ายคลึงกับลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด

ขอบเขตการศึกษา

1. ศึกษาวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา 4 วิธี คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบอช - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

2. ศึกษาข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนของความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิ จากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย เก็บรวบรวมจากสถานีไฟฟ้าแรงสูงต่างๆ แบ่งเป็นรายเขต 5 เขต ได้แก่ 1) เขตนครหลวง 2) เขตภาคกลาง 3) เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ 4) เขตภาคใต้ 5) เขตภาคเหนือ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2545 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ.2551 ซึ่งข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นอนุกรมเวลารายเดือน รวม 84 เดือน ประกอบด้วยข้อมูลจำนวน 5 ชุด หน่วยการวัดเป็น เมกะวัตต์

3. อนุกรมเวลาที่นำมาใช้ในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ประกอบด้วยอนุกรมเวลา ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2545 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ.2550 และอนุกรมเวลาอีกส่วนหนึ่งจะนำมาคำนวณหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด โดยการหาผลต่างระหว่างค่าพยากรณ์ล่วงหน้ากับข้อมูลจริง ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2551 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ.2551

4. ช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ช่วง คือ 2, 6 และ 12 เดือน

5. เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 4 วิธี และการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด พิจารณาจากค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation: MAD) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) และเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)

การตรวจเอกสาร

การตรวจเอกสารแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ส่วนที่ 1 กล่าวถึงผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ส่วนที่ 2 กล่าวถึงวิธีการทางสถิติที่ใช้ในการวิจัย และส่วนที่ 3 เสนอการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ธิดารัตน์ (2539) ได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าเพื่อการวางแผนการผลิตระยะสั้น โดยการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ วิธีการปรับให้เรียบ และวิธีการพยากรณ์ของแผนกวางแผนการผลิตไฟฟ้าระยะสั้นของกฟผ. ซึ่งวิธีดังกล่าวใช้หลักการตัดสินใจจากประสบการณ์หาร้อยละของความแตกต่างของผลรวมรายปีที่ผ่านมา มาคิดเป็นรายเดือน ใช้เป็นหลักในการพยากรณ์ระยะสั้น งานวิจัยนี้ศึกษาข้อมูลรายเดือนปี 2533-2538 จากการใช้ไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย จำแนกข้อมูลออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ 1) ข้อมูลปริมาณไฟฟ้าที่ใช้ใน กฟผ. 2) ข้อมูลปริมาณพลังงานไฟฟ้าที่ผลิต 3) ข้อมูลปริมาณพลังงานไฟฟ้าที่จำหน่ายให้การไฟฟ้านครหลวง การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค และการจำหน่ายให้ลูกค้าโดยตรง การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมพิจารณาจากค่า MAPE ผลการศึกษาพบว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาทั้ง 3 ประเภทมีการเคลื่อนไหวแบบแนวโน้มและฤดูกาล ซึ่งผลจากการเปรียบเทียบวิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ มีความเหมาะสมกว่าวิธีการปรับให้เรียบ และวิธีการพยากรณ์ของแผนกวางแผนการผลิตไฟฟ้าระยะสั้นของกฟผ. สำหรับข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าทุกประเภทที่ทำการวิเคราะห์

สุมิตรา (2542) ได้เปรียบเทียบเพื่อหาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม สำหรับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าทั้ง 5 กลุ่ม ได้แก่ 1) บ้านอยู่อาศัยขนาดเล็ก และบ้านอยู่อาศัยขนาดใหญ่ 2) กิจการขนาดเล็ก กิจการขนาดกลาง และกิจการขนาดใหญ่ 3) กิจการเฉพาะอย่าง 4) ส่วนราชการและองค์กรที่ไม่แสวงหากำไร 5) ศูนย์น้ำเพื่อการเกษตร และไฟชั่วคราว และจำแนกข้อมูลดังกล่าวตามภาคต่างๆของประเทศไทย เพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์ 5 วิธี ได้แก่ วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง วิธีการแยกองค์ประกอบ การวิเคราะห์การถดถอย และวิธีการพยากรณ์ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ซึ่งการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมพิจารณาจากค่า MAPE โดยวิเคราะห์อนุกรมเวลารายเดือน

พ.ศ. 2536 - พ.ศ. 2542 สำหรับการวิเคราะห์การถดถอย เป็นข้อมูลรายปี พ.ศ. 2524 - พ.ศ. 2542 ผลการศึกษาพบว่า วิธีของบอกรี - เจนกินส์เหมาะสมกว่าวิธีอื่นๆ สำหรับข้อมูลปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าทุกประเภท ซึ่งผลการพยากรณ์ในอนาคต คาดว่า ปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าในประเภทบ้านอยู่อาศัย กิจกรรมขนาดต่างๆ และกิจกรรมเฉพาะอย่างของทุกภาค ในปี 2543 - 2545 มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นทุกปี ส่วนปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าในประเภทการสูบน้ำเพื่อการเกษตร และไฟชั่วคราวของทุกภาค ในปี 2543-2545 จะมีแนวโน้มลดลงทุกปี สำหรับปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าในส่วนราชการและองค์กรที่ไม่แสวงหากำไร ของทุกภาคยกเว้นภาคเหนือ ในปี 2543 - 2545 จะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นทุกปี

โชคชัย (2545) ได้นำเสนอตัวแบบ Fuzzy Nonlinear Autoregressive Moving Average Model : FNARMA ซึ่งวิธีนี้ใช้ระบบฟัซซีแบบที่มีกระบวนการฟัซซีฟายเออร์และดีฟัซซีฟายเออร์ และคุณสมบัติของฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน เข้ามาประยุกต์กับการพยากรณ์ โดยใช้ระบบฟัซซีดังกล่าว กำหนดตัวแบบของระบบแบบ NARMA และยังเพิ่มเติมส่วนของการป้อนค่าคลาดเคลื่อนเข้ามาในระบบ และใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในการฝึกหัดและพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยใช้การทดสอบ สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ และสถิติทดสอบไค-สแควร์ เพื่อทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ในงานวิจัยนี้ศึกษาข้อมูล 4 ลักษณะ เพื่อทดสอบตัวแบบ FNARMA ได้แก่ 1) ข้อมูลมีลักษณะเป็นแบบ Autoregressive Moving average : ARMA 2) ข้อมูลมีลักษณะเป็นแบบ NARMA 3) ข้อมูลอนุกรมที่วัดจากกรมอุตุนิยมวิทยา บางนา ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – พ.ศ. 2539 ข้อมูลมี 2 ประเภท คือ อนุกรมที่วัดจากไฮดรอมิเตอร์กระเปาะแห้ง และอนุกรมที่วัดจากไฮดรอมิเตอร์กระเปาะเปียก ข้อมูลเป็นรายชั่วโมง 4) ข้อมูลในรูปฟังก์ชัน $\sin(0.2x) + 0.7 \sin(2x)$ โดยผู้ศึกษาได้นำตัวแบบที่เสนอเปรียบเทียบกับตัวแบบ Fuzzy Nonlinear Autoregressive : FNAR ผลการศึกษาพบว่า ข้อมูลที่มีลักษณะ ARMA NARMA และข้อมูลลักษณะฟังก์ชัน $\sin(0.2x) + 0.7 \sin(2x)$ ตัวแบบ FNARMA พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาได้ดีกว่าตัวแบบ FNAR สำหรับข้อมูลอนุกรม อนุกรม ตัวแบบ FNARMA พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาได้ดีกว่าตัวแบบ FNAR การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multilayer Perceptron : MLP

กนกวรรณ (2547) ได้เสนอวิธีการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการถดถอยแบบฟัซซีเมื่อใช้ตัวแปรดัมมี่ (FDUMMY) และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่เสนอกับตัวแบบที่มีการศึกษาก่อนหน้านี้ ได้แก่ การถดถอยแบบฟัซซีโดยวิธีของรุษ ชิน ซอร์(RUEY) ตัวแบบ FSARIMA (Fuzzy Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models) และวิธีการของวินเตอร์ ข้อมูลที่

นำมาศึกษาเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนที่มีฤดูกาล เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบการพยากรณ์ อนุกรมเวลาแบบจุด คือ MSE และ MAPE และเกณฑ์ในการเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบช่วง คือ Coverage Percentage และ Average Length กำหนดค่าระดับความเป็นสมาชิกที่น้อยที่สุด (h) เท่ากับ 0.5 และ 0 ผลการศึกษาพบว่า ถ้าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลชัดเจน ควรพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ FSARIMA และวิธีการของวินเตอร์ ถ้าอนุกรมเวลามีฤดูกาลไม่ชัดเจน ควรพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ FDUMMY ถ้าอนุกรมเวลาที่มีการรบกวนสุ่มน้อยในแต่ละคาบของฤดูกาล หรือกราฟของอนุกรมเวลามีลักษณะใกล้เคียงเส้นโค้งที่มีลักษณะเรียบในแต่ละคาบของฤดูกาล ควรพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ RUEY

การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (2547) ได้ทำการปรับปรุงวิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศทั้งระยะสั้นและระยะยาว เพื่อให้มีความทันสมัย เป็นสากล น่าเชื่อถือ และความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์เป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ใช้การวิเคราะห์ทางเศรษฐศาสตร์ ตัวแปรที่สำคัญที่มีผลต่อความต้องการพลังงานไฟฟ้าคือ อัตราค่าไฟฟ้า ปริมาณเงินตามความหมายแคบ M1 และอุณหภูมิ เทคนิคการพยากรณ์ทางคณะผู้ศึกษาเลือกใช้ตัวแบบเศรษฐมิติ การคิดในเทอม Autoregressive จะถูกกำหนดจากตัวแบบวิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ ส่วนการพยากรณ์ในระยะสั้นจะใช้ตัวแบบของเทอม Error correction : EC ซึ่งแนวคิด EC เป็นการใช้อัตราการเปลี่ยนแปลงของตัวแบบมาปรับปรุงให้ตัวแบบมีอำนาจในการพยากรณ์สูงขึ้น ซึ่งเปรียบเสมือนกับการเรียนรู้จากข้อผิดพลาด วิธีการดังกล่าวใช้ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในภาคเหนือ ภาคกลาง ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ภาคใต้ ความต้องการไฟฟ้าในเขตของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค และความต้องการไฟฟ้าในเขตของการไฟฟ้านครหลวง ผลการศึกษาพบว่า ความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดในระบบของ กฟผ. เพิ่มขึ้นโดยเฉลี่ยปีละ 1,200 เมกกะวัตต์ ในช่วงแผนพัฒนาฉบับที่ 10 และเพิ่มขึ้นโดยเฉลี่ยปีละ 1,700 – 1,900 เมกกะวัตต์ ในช่วงแผนพัฒนาฉบับที่ 11

จันทร์ธา (2548) ได้เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์เดี่ยว 4 วิธี ได้แก่ วิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล วิธีแยกส่วนประกอบ วิธีการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่ และวิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ โดยนำวิธีดังกล่าวมาเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์รวม 1 วิธี ได้แก่ วิธีเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักซึ่งน้ำหนักผกผันกับค่าผลบวกกำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อน จากหลักการที่ว่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จะสูงถ้าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ต่ำ โดยใช้ข้อมูล กฟผ. ของปี พ.ศ. 2536 - พ.ศ. 2545 สำหรับพยากรณ์ปริมาณความต้องการไฟฟ้าและปริมาณการจำหน่าย

ไฟฟ้าแบบระยะสั้นถึงระยะปานกลาง ผลการศึกษาพบว่า ในการพยากรณ์ล่วงหน้าไป 2 และ 6 เดือน วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม ได้แก่ วิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล วิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ และวิธีแยกส่วนประกอบ ส่วนการพยากรณ์ล่วงหน้าไป 12 เดือน วิธีที่เหมาะสมได้แก่ วิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ และวิธีแยกส่วนประกอบ จากการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์เดี่ยว 4 วิธี พบว่า วิธีของบอซซ์ - เจนกินส์เหมาะสมกว่าวิธีอื่นๆ สำหรับวิธีการพยากรณ์ร่วมให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าวิธีเดี่ยวทุกวิธี ในการเลือกขนาดอนุกรมเวลาในการพยากรณ์ พบว่า ขนาดอนุกรมเวลา 10 ปี เหมาะกับข้อมูลปริมาณไฟฟ้าที่ใช้ใน กฟผ. และขนาดอนุกรมเวลา 4 ปีเหมาะกับข้อมูลปริมาณการจำหน่ายให้นครหลวง ส่วนภูมิภาค และลูกค้าโดยตรง วิธีการพยากรณ์ระยะสั้นที่เหมาะสมในการพยากรณ์แบบเดี่ยวได้แก่ วิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ และวิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ส่วนในการพยากรณ์ระยะปานกลางวิธีที่เหมาะสมได้แก่ วิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ และวิธีแยกส่วนประกอบ

อารักษ์ (2549) ได้ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น ใช้ข้อมูลในอดีตรายเดือนจากสถานีไฟฟ้าแรงสูงต่างๆ แยกเป็นรายเขต แบ่งออกเป็น 5 เขต ดังนี้ 1) เขตนครหลวง 2) เขตภาคกลาง 3) เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ 4) เขตภาคใต้ 5) เขตภาคเหนือ เก็บรวบรวมข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม 2543 ถึง กันยายน 2549 จำนวน 81 เดือน งานวิจัยนี้ใช้หลักการทางสถิติพยากรณ์เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งใช้วิธี Auto Regressive Moving Average : ARMA ซึ่งประกอบด้วย 5 ตัวแบบ คือ AR(1), AR(2), MA(1), MA(2), ARMA(1,1) นำตัวแบบทั้ง 5 มาเปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์การถดถอย วิธีอนุกรมเวลา และการวิเคราะห์ของอนุกรมการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งใช้แบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ (Econometric Model) โดยการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมพิจารณาจาก MAPE ผลการศึกษาพบว่า วิธี ARMA เหมาะสมกว่าวิธีอื่นๆ ที่นำมาเปรียบเทียบ นอกจากนี้ ผลการพยากรณ์ยังมีความคลาดเคลื่อนไม่เกินบวกลบ 3 เปอร์เซ็นต์

พิพัฒน์ (2550) ได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์ปริมาณความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงของผู้ใช้ไฟฟ้าทั้ง 7 ชนิด ได้แก่ 1) บ้านพักอาศัย 2) กิจการขนาดเล็ก 3) กิจการขนาดกลาง 4) กิจการขนาดใหญ่ 5) กิจการเฉพาะอย่าง 6) ส่วนราชการและกิจการที่ไม่แสวงหากำไร 7) ไฟถนน ข้อมูลที่ศึกษาตั้งแต่ปี 2543 - 2550 เป็นข้อมูลรายเดือน และรายไตรมาส โดยใช้วิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล และวิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ โดยการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมพิจารณาจาก MAPE ผลการศึกษาพบว่า แต่ละวิธีเหมาะกับข้อมูลที่มีลักษณะที่

แตกต่างกัน ผลของฤดูกาลส่งผลถึงการพยากรณ์ของทั้ง 2 วิธี ซึ่งข้อมูล รายไตรมาสให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด โดยวิธีที่ให้ค่าการพยากรณ์ที่ดีที่สุดคือ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบวินเตอร์ และวิธีของบอซ - เจนกินส์ แสดงว่า ลักษณะของข้อมูลเป็นส่วนที่สำคัญในการพยากรณ์ ดังนั้นการเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลขึ้นอยู่กับเวลาในการพยากรณ์ และลักษณะของข้อมูลด้วย

Zadeh (1965) ได้เสนอทฤษฎีฟัซซีเซต ซึ่งเป็นทฤษฎีเพื่อใช้อธิบายพฤติกรรมของระบบต่างๆที่ปรากฏในชีวิตประจำวันที่ไม่อาจจัดกลุ่มได้อย่างแน่นอน ความไม่ชัดเจน หรือความคลุมเครือให้ชัดเจนขึ้นกว่าการอธิบายด้วยตรรกะทางคณิตศาสตร์ หลักสำคัญของทฤษฎีฟัซซีเซตจะขึ้นกับฟังก์ชันความเป็นสมาชิก เป็นฟังก์ชันที่มีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปร การเลือกฟังก์ชันความเป็นสมาชิก จะต้องเลือกตามความเหมาะสมของความคลุมเครือของข้อมูลที่รับเข้ามา ค่าความเป็นสมาชิกจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 การประยุกต์ใช้ทฤษฎีฟัซซีเซตนำมาใช้อย่างกว้างขวางในหลายๆศาสตร์ เช่น ในการตัดสินใจ การวางแผน เศรษฐศาสตร์ การควบคุมคุณภาพ เป็นต้น

Song and Chissom (1993) ผู้ริเริ่มเสนอวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้หลักการของฟัซซี โดยแบ่งอนุกรมเวลาแบบฟัซซี ออกเป็น 2 ประเภท คือ time - variant และ time - invariant โดยการพยากรณ์การเข้าศึกษาต่อในมหาวิทยาลัยลาบามา ผลการศึกษาพบว่า วิธีที่คิดค้นสามารถพยากรณ์อนุกรมเวลาได้ และยังพยากรณ์อนุกรมเวลาที่อยู่ในรูปของภาษาพูด (Linguistic Trem) ได้ เช่น ดี-เสีย สวย-ไม่สวย เป็นต้น ซึ่งวิธีนี้ให้ค่าพยากรณ์ที่ดีที่สุดเมื่อข้อมูลมีลักษณะเป็นอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม

Chen (1996) ได้พัฒนาวิธีการพยากรณ์ของ Song and Chissom (1993) โดยวิธีที่นำเสนอเป็นการดำเนินการทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ค่าสูงสุด และค่าต่ำสุด เพื่อพยากรณ์การเข้าศึกษาต่อในมหาวิทยาลัยลาบามา ซึ่งเป็นข้อมูลชุดเดียวกัน พบว่าวิธีที่นำเสนอไม่เพียงแต่ให้ค่าการพยากรณ์ที่ดีที่สุดเท่านั้น แต่ยังสามารถให้ค่าพยากรณ์ที่แกร่ง เมื่อข้อมูลในอดีตไม่มีความถูกต้อง และให้ค่าพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพกว่าวิธีการพยากรณ์ของ Song and Chissom (1993)

Hwang (1998) ได้เสนอวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบใหม่ที่ใช้หลักการของฟัซซี ซึ่งเป็นการใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ และความซับซ้อนของเวลา เพื่อพยากรณ์การเข้า

ศึกษาต่อในมหาวิทยาลัยลาบามา ซึ่งวิธีนี้ให้ค่าพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพ และวิธีการคำนวณการพยากรณ์ที่ง่าย นอกจากนี้ยังให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ที่น้อยกว่าวิธีการพยากรณ์ของ Song and Chissom (1993)

Tsaur *et al.* (2002) ได้เสนอตัวแบบการถดถอยแบบพีชชี โดยแยกการวิเคราะห์ออกเป็น 2 ส่วน คือ การวิเคราะห์แนวโน้ม และวิเคราะห์ฤดูกาล ส่วนแรกจะวิเคราะห์แนวโน้มจะสร้างตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายจากค่าเฉลี่ยของแต่ละคาบมาประมาณแนวโน้มด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด เพื่อประมาณพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดสำหรับวิเคราะห์แนวโน้ม ส่วนที่สองวิเคราะห์อิทธิพลของฤดูกาล โดยเลือกข้อมูลอนุกรมเวลามี 1 คาบ เนื่องจากผู้วิจัยมีข้อสมมติว่าอิทธิพลของฤดูกาลแต่ละคาบคล้ายคลึงกัน กำหนดตัวแบบอิสระ 2 ตัวแปร ตัวแปรแรก คือ เวลา (t) ตัวแปรที่ 2 คือข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา $t-1$ โดยการสร้างตัวแบบการถดถอยแบบพีชชี ที่มีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมสมมาตร ซึ่งผู้วิจัยนำตัวแบบที่เสนอมานำเปรียบเทียบกับ 2 วิธี คือ วิธีวิเคราะห์แนวโน้มกำลังสอง และวิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลดับเบิ้ล ผลการศึกษาพบว่า วิธีที่นำเสนอให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่า 2 วิธีที่นำมาเปรียบเทียบ

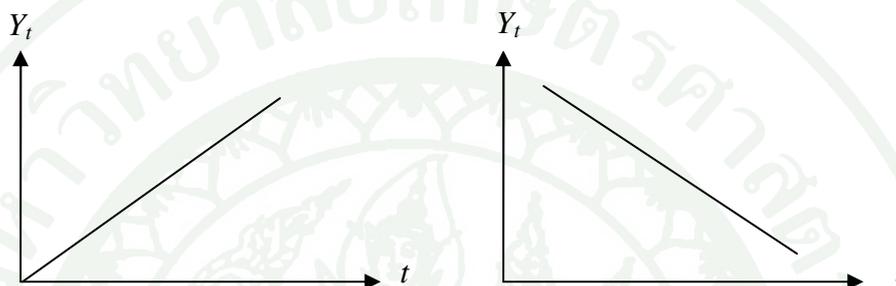
วิธีการทางสถิติที่ใช้ในการวิจัย

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบตัวแปรเดียว (Univariate time series analysis) เป็นการศึกษาหารูปแบบการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่กำหนดด้วยรูปแบบอนุกรมเวลา จากรูปแบบที่ได้จะนำไปใช้ประโยชน์ในการพยากรณ์ค่าในอนาคตจากรูปแบบอนุกรมเวลาที่สร้างขึ้น ภายใต้ข้อสมมติว่ารูปแบบการเคลื่อนไหวในอนาคตไม่แตกต่างจากแบบแผนการเคลื่อนไหวในอดีต

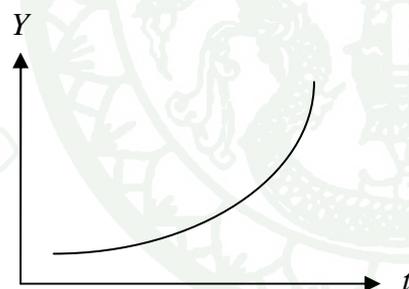
1. การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา

การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาส่วนใหญ่นั้นแบ่งเป็น 4 ส่วน ได้แก่ แนวโน้ม (Trend) อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal effect) อิทธิพลของวัฏจักร (Cyclical effect) และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular effect) การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจะมีส่วนประกอบใดบ้างนั้น ในเบื้องต้นจะพิจารณาจากการพลอตกราฟ โดยแต่ละอนุกรมเวลาอาจมีส่วนประกอบมากกว่าหนึ่งส่วนประกอบได้ ซึ่งรายละเอียดของส่วนประกอบ มีดังนี้

1.1 แนวโน้ม (Trend :T) คือการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาในระยะยาวซึ่งอาจจะเป็นแนวโน้มขึ้นหรือลง (upward or downward trend) การพิจารณาแนวโน้มเริ่มจากการพิจารณารูปลักษณะแนวโน้มมีหลายลักษณะ เช่น แนวโน้มเส้นตรง (linear trend) แนวโน้มกำลังสอง (quadratic trend) แนวโน้มเอ็กซ์โปเนนเชียล (exponential trend) แนวโน้มเอ็กซ์โปเนนเชียลดัดแปลง (modified exponential trend) และแนวโน้มแบบตัว S (S-shaped trend) เป็นต้น



ภาพที่ 1 ข้อมูลมีลักษณะเส้นตรง

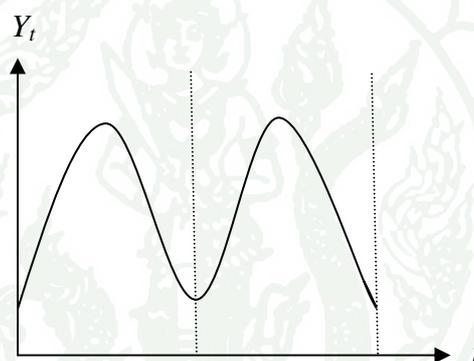


ภาพที่ 2 ข้อมูลมีลักษณะเป็นเอ็กซ์โปเนนเชียล



ภาพที่ 3 ข้อมูลมีลักษณะแบบตัว S

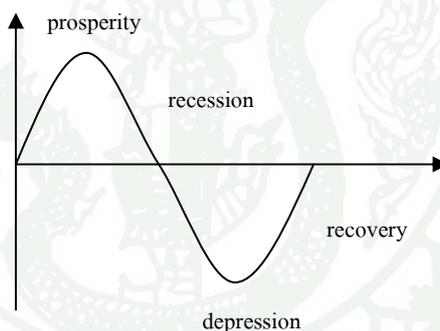
1.2 อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal :S) การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่มีส่วนประกอบของอิทธิพลของฤดูกาลเป็นการเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้นซ้ำๆ ในแต่ละช่วงโดยลักษณะการเคลื่อนไหวในแต่ละช่วงไม่แตกต่างกัน ปัจจัยที่มีต่ออิทธิพลของฤดูกาลมีหลายปัจจัย เช่น สภาพอากาศ อุณหภูมิ สภาพทางสังคม วัฒนธรรม งบประมาณของหน่วยงานของรัฐ เป็นต้น ช่วงของฤดูกาลอาจแตกต่างกัน เช่น ในหนึ่งปีมี 12 เดือน ในหนึ่งปีมี 4 ไตรมาส และหนึ่งปีการศึกษา มี 2 ภาคการศึกษา เป็นต้น ในทางปฏิบัติอนุกรมเวลาที่นำมาศึกษาอิทธิพลของฤดูกาลมักเป็นอนุกรมเวลารายเดือน รายไตรมาส หรือรายงวดที่มีรูปแบบคงที่ (constant pattern) หรือไม่คงที่ การวิเคราะห์อนุกรมเวลาส่วนใหญ่จะสมมติให้ช่วงฤดูกาลมีรูปแบบคงที่



ภาพที่ 4 ข้อมูลที่มีอิทธิพลของฤดูกาล

1.3 อิทธิพลของวัฏจักร (Cyclical :C) การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่เก็บรวบรวมเป็นระยะเวลาต่อเนื่องอาจจะแสดงอิทธิพลของวัฏจักร โดยหนึ่งวัฏจักรจะคลุมระยะเวลาหลายปี ซึ่งมักจะพบอิทธิพลของวัฏจักรในอนุกรมเวลาธุรกิจ การเคลื่อนไหวของวัฏจักรที่พบบ่อยๆ ประกอบด้วย 4 ระยะ คือ ระยะเจริญรุ่งเรือง (prosperity) ระยะที่ถดถอยตกต่ำ (recession) ระยะตกต่ำ (depression) และระยะฟื้นตัว (recovery) การพยากรณ์การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของวัฏจักรทำได้ยากกว่าการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวของฤดูกาล เพราะในแต่ละช่วงวัฏจักรมักมีรูปแบบการเคลื่อนไหวที่แตกต่างกัน และช่วงวัฏจักรคลุมเวลาที่ไม่เท่ากัน สำหรับอนุกรมเวลาที่มีขนาดไม่ใหญ่มากอาจจะปรากฏวัฏจักรรวมอยู่กับแนวโน้มเนื่องจากยังไม่แสดงอิทธิพลของวัฏจักรชัดเจน

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวของอิทธิพลวัฏจักร ทำได้โดยการกำจัดส่วนประกอบอนุกรมเวลานั้นๆ ได้แก่ ส่วนประกอบแนวโน้ม อิทธิพลของฤดูกาล และอิทธิพลของอนุกรมเวลาที่มีความไม่สม่ำเสมอ ออกไปทีละอย่างหรือพร้อมๆกัน การประมาณค่าอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของวัฏจักรทำได้โดยการกำจัดส่วนประกอบอื่นๆออกไป เรียกว่า วิธีแยกตักข้าง ซึ่งวิธีดังกล่าวขึ้นอยู่กับข้อมูลว่าเป็นข้อมูลรายปี รายไตรมาส หรือรายเดือน เช่น ข้อมูลรายปีจะไม่มีส่วนประกอบของฤดูกาล จึงกำจัดเฉพาะส่วนประกอบจากแนวโน้ม และความไม่สม่ำเสมอเท่านั้น แต่หากข้อมูลเป็นรายไตรมาส และรายเดือน จะมีอิทธิพลของฤดูกาล จึงต้องกำจัดอิทธิพลของฤดูกาล แนวโน้ม และความไม่สม่ำเสมอ เพื่อให้เหลือเฉพาะอิทธิพลของวัฏจักรเท่านั้น วิธีการกำจัดส่วนประกอบอื่นๆขึ้นอยู่กับรูปแบบอนุกรมเวลาว่าเป็นรูปแบบการบวก ($Y = T + S + C + I$) หรือรูปแบบการคูณ ($Y = T \times S \times C \times I$) ถ้าอนุกรมเวลาเป็นรูปแบบบวก จะใช้วิธีการหักค่าส่วนประกอบอื่นๆ ในรูปแบบออกจากอนุกรมเวลา แต่ถ้าอนุกรมเวลาเป็นรูปแบบการคูณ จะใช้วิธีการหารค่าของส่วนประกอบอื่นๆ ในรูปแบบออกจากอนุกรมเวลา



ภาพที่ 5 ข้อมูลที่มีอิทธิพลของวัฏจักร

1.4 เหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregularity :I) เป็นเหตุการณ์ที่เกิดจากปัจจัยอื่น ที่นอกเหนือจากแนวโน้ม อิทธิพลของฤดูกาล และอิทธิพลของวัฏจักร หรือเหตุการณ์ที่ไม่ได้เป็นไปตามที่คาดการณ์ไว้ซึ่งมักเป็นเหตุการณ์ที่ไม่ได้เกิดบ่อยมากนัก เช่น น้ำท่วม พายุ สงครามกลางเมือง ภัยแล้งหนักหูดงาน เป็นต้น เหตุการณ์ดังกล่าวอาจส่งผลให้อนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวที่ผิดปกติ ซึ่งส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่เหตุการณ์ที่ผิดปกติ จะเป็นส่วนประกอบที่ไม่สามารถหาค่าวัดลักษณะได้

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่ศึกษาครั้งนี้ ประกอบด้วย 4 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบอช - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี มีรายละเอียดแต่ละวิธี ดังนี้

2. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter (Exponential Smoothing Holt - Winter method)

การพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter เป็นวิธีการสร้างสมการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้ม และฤดูกาล ทั้งรูปแบบแนวโน้มฤดูกาลแบบบวก และรูปแบบแนวโน้มฤดูกาลแบบคูณ ซึ่งวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter ใช้ค่าปรับให้เรียบ 3 ค่า ได้แก่ τ γ และ δ ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยที่ τ เป็นค่าปรับน้ำหนักให้แนวระดับ γ เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับแนวโน้ม (Slope) และ δ เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับฤดูกาล แบ่งเป็น 2 รูปแบบ คือ

2.1 กรณีที่เป็นรูปแบบแนวโน้มฤดูกาลแบบผลบวก ที่มีแนวโน้มเส้นตรง สามารถสร้างสมการพยากรณ์ h ช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา t ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = \hat{T}_{t+h}(t) + \hat{S}_{t+h}(t) \quad , h = 1, 2, \dots$$

ซึ่ง $\hat{T}_{t+h}(t)$ เป็นค่าแนวโน้มที่เวลา $t+h$ เมื่อใช้ค่าสังเกต t ค่า ซึ่งมีค่าเท่ากับ $\hat{T}_t(t) + h\hat{\beta}_1(t)$

โดยที่	$\hat{T}_{t+h}(t)$	เป็นค่าแนวโน้ม ณ เวลา t
	$\hat{\beta}_1(t)$	เป็นค่าความลาดชัน ณ เวลา t
	$\hat{S}_i(t)$	เป็นค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลที่ i ที่มี $\hat{S}_{t+h} = \hat{S}_i(t)$

สามารถหาค่า $\hat{T}_t(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ ได้ทั้งแบบปรับให้เรียบ และแบบปรับด้วยความคลาดเคลื่อน ดังนี้

2.1.1 แบบปรับให้เรียบ

$$\hat{T}_t(t) = \tau[Y_t - \hat{S}_t(t-1)] + (1-\tau)\hat{T}_t(t-1)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \gamma[\hat{T}_t(t) - \hat{T}_t(t-1)] + (1-\gamma)\hat{\beta}_1(t-1)$$

$$\begin{aligned} \hat{S}_t(t) &= \delta(Y_t(t)) + (1-\delta)\hat{S}_t(t-1) \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ อยู่ในฤดูกาลที่ } i \\ &= \hat{S}_t(t-1) \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ ไม่อยู่ในฤดูกาลที่ } i \end{aligned}$$

2.1.2 แบบปรับด้วยความคลาดเคลื่อน

$$\hat{T}_t(t) = \hat{T}_t(t-1) + \tau e_t$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \hat{\beta}_1(t-1) + \tau\gamma e_t$$

$$\begin{aligned} \hat{S}_t(t) &= \hat{S}_t(t-1) + \delta(1-\tau)e_t \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ อยู่ในฤดูกาลที่ } i \\ &= \hat{S}_t(t-1) \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ ไม่อยู่ในฤดูกาลที่ } i \end{aligned}$$

2.2 กรณีรูปแบบแนวโน้มฤดูกาลแบบผลคูณที่มีแนวโน้มเส้นตรง สร้างสมการพยากรณ์ h ช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา t ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = \hat{T}_{t+h}(t) \times \hat{S}_{t+h}(t) \quad , h = 1, 2, \dots$$

สามารถหาค่า $\hat{T}_t(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_t(t)$ ได้ทั้งแบบปรับให้เรียบ และแบบปรับด้วยความคลาดเคลื่อน ดังนี้

2.2.1 แบบปรับให้เรียบ

$$\hat{T}_t(t) = \tau \frac{Y_t}{\hat{S}_t(t-1)} + (1-\tau)\hat{T}_t(t-1)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \gamma[\hat{T}_t(t) - \hat{T}_t(t-1)] + (1-\gamma)\hat{\beta}_1(t-1)$$

$$\begin{aligned} \hat{S}_t(t) &= \frac{\delta}{Y_t(t)} + (1-\delta)\hat{S}_t(t-1) \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ อยู่ในฤดูกาลที่ } i \\ &= \hat{S}_t(t-1) \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ ไม่อยู่ในฤดูกาลที่ } i \end{aligned}$$

2.2.2 แบบปรับด้วยความคลาดเคลื่อน

$$\hat{T}_t(t) = \hat{T}_t(t-1) + \frac{\tau e_t}{\hat{S}_t(t-1)}$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \hat{\beta}_1(t-1) + \frac{\tau\gamma e_t}{\hat{S}_t(t-1)}$$

$$\hat{S}_i(t) = \hat{S}_i(t-1) + \frac{\delta(1-\tau)e_t}{\hat{T}_t} \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ อยู่ในฤดูกาลที่ } i$$

$$= \hat{S}_i(t-1) \quad \text{เมื่อเวลา } t \text{ ไม่อยู่ในฤดูกาลที่ } i$$

ซึ่งการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter ต้องกำหนดค่าเริ่มต้นของ $\hat{T}_t(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ และการกำหนดค่าปรับให้เรียบ τ , γ และ δ ที่เหมาะสม ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 การกำหนดค่าเริ่มต้นดังกล่าว ใช้การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ค่าสังเกตส่วนหนึ่งของอนุกรมเวลา

3. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่ (Regression analysis with dummy variables)

การวิเคราะห์การถดถอยเป็นอีกวิธีหนึ่งที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา เพื่อศึกษาแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล ค่าของตัวแปรตามเป็นค่าสังเกตในอนุกรมเวลาที่สนใจ ลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา ส่วนตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาอาจใช้ตัวแปรเดียวหรือ ตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป ขึ้นอยู่กับลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา ตัวแปรที่กำหนดขึ้นเพื่อระบุว่าค่าสังเกตในอนุกรมเวลาเป็นค่าที่เกิดขึ้นหรือไม่เกิดในแต่ละช่วงเวลา เรียกว่าตัวแปรดัมมี่ (Dummy variable) กรณีที่ตัวแปรดัมมี่เป็นตัวแปรเดือนใน 1 ปี แสดงว่าตัวแปรดัมมี่เป็นค่าที่ระบุว่าค่าสังเกตอยู่ในเดือนใด ซึ่งจำนวนตัวแปรดัมมี่จะเท่ากับจำนวนเดือน ลบด้วย 1 ดังนี้

รูปแบบฤดูกาล $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_{(i-1)t} X_{(i-1)t} + \varepsilon_t$

รูปแบบแนวโน้มฤดูกาล $Y_t = \beta_0 + \beta t + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_{(i-1)t} X_{(i-1)t} + \varepsilon_t$

โดยที่ t	เป็นตัวแปรเวลา
$X_{it} = 1$	เมื่อค่าสังเกต t เป็นค่าในเดือนที่ i
$X_{it} = 0$	เมื่อค่าสังเกต t ไม่เป็นค่าในเดือนที่ i

สำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเหมือนกับรูปแบบทางสถิติโดยทั่วไป คือ มีสมมติฐานเบื้องต้นสำหรับความคลาดเคลื่อน ข้อสมมติฐานเบื้องต้นนี้ คือ $\varepsilon_t \sim NID(0, \sigma^2)$ ซึ่งข้อมูลที่น่ามาศึกษามักไม่เป็นไปตามข้อสมมติฐานเบื้องต้น นั่นคือความคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์ต่อเนื่องแบบบวก หรือแบบลบ ทำให้สมการพยากรณ์ที่ได้จากอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นไปตามข้อสมมติฐานเบื้องต้นจะให้ค่าพยากรณ์ที่ไม่ถูกต้อง ดังนั้นเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องจึงควรมีการพิจารณาลักษณะของความคลาดเคลื่อนว่ามีสหสัมพันธ์กันอย่างไร แล้วจึงสร้างรูปแบบที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา เพื่อนำไปสู่การหาค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูง โดยการทดสอบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในช่วงเวลาห่าง k สำหรับ $k = 1, 2, \dots, l$ เป็นอิสระต่อกันหรือไม่ ซึ่งวิธีการทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าความคลาดเคลื่อนมีหลายการทดสอบ ซึ่งการทดสอบที่นิยมใช้กันมากได้แก่ การทดสอบของ Durbin Watson หรือ การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโตของ Box and Ljung เป็นต้น ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้การทดสอบของ Box and Ljung ที่พิจารณาค่าความคลาดเคลื่อน จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

สมมติฐานในการทดสอบ

$$H_0: \rho_1(e_t) = \dots = \rho_l(e_t) = 0 \quad , k = 1, 2, \dots, l$$

$$H_1: \rho_1(e_t) = \dots = \rho_l(e_t) \neq 0$$

สถิติทดสอบ

$$\text{Box-Ljung } Q_l = n(n+2) \sum_{k=1}^l [r_k^2(e_t)] / (n-k)$$

โดยที่ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา e_t

l เป็นช่วงเวลาที่ห่างกันมากที่สุดของ e_t ที่นำมาพิจารณา

การสรุปผลการทดสอบจะปฏิเสธ H_0 ก็ต่อเมื่อ $Q_l \geq \chi_{\alpha, l-a}^2$ โดยที่ a เป็นจำนวนพารามิเตอร์ทั้งหมดในรูปแบบซึ่งรวมทั้ง θ_0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์แบบออโตระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน k ค่า หรือสรุปได้ว่ารูปแบบที่กำหนดกับอนุกรมเวลาไม่เหมาะสม

ตารางที่ 1 รูปแบบที่มีฤดูกาล และรูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาลทั้งแบบผลบวก และแบบผลคูณ

รูปแบบ	แบบผลบวก	แบบผลคูณ
ฤดูกาล	$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \dots + \beta_1 X_{(i-1)t} + \varepsilon_t$	$Y_t = \beta_0 \beta_1^{X_{1t}} \beta_2^{X_{2t}} \dots \beta_{i-1}^{X_{(i-1)t}} \varepsilon_t$
แนวโน้มและฤดูกาล	$Y_t = \beta_0 + \beta t + \beta_1 X_{1t} + \dots + \beta_1 X_{(i-1)t} + \varepsilon_t$	$Y_t = \beta_0 \beta^t \beta_1^{X_{1t}} \beta_2^{X_{2t}} \dots \beta_{i-1}^{X_{(i-1)t}} \varepsilon_t$

3.1 รูปแบบฤดูกาลแบบผลบวก

ค่า β_i เป็นค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลที่ i เช่น อนุกรมเวลารายเดือน ($i = 1, 2, \dots, 12$) เป็นการอธิบายว่าอิทธิพลของเดือนที่ i ทำให้ค่าสังเกตในเดือนที่ i มีค่าแตกต่างจากค่าสังเกตในเดือนที่ 12 ที่มีค่าเป็น 0 เท่ากับ $|\beta_i|$ หน่วย ซึ่งสมการฤดูกาลสร้างด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด จะได้สมการฤดูกาล ดังนี้

$$Y_t = b_0 + b_1 X_{1t} + \dots + b_{12} X_{12t}$$

การนำเสนอค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาล b_i อาจทำได้อีกวิธีหนึ่ง คือ อธิบายค่าวัดอิทธิพลที่ i เทียบกับค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลปกติ ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาล จะได้รูปแบบสมการพยากรณ์อนุกรมเวลาใหม่เป็น $Y_t = b_0^* + b_1^* X_{1t} + \dots + b_{12}^* X_{12t}$ ที่มี $b_i^* = b_i + \bar{b}$, $b_0^* = b_0 - \bar{b}$, $\bar{b} = \frac{b_1 + b_2 + \dots + 0}{12}$ โดยที่ $\sum b_i^* = 0$ หรือ $\bar{b}^* = 0$ การอธิบายค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาล b_i^* จะอธิบายเทียบกับค่าเฉลี่ย \bar{b}^* ที่มีค่าเป็น 0 จะเรียกค่าดังกล่าวว่า ค่าปกติ และอธิบายได้ว่า อิทธิพลของฤดูกาลที่ทำให้ค่าสังเกตในฤดูกาลที่ i มีค่าแตกต่างจากค่าปกติ เท่ากับ $|b_i^*|$ หน่วย

3.2 รูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาลแบบผลบวก มีสมการดังนี้

$$\hat{Y}_t = b_0 + bt + b_1 X_{1t} + b_2 X_{2t} + \dots + b_{i-1} X_{(i-1)t}$$

การอธิบายค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาล b_i ($i = 1, 2, \dots, 12$) อธิบายเทียบกับ b_i ซึ่งเท่ากับ 0 หรืออาจอธิบายค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลที่ i เทียบกับค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลปกติ สมการ

แนวโน้มฤดูกาลใหม่เป็น $Y_t = b_0^* + bt + b_1^* X_{1t} + \dots + b_{12}^* X_{12t}$ การอธิบายค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาล \bar{b}^* ($i = 1, 2, \dots, 12$) จะอธิบายเทียบกับค่าเฉลี่ย \bar{b}^* ซึ่งเป็นค่าปกติที่มีค่าเท่ากับ 0

3.3 รูปแบบฤดูกาลแบบผลคูณ

จากรูปแบบ $Y_t = \beta_0 \beta_1^{X_{1t}} \beta_2^{X_{2t}} \dots \beta_{i-1}^{X_{(i-1)t}} \varepsilon_t$ จะต้องแปลงเป็นรูปแบบใหม่ โดยการหาลอการิทึม และสร้างสมการแนวโน้มได้ $\hat{Y}_t = b_0 b_1^{X_{1t}} b_2^{X_{2t}} \dots b_{i-1}^{X_{(i-1)t}}$ กรณีที่ศึกษาอนุกรมเวลายรายเดือน ($i = 1, 2, \dots, 12$) การอธิบายดัชนีฤดูกาลที่ i หรือ b_i ($i = 1, 2, \dots, 12$) อธิบายเทียบกับดัชนีฤดูกาลที่ 12 หรือ b_{12} เท่ากับ 1 นั่นคือ อิทธิพลของฤดูกาลที่ i ทำให้ค่าสังเกตสูงกว่าหรือต่ำกว่าค่าในฤดูกาลที่ 12 ก็เปอร์เซ็นต์ หรืออีกวิธีหนึ่งทำการเทียบค่าดัชนีฤดูกาลที่ i กับดัชนีฤดูกาลที่ปกติที่เป็นค่าเฉลี่ยของดัชนีฤดูกาลทั้งหมด โดยที่ $b_i^* = \frac{b_i}{b_{12}}, b_0^* = \frac{b_0}{b_{12}}$ โดยที่ $\sum_{i=1}^{12} b_i^* = 12$ หรือ $\bar{b}^* = 1$ จากสมการเดิมสามารถสร้างสมการใหม่ได้เป็น $\hat{Y}_t = b_0^* b_1^{*X_{1t}} b_2^{*X_{2t}} \dots b_{i-1}^{*X_{(i-1)t}}$

3.4 รูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาลแบบผลคูณ

จากรูปแบบเดิม คือ $Y_t = \beta_0 \beta^t \beta_1^{X_{1t}} \beta_2^{X_{2t}} \dots \beta_{i-1}^{X_{(i-1)t}} \varepsilon_t$ จะต้องแปลงเป็นรูปแบบใหม่ได้ด้วยการหาลอการิทึม และสร้างสมการแนวโน้มฤดูกาลได้ $\hat{Y}_t = b_0 b^t b_1^{X_{1t}} b_2^{X_{2t}} \dots b_{i-1}^{X_{(i-1)t}}$ ซึ่งการอธิบายค่าวัดดัชนีที่ i ทำเช่นเดียวกับรูปแบบฤดูกาลแบบคูณ จากสมการแนวโน้มฤดูกาลเดิมสามารถสร้างสมการใหม่ได้เป็น $\hat{Y}_t = b_0^* b^{*t} b_1^{*X_{1t}} b_2^{*X_{2t}} \dots b_{i-1}^{*X_{(i-1)t}}$

4. วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ (Box - Jenkins method)

การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ ถูกนำเสนอโดยนักสถิติสองท่านคือ George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins ในปี ค.ศ.1970 และปรับปรุงในปี ค.ศ.1994 ซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมอย่างมาก เนื่องจากวิธีการพยากรณ์นี้สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวทุกประเภท และให้ผลการพยากรณ์ที่ค่อนข้างแม่นยำกว่าวิธีการพยากรณ์อื่นๆ สำหรับการพยากรณ์ระยะสั้น (ทรงศิริ, 2549)

ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลาประกอบด้วยค่าสังเกตที่เกิดขึ้นแบบต่อเนื่องตามเวลา ทำให้ค่าสังเกตแต่ละค่ามีความสัมพันธ์กัน ดังนั้นการพยากรณ์อนุกรมเวลาจึงวัดสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตที่ช่วงเวลาห่าง k ช่วงเวลา หรือเป็นการวัดความสัมพันธ์ระหว่าง Y_t และ Y_{t-k} ซึ่งอธิบายได้ว่า Y_t และ Y_{t-k} มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันหรือในทิศทางตรงข้ามกัน และอธิบายขนาดของสหสัมพันธ์ การวัดค่าดังกล่าวเรียกว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตที่ช่วงเวลาห่าง k แทนด้วย r_k ซึ่งเป็นค่าประมาณของ ρ_k การคำนวณค่า r_k และ ρ_k สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\rho_k = \frac{COV(Y_t, Y_{t-k})}{V(Y_t)}, \quad r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}, \quad k = 1, 2, \dots$$

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตมีค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1 เมื่อค่า $|r_k|$ มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีความสัมพันธ์กันสูง แต่เมื่อค่า $|r_k|$ มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีความสัมพันธ์กันต่ำ ถ้า r_k มีค่าน้อยกว่า 0 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกัน และถ้า r_k มีค่ามากกว่า 0 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนแบบออโตที่ช่วงเวลาห่าง k ช่วงเวลา หรือเป็นค่าวัดความสัมพันธ์ระหว่าง Y_t และ Y_{t-k} เมื่อกำหนด Y_t ที่ช่วงเวลาห่างช่วงอื่นๆ ที่สั้นกว่าหรือ $Y_{t-k+1}, Y_{t-k+2}, \dots, Y_{t-1}$ คงที่ และ r_{kk} ให้เป็นค่าประมาณของ ρ_{kk} คำนวณค่า r_{kk} ได้ดังนี้

กรณีที่ทราบค่า r_k คำนวณค่า r_{kk} ได้ดังนี้

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1, & k = 1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j}, & k = 2, 3, \dots \end{cases}$$

สมการ Yule-Walker เป็นสมการที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนแบบออโต สมการ Yule-Walker ประกอบด้วย

k สมการโดยสร้างจากรูปแบบ AR(k) อธิบายได้ว่า Y_t ขึ้นอยู่กับ $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k}$ นั่นคือ $Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_k Y_{t-k} + \varepsilon_t$ และคุณด้านซ้ายและด้านขวาของรูปแบบด้วย $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k}$ ครั้งละหนึ่งตัวแปรแล้วหาค่าคาดหวัง ดังนั้นสมการที่ประกอบด้วย k สมการย่อย และ k ตัวแปรที่ไม่ทราบค่า ได้แก่ $\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \dots, \hat{\phi}_k$ โดยที่ $r_{kk} = \hat{\phi}_k$

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบ $Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_k Y_{t-k} + \varepsilon_t$ นั่นคือ $k=1$ จากรูปแบบ $Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$ ประมาณ ϕ_1 ได้ว่า $r_{11} = \hat{\phi}_1$ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนแบบออโตเป็นค่าประมาณของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนแบบออโตในประชากร ρ_{kk} ที่ค่าความแปรปรวนของ r_{kk} เท่ากับ $1/n$ สำหรับ $k=1, 2, \dots$ นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของ r_{kk} เท่ากับ $1/n$ ซึ่งการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ เป็นวิธีที่พิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโต (Autocorrelation function: ACF) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนแบบออโต (Partial autocorrelation function: PACF) เพื่อเป็นแนวทางในการกำหนดรูปแบบ ARMA ซึ่งการวิเคราะห์ด้วยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ แบ่งออกได้เป็น 2 ลักษณะ ดังนี้

4.1 อนุกรมเวลาที่เป็นสแตชันนารี (Stationary series)

เป็นอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ ที่มีค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวนของ Y_t คงที่ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตในช่วงเวลาห่างขึ้นกับค่า k อย่างเดียว นั่นคือไม่ขึ้นกับเวลา t อนุกรมเวลาที่เป็นสแตชันนารี เป็นอนุกรมเวลาที่มีลักษณะการเกิดที่คงที่ การพิจารณาว่าอนุกรมเวลาเป็นสแตชันนารีหรือไม่ สามารถพิจารณาได้จาก

4.1.1 การตรวจสอบค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของอนุกรมเวลาว่าคงที่หรือไม่ โดยการแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็นส่วนๆ ถ้าค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานแต่ละส่วนไม่แตกต่างกัน แสดงว่าค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวนของอนุกรมเวลาคงที่

4.1.2 การพลอตกราฟอนุกรมเวลาแล้วพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา ซึ่งหากอนุกรมเวลามีลักษณะการเคลื่อนไหวที่มีแนวโน้ม หรือมีฤดูกาล แสดงว่าอนุกรมเวลาดังกล่าว เป็นอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นสแตชันนารี

4.1.3 การทดสอบสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ (ACF) ที่ช่วง k ต่างๆ เพื่อพิจารณาลักษณะของอนุกรมเวลา ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ลักษณะค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติที่สัมพันธ์กับอนุกรมเวลาลักษณะต่างๆ

ลักษณะของอนุกรมเวลา	ลักษณะของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ
1. ไม่มีแนวโน้ม	r_k มีค่าเท่ากับ 0 สำหรับทุกค่าของ k
2. ไม่มีแนวโน้มและความแปรปรวนไม่อิสระ	r_k มีค่ามากเมื่อ k มีค่าน้อยและเท่ากับ 0 เมื่อ k มีค่ามาก
3. มีแนวโน้ม	r_k มีค่ามากและเป็นบวก เมื่อ k มีค่าน้อยและค่อยๆ ลดลง เมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้น
4. มีฤดูกาล	r_k มีค่ามากสำหรับ k ที่มีค่าเป็นผลคูณของ $L/2$ เมื่อ L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปี นั่นคือสำหรับอนุกรมเวลารายเดือน r_k มีค่ามากเมื่อ $k = 6, 12, 18, \dots$ และสำหรับอนุกรมเวลารายไตรมาส r_k มีค่ามากเมื่อ $k = 2, 4, 6, \dots$
5. มีแนวโน้มฤดูกาล	r_k มีค่าทำนองเดียวกับกรณีมีแนวโน้ม และกรณีมีฤดูกาลรวมกัน

การทดสอบเพื่อใช้ในการพิจารณาว่า r_k ซึ่งเป็นค่าประมาณของ ρ_k เท่ากับ 0 หรือไม่

สมมติฐานในการทดสอบ

$$H_0: \rho_k = 0$$

$$H_1: \rho_k \neq 0$$

สถิติทดสอบ

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}$$

การกำหนดช่วงวิกฤต

$$|r_k| = \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}, \text{ เมื่อกำหนดระดับนัยสำคัญที่ } \alpha \text{ และ } n \text{ คือ จำนวนข้อมูล}$$

4.2 อนุกรมเวลาที่ไม่เป็นสเตชันนารี (Nonstationary series)

เป็นอนุกรมเวลาที่ไม่มีความสัมพันธ์เป็นสเตชันนารี นั่นคือ อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ย หรือค่าความแปรปรวนไม่คงที่ อย่างไม่อย่างหนึ่งหรือทั้งสองอย่าง และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติในช่วงเวลาห่าง ไม่ขึ้นกับเฉพาะค่า k แต่ยังขึ้นอยู่กับการเวลา t ด้วย เมื่อตรวจสอบอนุกรมเวลาแล้วพบว่าอนุกรมเวลามีคุณสมบัติไม่เป็นสเตชันนารี จะต้องแปลงอนุกรมเวลาเดิมให้เป็นอนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารีก่อน ทำได้โดยการกำจัดแนวโน้ม หรืออิทธิพลของฤดูกาล หรือการแปลงอนุกรมเวลาให้มีค่าความแปรปรวนคงที่ หรือการแปลงค่าสังเกตของอนุกรมเวลาด้วยฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ (Borwerman *et al.*, 2005) ซึ่งการกำจัดหรือการแปลงอนุกรมเวลาเดิมที่ไม่เป็นสเตชันนารีให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่มีความสัมพันธ์เป็นสเตชันนารีขึ้นอยู่กับลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมที่นำมาศึกษา การแปลงอนุกรมเวลาให้เป็นสเตชันนารีมีดังนี้

4.2.1 หาอนุกรมเวลาผลต่าง

กรณีอนุกรมเวลาเดิม $\{y_t\}$ มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากอนุกรมเวลามีแนวโน้ม จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม เป็นอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ที่ไม่มีอิทธิพลของแนวโน้ม จำนวนผลต่าง ดังนี้

$$Z_t = \nabla^d Y_t$$

โดยที่ ∇ เป็นผลต่าง
 d เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่าง

ตัวอย่างเช่น

$$\text{เมื่อ } d=1 \text{ จำนวนดังนี้ } Z_t = \nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

$$\text{เมื่อ } d=2 \text{ จำนวนดังนี้ } Z_t = \nabla^2 Y_t = \nabla(Y_t - Y_{t-2}) = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

ซึ่งจำนวนครั้งในการหาผลต่าง(d) จะกระทำจนกระทั่งอนุกรมเวลาใหม่มีความสัมพันธ์เป็นสเตชันนารี

4.2.2 หาผลต่างอนุกรมเวลาฤดูกาล

กรณีที่อนุกรมเวลาเดิม $\{y_t\}$ มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาล จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{y_t\}$ เป็นอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ที่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล คำนวณหาผลต่างฤดูกาลดังนี้

$$Z_t = \nabla_L^D Y_t$$

โดยที่ D เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่างฤดูกาล
L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปี

4.2.3 หาอนุกรมเวลาผลต่างและผลต่างฤดูกาล

กรณีที่อนุกรมเวลาเดิม $\{y_t\}$ มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากอนุกรมเวลามีแนวโน้มและฤดูกาล จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{y_t\}$ เป็นอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ที่ไม่มีอิทธิพลของแนวโน้มและฤดูกาลด้วยการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล คำนวณหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลดังนี้

$$Z_t = \nabla^d \nabla_L^D Y_t$$

ตัวอย่างเช่น อนุกรมเวลารายเดือนที่มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากอนุกรมเวลามีแนวโน้มและฤดูกาล เมื่อ $d = 1$ และ $D = 1$ คำนวณดังนี้ $Z_t = \nabla \nabla_{12} Y_t = \nabla(Y_t - Y_{t-12}) = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$

สำหรับอนุกรมเวลารายไตรมาสที่มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากอิทธิพลของแนวโน้มและฤดูกาล เมื่อ $d = 1$ และ $D = 1$ คำนวณดังนี้

$$Z_t = \nabla \nabla_4 Y_t = \nabla(Y_t - Y_{t-4}) = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-4} + Y_{t-5}$$

ซึ่งจำนวนครั้งในการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลที่กำหนดด้วย d และ D ขึ้นอยู่กับว่าอนุกรมเวลาใหม่มีคุณสมบัติเป็นเดชันนารีหรือไม่

4.2.4 หาค่าลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลา

เมื่อความผันแปรของอนุกรมเวลาไม่คงที่ คือค่าความแปรปรวนของ Y_t หรือ $V(Y_t)$ ณ เวลา t ไม่คงที่จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{y_t\}$ ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ที่มีค่าความแปรปรวนคงที่ การแปลงอนุกรมเวลาด้วยค่าลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลา ตัวอย่างเช่น $Z_t = \ln(Y_t)$ หรือ $Z_t = \sqrt{Y_t}$ เป็นต้น เมื่อทำการแปลงอนุกรมเวลาเดิม เป็นอนุกรมเวลาใหม่ ซึ่งตรวจสอบว่าอนุกรมเวลาใหม่มีคุณสมบัติเป็นสเตชันนารีหรือไม่ เบื้องต้นได้จากการพลอตอนุกรมเวลา หรือพิจารณาจากคอเรลโรแกรมของ (r_k) ดังตารางที่ 2 หรือพิจารณาจากการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติที่ช่วงเวลาห่าง $k(\rho_k)$

4.3 ขั้นตอนของวิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนดังนี้

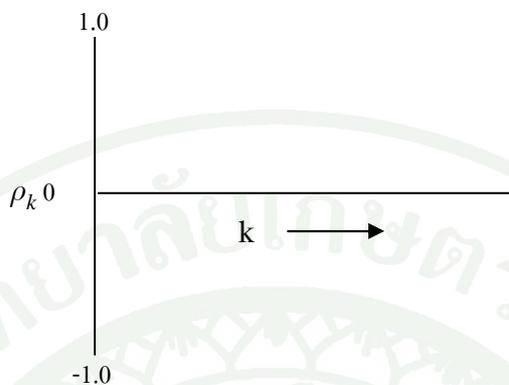
4.3.1 การกำหนดรูปแบบ (Identification)

เป็นการกำหนดรูปแบบ ARMA(p,q) ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยการเปรียบเทียบค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลาที่ศึกษากับค่า ρ_k และ ρ_{kk} ของรูปแบบ ARMA(p,q) ที่มีค่า p และ q ต่างกัน เนื่องจากต้องพิจารณาค่า $r_k, r_{kk}, \rho_k, \rho_{kk}$ พร้อมกันสำหรับค่าของ k ดังนั้นแทนการเปรียบเทียบค่าจึงพิจารณาเปรียบเทียบแผนภาพที่เรียกว่า คอเรลโรแกรม(correlogram) ของ $r_k, r_{kk}, \rho_k, \rho_{kk}$ ที่ได้จากการพลอต $r_k, r_{kk}, \rho_k, \rho_{kk}$ กับค่า k แทน ในทางปฏิบัติกำหนดรูปแบบ ARMA(p,q) ที่เหมาะสมได้จากการเปรียบเทียบคอเรลโรแกรมของ r_k กับคอเรลโรแกรมของ ρ_k และเปรียบเทียบคอเรลโรแกรมของ r_{kk} กับคอเรลโรแกรมของ ρ_{kk} ซึ่งแต่ละรูปแบบ ARMA(p,q) มีคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} แตกต่างกัน หากคอเรลโรแกรมของ r_k และ r_{kk} ตรงหรือใกล้เคียงกับคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} จะกำหนดรูปแบบ ARMA(p,q) ที่สัมพันธ์กันให้อนุกรมเวลา อย่างไรก็ตามค่า r_k และ r_{kk} เป็นค่าประมาณของค่า ρ_k และ ρ_{kk} ซึ่งอาจมีค่าน้อยมากจนสรุปได้ว่ามาจากค่า ρ_k และ ρ_{kk} ที่มีค่าเท่ากับ 0 หรือ r_k และ r_{kk} มีค่ามากจนสรุปได้ว่ามาจากค่า ρ_k และ ρ_{kk} ที่มีค่าต่างจาก 0 หลักการคำนวณ r_k และ r_{kk} ดังที่แสดงข้างต้น

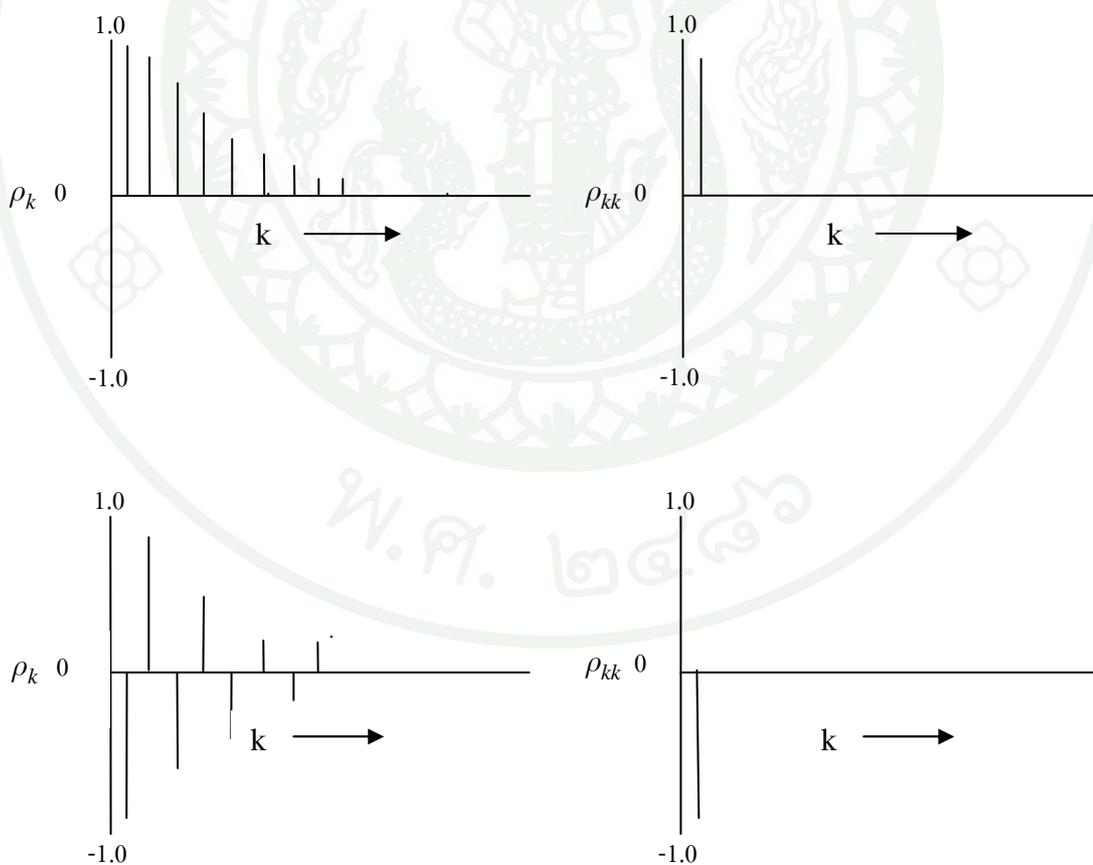
ตารางที่ 3 ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ ARMA(p,q)

รูปแบบ	ρ_k	ρ_{kk}
ARMA(0,0)	$\rho_k = 0, k = 1, 2, 3, \dots$	$\rho_{kk} = 0, k = 1, 2, 3, \dots$
MA(1)	$\rho_k \neq 0, k = 1$ $\rho_k = 0, k \geq 2$	ρ_{kk} มีค่าเข้าใกล้ 0 เมื่อ k มีค่ามากขึ้น
MA(2)	$\rho_k \neq 0, k = 1$ $\rho_k = 0, k \geq 3$	ρ_{kk} มีค่าเข้าใกล้ 0 เมื่อ k มีค่ามากขึ้น
AR(1)	ρ_k มีค่าเข้าใกล้ 0 เมื่อ k มีค่ามากขึ้น	$\rho_{kk} \neq 0, k = 1$ $\rho_{kk} = 0, k \geq 2$
AR(2)	ρ_k มีค่าเข้าใกล้ 0 เมื่อ k มีค่ามากขึ้น	$\rho_{kk} \neq 0, k = 1$ $\rho_{kk} = 0, k \geq 3$
ARMA(1,1)	ρ_k มีค่าเข้าใกล้ 0 เมื่อ k มีค่ามากขึ้น	ρ_{kk} มีค่าเข้าใกล้ 0 เมื่อ k มีค่ามากขึ้น

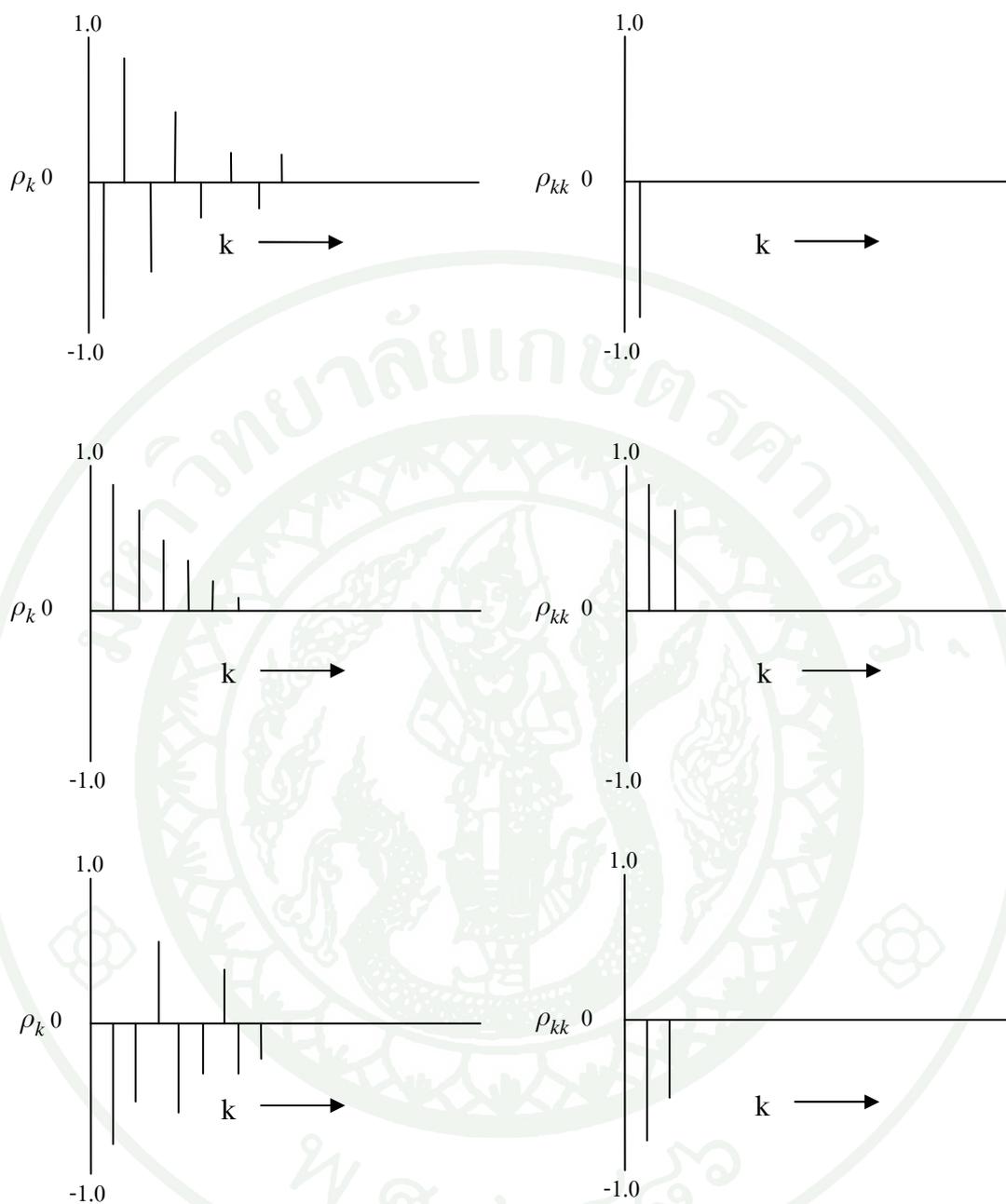
ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} ที่แสดงด้วยคอเรโลแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ดังแสดงในภาพที่ 6 ถึง 11



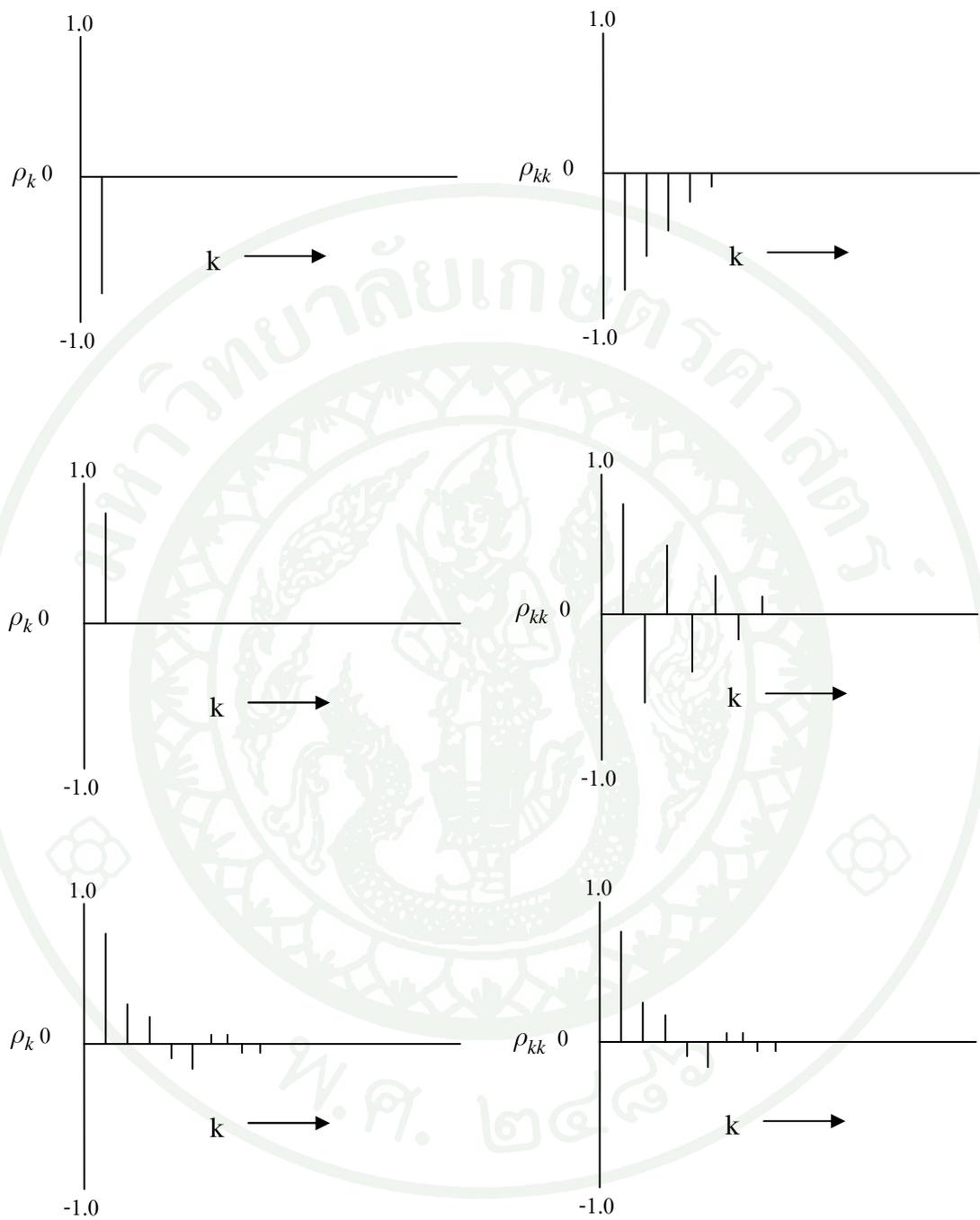
ภาพที่ 6 ลักษณะคอเรโลแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ ARMA(0,0)



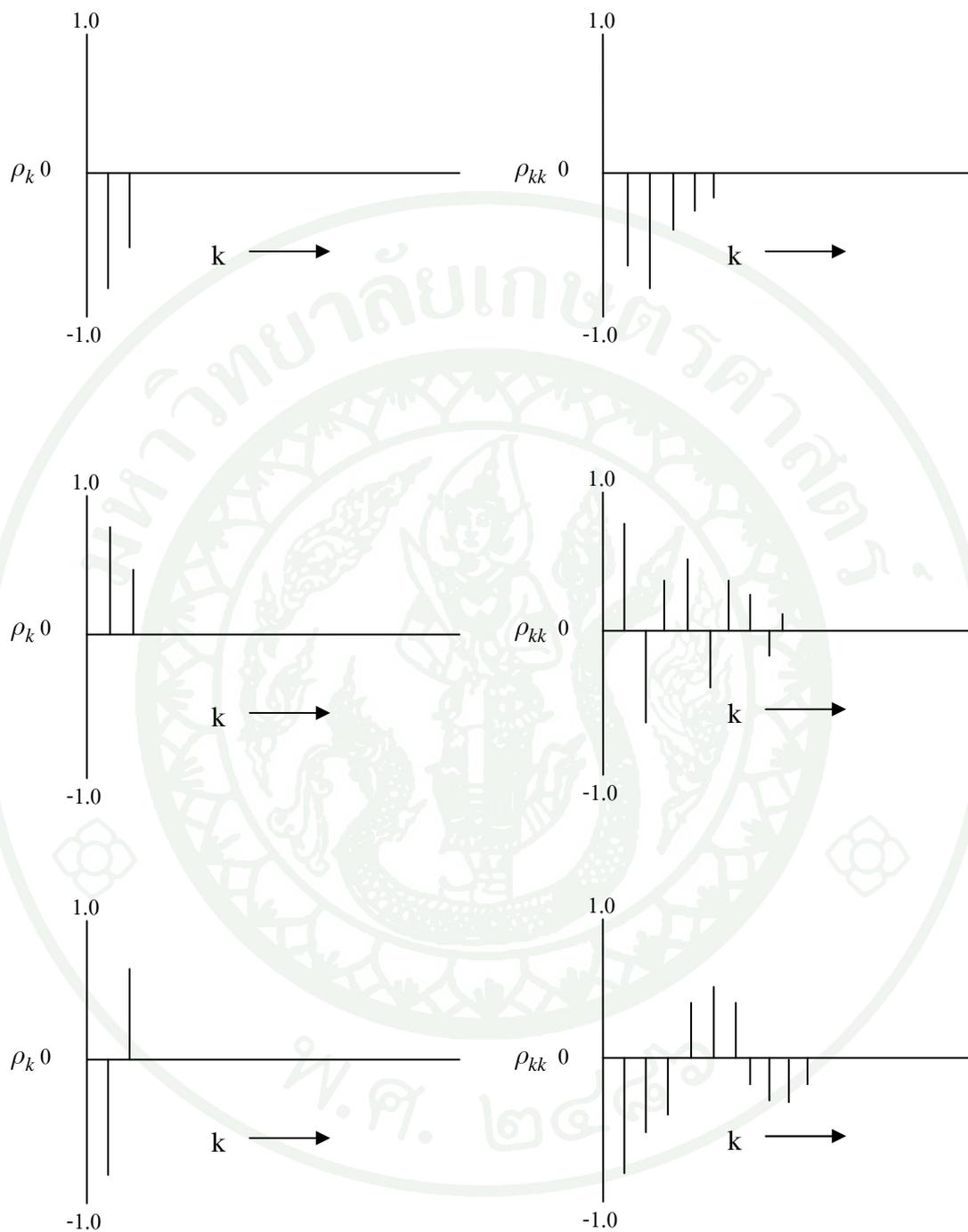
ภาพที่ 7 ลักษณะคอเรโลแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ AR(1)



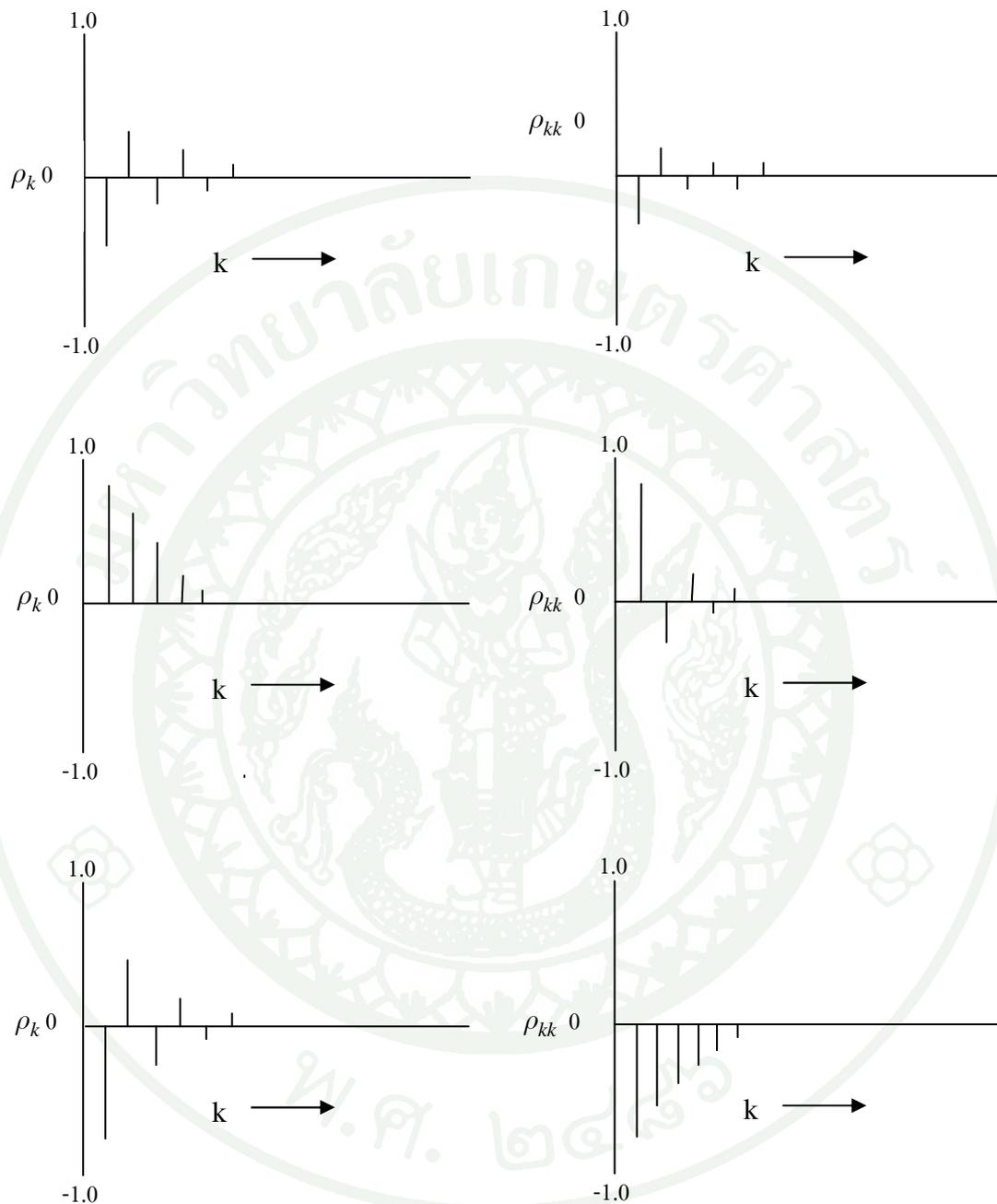
ภาพที่ 8 ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ AR(2)



ภาพที่ 9 ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ MA(1)



ภาพที่ 10 ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ MA(2)



ภาพที่ 11 ลักษณะคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ ARMA(1,1)

จากรูปแบบ ARMA(p,q) ที่มีค่า p เป็นอันดับของ AR และ q เป็นอันดับของ MA มีจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่รวมค่าคงที่เท่ากับ p+q รูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมควรเป็นรูปแบบที่มีจำนวนพารามิเตอร์น้อยที่สุดและสามารถอธิบายการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาได้ดี รูปแบบ ARMA(p,q) ทุกรูปแบบประกอบด้วยค่าคงที่ θ_0 เป็นฟังก์ชันค่าคาดหวังของ Y_t ที่แทนด้วย μ และค่าความคลาดเคลื่อน ε_t รูปแบบ AR(p) เป็นรูปแบบที่กำหนดว่าค่าสังเกต Y_t ขึ้นอยู่กับค่าสังเกตก่อนหน้า p ค่าหรือ Y_t ขึ้นอยู่กับ Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p} พารามิเตอร์ในรูปแบบ AR(p) ประกอบด้วย ϕ_1, \dots, ϕ_p สำหรับรูปแบบ MA(q) เป็นรูปแบบที่กำหนดว่าค่าสังเกต Y_t ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนก่อนหน้า q ค่า หรือ Y_t ขึ้นอยู่กับ $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ พารามิเตอร์ในรูปแบบ MA(q) ประกอบด้วย $\theta_1, \dots, \theta_q$ กรณีที่มีรูปแบบ ARMA(p,q) ที่ประกอบด้วยค่าคงที่ และค่าความคลาดเคลื่อน นั่นคือ $Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t$ แสดงว่ามีรูปแบบ ARMA(0,0) หรือรูปแบบ white noise สำหรับกรณีที่ $Z_t = Y_t - Y_{t-1}$ ก็มีรูปแบบ ARMA(0,0) นั่นคือ $Z_t = \theta_0 + \varepsilon_t$ หรือ $Y_t = \theta_0 + Y_{t-1} + \varepsilon_t$ ซึ่งเรียกรูปแบบดังกล่าวว่า รูปแบบ random walk ซึ่งรูปแบบของวิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ มีดังนี้

ก. Autoregressive model of order p: AR(p) มีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

โดยที่	Y_t	เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t
	θ_0	เป็นค่าคงที่
	ϕ_i	เป็นค่าพารามิเตอร์ของ AR อันดับ i
	ε_t	เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
	p	เป็นอันดับที่ของออโตรีเกรสซีฟ

เขียนรูปแบบ AR(p) ใหม่โดยคงเฉพาะเทอม θ_0 และ ε_t ไว้ทางขวามือ

$$Y_t - \phi_1 Y_{t-1} - \dots - \phi_p Y_{t-p} = \theta_0 + \varepsilon_t$$

เขียนได้ในเทอมย้อนกลับเป็น

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t$$

สมการ $1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p = 0$ เป็นสมการโพลิโนเมียลอันดับที่ p ของ B ซึ่งเรียกว่า ตัวย้อนกลับ (backward shift หรือ backshift) คำตอบของสมการเป็นค่าของ B ที่ได้จากการแก้สมการมีจำนวน p ค่า ในทางปฏิบัติจะเลือกใช้ค่าของ B เพียงค่าเดียวเฉพาะที่อยู่นอก unit circle นั่นคือ เฉพาะที่ $|B| > 1$

ข. Moving average model of order q : MA(q) มีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

โดยที่	Y_t	เป็นค่าสังเกตของอนุเวลา ณ เวลา t
	θ_0	เป็นค่าคงที่
	θ_i	เป็นค่าพารามิเตอร์ของ MA อันดับ i
	ε_t	เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
	q	เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

หรือเขียนได้ในเทอมย้อนหลังเป็น

$$Y_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t$$

สมการ $1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q = 0$ เป็นสมการโพลิโนเมียลอันดับที่ q ของ B คำตอบของสมการเป็นค่าของ B ที่ได้จากการแก้สมการมีจำนวน q ค่า ในทางปฏิบัติจะเลือกใช้ค่าของ B เพียงค่าเดียวเฉพาะที่อยู่นอก unit circle นั่นคือ เฉพาะที่ $|B| > 1$ ซึ่งกำหนดเป็นเงื่อนไขของอินเวอร์ติเบิล (Invertible)

จากรูปแบบ AR(p) และ MA(q) จะเห็นว่าคุณสมบัติของ $\theta_1, \dots, \theta_q$ ที่ระบุให้รูปแบบ MA(q) เป็นอินเวอร์ติเบิล จะเป็นทำนองเดียวกันกับคุณสมบัติของ ϕ_1, \dots, ϕ_p ที่ทำให้รูปแบบ AR(p) เป็นสเตชันนารี ตัวอย่างเช่น รูปแบบ MA(1) $|\theta_1| < 1$ จะทำให้รูปแบบ MA(q) เป็นอินเวอร์ติเบิล และรูปแบบ MA(2) $\theta_2 + \theta_1 < 1, \theta_2 - \theta_1 < 1$ และ $|\theta_2| < 1$ จะระบุให้รูปแบบ MA(2) เป็นอินเวอร์ติเบิล สำหรับรูปแบบ AR(2) ค่า $|\phi_1| < 1$ จะทำให้รูปแบบ AR(p) เป็นสเตชันนารี และสำหรับ

รูปแบบ AR(2) ϕ_1 และ ϕ_2 ซึ่ง $\phi_2 + \phi_1 < 1, \phi_2 - \phi_1 < 1$ และ $|\phi_2| < 1$ จะทำให้รูปแบบ AR(p) ให้เป็นสเตชันนารี

ก. Autoregressive and Moving average model of order p,q: ARMA(p,q) มีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

ตัวอย่างเช่น ARMA(1,1) มีรูปแบบ ดังนี้

$$Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

เมื่อ $|\theta_1| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติเป็นสเตชันนารี และ $|\phi_1| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ระบุให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติอินเวอร์ติเบิล

ง. Integrated Autoregressive Moving average model of order p,d,q: ARIMA(p,d,q) ซึ่งเป็นอนุกรมเวลาที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวเนื่องจากอิทธิพลของแนวโน้ม มีรูปแบบดังนี้

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

โดยที่	Z_t	เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t , $Z_t = \nabla^d Y_t$
	θ_0	เป็นค่าคงที่
	ϕ_i	เป็นค่าพารามิเตอร์ของ AR อันดับ i
	θ_i	เป็นค่าพารามิเตอร์ของ MA อันดับ i
	ε_t	เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
	p	เป็นอันดับที่ของออโตเรเกรสซีฟ
	d	เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่าง
	q	เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

ตัวอย่างเช่น ARIMA(0,1,1) มีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \theta_0 + Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

หรือ

$$Z_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

ARIMA(1,1,0) มีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \theta_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

หรือ

$$Z_t = \theta_0 + -\phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t$$

ARIMA(1,1,1) มีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \theta_0 + (1 + \phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t - \phi_1 \varepsilon_{t-1}$$

หรือ

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

ตารางที่ 4 ลักษณะของ $\rho_k(Y_t)$, $\rho_k(Z_t)$ และ $\rho_{kk}(Z_t)$ สำหรับรูปแบบ ARIMA(p,d,q)

รูปแบบของ อนุกรมเวลา $\{y_t\}$	ลักษณะของ $\rho_k(Y_t)$	ลักษณะของ $\rho_k(Z_t)$	ลักษณะของ $\rho_{kk}(Z_t)$
Random walk	ลดลงอย่างช้าๆ	ทุกค่าเป็น 0	ทุกค่าเป็น 0
ARIMA(1,1,0)	ลดลงอย่างช้าๆ	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{kk}(Z_t) = 0, k = 2, \dots$
ARIMA(2,1,0)	ลดลงอย่างช้าๆ	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{kk}(Z_t) = 0, k = 3, \dots$
ARIMA(0,1,1)	ลดลงอย่างช้าๆ	$\rho_k(Z_t) = 0, k = 2, \dots$	ค่า ρ_{kk} ลดลงเร็วใกล้ 0
ARIMA(0,1,2)	ลดลงอย่างช้าๆ	$\rho_k(Z_t) = 0, k = 3, \dots$	ค่า ρ_{kk} ลดลงเร็วใกล้ 0
ARIMA(1,1,1)	ลดลงอย่างช้าๆ	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0

ที่มา: ทรงศิริ (2549)

จ. Seasonal Integrated Autoregressive Moving average model :

SARIMA(P,D,Q)_L

เป็นอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นสแตชันนารีเนื่องจากมีอิทธิพลของฤดูกาล ดังที่กล่าวก่อนหน้านี้ว่าต้องแปลงอนุกรมเวลาก่อน ด้วยการหาผลต่างฤดูกาล เมื่อกำหนดรูปแบบ SARMA(P,D)_L ให้กับอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ นั่นคือ $Z_t \sim \text{SARMA}(P,D)_L$ โดยที่ P เป็นอันดับของ SAR (Seasonal Autoregressive) Q เป็นอันดับของ SMA (Seasonal moving Average) D เป็นจำนวนครั้งในการหาผลต่างฤดูกาล ซึ่งได้รูปแบบของ Y_t จะเป็น SARMA(P,Q,D)_L นอกจากอนุกรมเวลาใหม่ที่ได้จากการทำให้เป็นสแตชันนารีโดยการหาผลต่างฤดูกาลจะมีรูปแบบ SARMA(P,D)_L แล้วก็ยังจะมีรูปแบบ ARMA(p,q) นั่นคือ $Z_t \sim \text{ARMA}(p,q) \times \text{SARMA}(P,Q)_L$

ตารางที่ 5 ตัวอย่างรูปแบบ SARMA(P,Q)₁₂ ของอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ หรือรูปแบบอนุกรมเวลา SARIMA(P,1,Q)₁₂ ของอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ เมื่อกำหนด L=12 และ D=1

รูปแบบของ $\{Z_t\}$		รูปแบบของ $\{y_t\}$	
SAR(1) ₁₂	$(1 - \phi_{12}B^{12})Z_t = \theta_0 + \varepsilon_t$ $Z_t = \theta_0 + \phi_{12}Z_{t-12} + \varepsilon_t$	SARI(1,1) ₁₂	$Y_t - Y_{12} = \theta_0 + \phi(Y_{t-12} - Y_{t-24}) + \varepsilon_t$ $Y_t - Y_{12} = \theta_0 + (1 - \phi_{12})Y_{t-12} - \phi_{12}Y_{t-24} + \varepsilon_t$
SMA(1) ₁₂	$Z_t = \theta_0 + (1 - \theta_{12}B^{12})\varepsilon_t$ $Z_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_{12}\varepsilon_{t-12}$	SIMA(1,1) ₁₂	$Y_t - Y_{t-12} = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_{12}\varepsilon_{t-12}$ $Y_t = \theta_0 + Y_{t-12} + \varepsilon_t - \theta_{12}\varepsilon_{t-12}$

ที่มา: ทรงศิริ (2549)

อนุกรมเวลาบางชุดอาจมีรูปแบบร่วมกันระหว่างรูปแบบ ARMA(p,q) หรือรูปแบบ ARIMA(p,d,q) และรูปแบบ SARMA(P,Q) หรือรูปแบบ SAIMA(P,D,Q) โดยพิจารณาจากคอโรเรลแกรม r_k และ r_{kk} ดังนี้

1) รูปแบบ ARMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L เป็นรูปแบบสำหรับอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ ที่เป็นสแตชันนารี พิจารณารูปแบบ ARMA(p,q) จากค่า r_k และ r_{kk} สำหรับ $k=1,2,\dots$ และรูปแบบ SARMA(P,Q) จากค่า r_k และ r_{kk} สำหรับ $k=L,2L,\dots$ จากรูปแบบทั้งสองจะได้รูปแบบใหม่ ARMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L นั่นคือ Y_t มีรูปแบบเป็น ARMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L

2) รูปแบบ ARIMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L เป็นรูปแบบสำหรับอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ ที่ไม่เป็นสเตชันนารีเนื่องจากมีแนวโน้ม สร้างอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ซึ่ง $Z_t = \nabla^d Y_t$ ที่เป็นสเตชันนารี และหารูปแบบ ARMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ จะได้ $Z_t \sim \text{ARMA}(p,q) \times \text{SARMA}(P,Q)_L$ นั่นคือ Y_t มีรูปแบบ ARIMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L

3) รูปแบบ ARMA(p,d,q)×SARIMA(P,D,Q)_L เป็นรูปแบบสำหรับอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ ที่ไม่เป็นสเตชันนารีเนื่องจากมีฤดูกาล สร้างอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ซึ่ง $Z_t = \nabla_L^D Y_t$ ที่เป็นสเตชันนารี และหารูปแบบ ARMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา $\{Z_t\}$ จะได้ $Z_t \sim \text{ARMA}(p,q) \times \text{SARIMA}(P,D,Q)_L$ นั่นคือ Y_t มีรูปแบบ ARMA(p,q)×SARIMA(P,D,Q)_L

4) รูปแบบ ARIMA(p,d,q)×SARIMA(P,D,Q)_L เป็นรูปแบบสำหรับอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ ที่ไม่เป็นสเตชันนารีเนื่องจากมีแนวโน้มและฤดูกาล สร้างอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ซึ่ง $Z_t = \nabla^d \nabla_L^D Y_t$ ที่เป็นสเตชันนารี และหารูปแบบ ARMA(p,q)×SARMA(P,Q)_L ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ จะได้ $Z_t \sim \text{ARMA}(p,q) \times \text{SARMA}(P,Q)_L$ และได้รูปแบบ Y_t เป็น ARIMA(p,d,q)×SARIMA(P,D,Q)_L

4.3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter estimation)

เป็นการหาค่าประมาณของพารามิเตอร์ในรูปแบบด้วยวิธีการประมาณแบบต่างๆ ซึ่งวิธีที่ใช้กันมากที่สุด ได้แก่ วิธีการประมาณแบบง่าย และวิธีกำลังสองน้อยที่สุด โดยใช้การวิเคราะห์ตัวเลข (numerical analysis) สำหรับวิธีการประมาณแบบง่ายค่าประมาณของพารามิเตอร์เป็นคำตอบที่ได้จากสมการที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ρ_k และพารามิเตอร์ในรูปแบบจำนวนสมการความสัมพันธ์ที่นำมาพิจารณาเท่ากับจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณ เมื่อแทนค่า ρ_k ด้วย r_k และแทนพารามิเตอร์ในรูปแบบด้วยค่าประมาณของพารามิเตอร์ สำหรับวิธีกำลังสองน้อยที่สุดค่าประมาณของพารามิเตอร์เป็นค่าที่ทำให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (SSE) มีค่าต่ำที่สุด ขั้นตอนการวิเคราะห์ตัวเลขจะต้องมีการกำหนดค่าประมาณเริ่มต้น ซึ่งจะใช้ค่าประมาณแบบง่ายเป็นค่าประมาณเริ่มต้น เมื่อได้ค่าประมาณสุดท้ายแล้วจะนำไปใช้ในการสร้างสมการพยากรณ์

4.3.3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic checking)

เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบแล้ว จะต้องตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบที่กำหนด และการตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้น ซึ่งได้จากการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของค่าความคลาดเคลื่อน $\{e_t\}$ ถ้าค่าความคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกันแสดงว่ารูปแบบที่กำหนดเหมาะสม ซึ่งบางครั้งจะพิจารณาคอเรโลแกรมของ $r_k(e_k)$ ประกอบด้วย แต่เพื่อความแน่ใจว่า $r_k(e_k)$ มีค่าใกล้กับ 0 จริง จะทดสอบ $\rho_k(e_k)$ ว่ามีค่าเป็น 0 หรือไม่ และนอกจากการพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนแล้วยังสามารถทดสอบพารามิเตอร์ในรูปแบบว่ามีค่าเป็น 0 หรือไม่ ซึ่งหากการตรวจสอบแล้วพบว่ารูปแบบที่กำหนดเหมาะสมจะสร้างสมการพยากรณ์จากรูปแบบที่กำหนดเพื่อนำไปสู่การหาค่าพยากรณ์ แต่หากการตรวจสอบแล้วพบว่ารูปแบบที่กำหนดไม่เหมาะสมต้องเริ่มขั้นตอนที่ 1 คือ กำหนดรูปแบบ ARMA(p,q) ใหม่ รายละเอียดการพิจารณาการตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบมีหลายวิธี ดังนี้

ก. การทดสอบว่าพารามิเตอร์มีค่าเป็น 0 หรือไม่

สมมติฐานในการทดสอบ

$$H_0: \theta = 0$$

$$H_0: \theta \neq 0$$

สถิติทดสอบ

$$t = \frac{\hat{\theta}}{S_{\hat{\theta}}}$$

โดยที่ $\hat{\theta}$ เป็นตัวประมาณของพารามิเตอร์ θ

$S_{\hat{\theta}}$ เป็นค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของตัวประมาณ $\hat{\theta}$

กรณีอนุกรมเวลาขนาดใหญ่ ตัวสถิติทดสอบ t มีการแจกแจงแบบปกติมาตรฐาน ที่ระดับนัยสำคัญ มีช่วงวิกฤต $CR: |Z| \geq Z_{\alpha/2}$

ข. การทดสอบว่าอนุกรมเวลาของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระต่อกันหรือไม่ จากข้อสมมติของรูปแบบ ARMA (p,q) ที่กำหนดว่า e_t มีการแจกแจงที่เป็นอิสระต่อกัน หากพบว่าข้อสมมติเป็นจริง นั่นคือ อนุกรมเวลา $\{e_t\}$ มีการ

เคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกัน สามารถสรุปได้ว่ารูปแบบ ARMA(p,q) ที่กำหนดเหมาะสมกับอนุกรมเวลา

สมมติฐานในการทดสอบ

$$H_0: \rho_k(e_t) = 0, k = 1, 2, \dots$$

$$H_1: \rho_k(e_t) \neq 0$$

สถิติทดสอบ $r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (e_t - \bar{e})(e_{t+k} - \bar{e})}{\sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^2}, \bar{e} = \frac{\sum_{t=1}^n e_t}{n}$

จะปฏิเสธ H_0 ก็ต่อเมื่อค่า $|r_k(e_t)| \geq 2/\sqrt{n}$ เมื่อ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา $\{e_t\}$ แสดงว่าตัวแบบที่กำหนดไม่มีความเหมาะสม

ค. การทดสอบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่ช่วงเวลาห่าง k สำหรับ $k = 1, 2, \dots, l$ เป็นอิสระต่อกันหรือไม่ ด้วยการทดสอบสหสัมพันธ์แบบบอโตของ Box and Pierce หรือการทดสอบสหสัมพันธ์แบบบอโตของ Box and Ljung

สมมติฐานในการทดสอบ

$$H_0: \rho_1(e_t) = \dots = \rho_l(e_t) = 0, k = 1, 2, \dots, l$$

$$H_1: \rho_1(e_t) = \dots = \rho_l(e_t) \neq 0$$

สถิติทดสอบ

$$\text{Box - Pierce } Q = n \sum_{k=1}^l r_k^2(e_t)$$

หรือ $\text{Box - Ljung } Q_l = n(n+2) \sum_{k=1}^l (r_k^2(e_t)) / (n-k)$

โดยที่ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา e_t

l เป็นช่วงเวลาที่ห่างกันมากที่สุดของ e_t ที่นำมาพิจารณา

จะปฏิเสธ H_0 ก็ต่อเมื่อ Q หรือ $Q_l \geq \chi_{\alpha, l-a}^2$ โดยที่ a เป็นจำนวนพารามิเตอร์ทั้งหมดในรูปแบบ ซึ่งรวมทั้ง θ_0 ด้วยแสดงว่ามีสหสัมพันธ์แบบอโตระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน k ค่า หรือสรุปได้ว่ารูปแบบที่กำหนดกับอนุกรมเวลาไม่เหมาะสม

ในการทดสอบสมมติฐานอาจพบว่า ไม่มีรูปแบบ ARMA(p,q) ใดที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลา แต่ในทางกลับกันอาจพบว่ามีความมากกว่าหนึ่งรูปแบบที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลา หากพบว่ามีรูปแบบที่เหมาะสมมากกว่าหนึ่งรูปแบบ จะเลือกเพียงหนึ่งรูปแบบที่จะนำไปสร้างสมการพยากรณ์และหาค่าพยากรณ์ การพิจารณาความเหมาะสมของรูปแบบ ARMA(p,q) จะใช้ค่าสถิติในการวัดความเหมาะสมของรูปแบบ ในงานวิจัยครั้งนี้พิจารณาจากค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อน โดยเลือกรูปแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด

4.3.4 การสร้างสมการพยากรณ์ (Forecasting)

จากการกำหนดรูปแบบ การประมาณค่าพารามิเตอร์ และผ่านการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบตามขั้นตอนต่างๆ ที่กล่าวมาแล้วข้างต้น นั่นคือ จะใช้สมการที่สร้างจากรูปแบบ ARMA(p,q) เป็นสมการพยากรณ์ ค่าพยากรณ์ในอนาคตได้จากการแทนค่าสังเกตในอดีตหรือค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตในสมการพยากรณ์ กำหนด $\hat{Y}_t(h)$ เป็นค่าพยากรณ์ h ช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา t ซึ่ง

$$\hat{Y}_t(h) = \begin{cases} Y_{t+h} & , h \leq 0 \\ \hat{Y}_t(h) & , h \geq 1 \end{cases}$$

และกำหนด $e_t(h)$ เป็นค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ h ช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา t ซึ่ง

$$e_t(h) = \begin{cases} e_{t+h} & , h \leq 0 \\ 0 & , h \geq 1 \end{cases}$$

จะเรียก $\hat{Y}_t(h)$ และ $\hat{Y}_{t-1}(h)$ ว่าค่าพยากรณ์ h ช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา t และ $t-1$ จากการกำหนดค่า $\hat{Y}_t(h)$ และ $e_t(h)$ ข้างต้น เขียนพยากรณ์ h ช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา t สำหรับรูปแบบ ARMA(p,q) เมื่อ $p+q \leq 2$ ดังต่อไปนี้

ก. รูปแบบ white noise มี $Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t$ มีสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t = \hat{\theta}_0 = \hat{\mu} \quad , h \geq 1$$

ข. รูปแบบ AR(1) มี $Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$ เมื่อ $\mu = \theta_0 / (1 - \phi_1)$ มีสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 Y_t & , h = 1 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(h-1) & , h \geq 2 \end{cases}$$

$$\text{หรือ } \hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (Y_t - \hat{\mu}) & , h = 1 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(h-1) - \hat{\mu}) & , h \geq 2 \end{cases}$$

ค. รูปแบบ AR(2) มี $Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$ เมื่อ $\mu = \theta_0 / (1 - \phi_1 - \phi_2)$ มีสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 Y_t + \hat{\phi}_2 Y_t & , h = 1 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(1) + \hat{\phi}_2 \hat{Y}_t & , h = 2 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(h-1) + \hat{\phi}_2 \hat{Y}_t(h-2) & , h \geq 3 \end{cases}$$

$$\text{หรือ } \hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (Y_t - \hat{\mu}) + \hat{\phi}_2 (Y_{t-1} - \hat{\mu}) & , h = 1 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(h-1) - \hat{\mu}) + \hat{\phi}_2 (\hat{Y}_t - \hat{\mu}) & , h = 2 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(h-1) - \hat{\mu}) + \hat{\phi}_2 (\hat{Y}_t(h-2) - \hat{\mu}) & , h \geq 3 \end{cases}$$

ง. รูปแบบ MA(1) มี $Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$ เมื่อ $\mu = \theta_0$ มีสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 e_t & , h = 1 \\ \hat{\theta}_0 & , h \geq 2 \end{cases}$$

ซึ่ง $e_t = Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1)$ และ $\hat{Y}_{t-1}(1)$ เป็นค่าพยากรณ์หนึ่งช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา $t-1$

จ. รูปแบบ MA(2) มี $Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2}$ เมื่อ $\mu = \theta_0$ มีสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 e_t - \hat{\theta}_2 e_t & , h = 1 \\ \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_2 e_t & , h = 2 \\ \hat{\theta}_0 & , h \geq 3 \end{cases}$$

ซึ่ง $e_t = Y_t - \hat{Y}_{t-2}(1)$ และ $\hat{Y}_{t-2}(1)$ เป็นค่าพยากรณ์หนึ่งช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา $t-2$

ฉ. รูปแบบ ARMA(1,1) มี $Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$ เมื่อ $\mu = \theta_0 / (1 - \phi_1)$ มีสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 Y_t - \hat{\theta}_1 e_t & , h = 1 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(h-1) & , h \geq 2 \end{cases}$$

$$\text{หรือ } \hat{Y}_t(h) = \begin{cases} \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (Y_t - \hat{\mu}) - \hat{\theta}_1 e_t & , h = 1 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(h-1) - \hat{\mu}) & , h \geq 2 \end{cases}$$

ซึ่ง $e_t = Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1)$ และ $\hat{Y}_{t-1}(1)$ เป็นค่าพยากรณ์หนึ่งช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา $t-1$

5. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบฟัซซี

5.1 พื้นฐานแนวคิดแบบฟัซซี

ฟัซซีลอจิกถูกคิดค้นโดย L.A. Zadeh ในปี ค.ศ. 1965 โดยเป็นตรรกะที่อยู่บนพื้นฐานความเป็นจริงที่ว่า ทุกสิ่งบนโลกแห่งความเป็นจริงไม่ใช่มีสิ่งที่มีเฉพาะสิ่งที่แน่นอนเท่านั้น แต่มีหลายสิ่งหลายเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นอย่างไม่แน่นอน (uncertainty) คลุมเครือ (fuzzy) หรือไม่ชัดเจน (exact) (พยุง, 2553) ทฤษฎีดังกล่าวเป็นทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยในการตัดสินใจ ซึ่งเป็นการตัดสินใจที่เลียนแบบการตัดสินใจของมนุษย์ คือ เป็นการประมาณ (approximation) โดยมีปัจจัยต่างๆเป็นสาเหตุของการประมาณ ดังนั้นฟัซซีลอจิกจึงต่างจากตรรกะแบบดั้งเดิม (Boolean Logic) ที่มีเพียง 0 กับ 1 (เท็จ,จริง) จากแนวคิดของ Zadeh เกี่ยวกับความไม่แน่นอนได้มีนักวิจัยหลายท่านนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ หนึ่งในนั้นคือการนำไปประยุกต์กับงานด้านการพยากรณ์ เพื่อให้การพยากรณ์มีความแม่นยำ มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้ ให้ตัวแปรดัมมี่เป็นตัวแปรเดือน จึงมีตัวแปรดัมมี่ทั้งหมด 11 ตัวแปร

5.2 นิยามฟัซซีเซต (Fuzzy set)

การนิยามฟัซซีเซตแสดงดังสมการต่อไปนี้

$$A = \{x, \mu_A(x) | x \in U\}$$

โดยที่ A เป็นฟัซซีเซตในเอกภพสัมพัทธ์ U
 x เป็นระดับความเป็นสมาชิก (membership grade) มีค่า 0 ถึง 1
 $\mu_A(x)$ เป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (membership function) ของ A

ในกรณีที่เซตของเอกภพสัมพัทธ์เป็นเซตไม่ต่อเนื่องและเป็นเซตจำกัด ฟัซซีเซตจะเขียนได้ในรูปของ

$$A = \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_A(x_i)}{x_i}$$

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) หมายถึง ค่าที่แสดงถึงระดับความเป็นสมาชิกของ $\mu_A(x)$ ในฟัซซีเซต A ถ้า x มีระดับความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 แสดงว่าเป็นสมาชิกของ A อย่างแน่นอน โดยรูปแบบฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่อยู่ในรูปทั่วไป คือ

$$\mu_A(x) = \begin{cases} f(x) & , x \in [a', b'] \\ 1 & , x \in [b', c'] \\ g(x) & , x \in [c', d'] \\ 0 & , x < a', x > d' \end{cases}$$

ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้ เลือกใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยม (Triangular membership function) ประกอบด้วย พารามิเตอร์ 3 ค่า มีค่าระดับความเป็นสมาชิก ดังนี้

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & , x < m' \\ (x - m') / (\beta' - m') & , m' < x \leq \beta' \\ (m' - x) / (\beta' - m') & , \beta' < x < \gamma' \\ 0 & , x \geq \gamma' \end{cases}$$

ตัวแบบการถดถอยแบบฟัซซีที่ใช้ตัวแปรคัมมี คือ

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t + \hat{\beta}_2 X_1 + \hat{\beta}_3 X_2 + \hat{\beta}_4 X_3 + \dots + \hat{\beta}_{12} X_{11}$$

โดยที่ \hat{Y}_t เป็นตัวแปรตาม
 t เป็นเวลา
 $\hat{\beta}_i$ เป็นพารามิเตอร์ฟัซซีที่ประกอบด้วยค่ากลาง และค่าการกระจาย (\hat{m}_i, \hat{c}_i)
 X_i เป็นตัวแปรคัมมี, $i = 1, 2, \dots, 11$
 โดยที่ $X_i = 1$ เมื่อ Y_t อยู่ในฤดูกาลที่ i
 $X_i = 0$ เมื่อ Y_t ไม่อยู่ในฤดูกาลที่ i

สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ $\hat{\beta}_i$ ซึ่งมีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมสมมาตร มีดังนี้

$$\mu_{\hat{\beta}_i}(\hat{\beta}_i) = \begin{cases} 1 - \frac{|m_i - \hat{\beta}_i|}{c_i} & , m_i - c_i \leq \hat{\beta}_i \leq m_i + c_i \\ 0 & , \text{other} \end{cases}$$

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของ \hat{Y}_t มีดังนี้

$$\mu_{\hat{Y}_t}(\hat{Y}_t) = 1 - \frac{|Y_t - (m_0 + m_1 t + m_2 x_1 + m_3 x_2 + \dots + m_{12} x_{11})|}{c_0 + c_1 t + c_2 x_1 + c_3 x_2 + \dots + c_{12} x_{11}}$$

การประมาณค่าพารามิเตอร์ใช้การถดถอยแบบฟัซซีโดยสมการที่ต้องการมีความคลุมเครือหรือความไม่แน่นอนน้อยที่สุด คือ minimize $S = c_0 + c_1 t + c_2 x_1 + c_3 x_2 + \dots + c_{12} x_{11}$ และการถดถอยแบบฟัซซี ยังมีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกที่น้อยที่สุดของ \hat{Y}_t ที่อยู่ในช่วงของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบการถดถอยแบบฟัซซี แทนด้วย u เพื่อให้มั่นใจว่าค่าความเป็นสมาชิกของ \hat{Y}_t มีค่าไม่น้อยกว่าค่าที่ผู้ทำการวิจัยกำหนดไว้ โดยที่ $u \in [0, 1]$ ซึ่งค่า u จะมีผลต่อค่าการกระจาย เมื่ออนุกรมเวลามีขนาดใหญ่ และน่าเชื่อถือ ควรกำหนด u เข้าใกล้ค่า 0 (กนกวรรณ, 2547)

โดยมีสมการข้อจำกัด ดังนี้

$$1 - \frac{|y_t - (m_0 + m_1 t + m_2 x_1 + m_3 x_2 + \dots + m_{12} x_{11})|}{c_0 + c_1 t + c_2 x_1 + c_3 x_2 + \dots + c_{12} x_{11}} \geq u$$

$$\begin{aligned} \text{หรือ } m_0 + m_1 t + m_2 x_1 + m_3 x_2 + \dots + m_{12} x_{11} + (1-u)(c_0 + c_1 t + c_2 x_1 + c_3 x_2 + \dots + c_{12} x_{11}) &\geq Y_t \\ m_0 + m_1 t + m_2 x_1 + m_3 x_2 + \dots + m_{12} x_{11} - (1-u)(c_0 + c_1 t + c_2 x_1 + c_3 x_2 + \dots + c_{12} x_{11}) &\leq Y_t \end{aligned}$$

ซึ่งจะประมาณค่าพารามิเตอร์โดยใช้ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้น จะได้ $\hat{\beta}_i = (\hat{m}_i, \hat{c}_i)$ จะได้สมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t = (\hat{m}_0, \hat{c}_0) + (\hat{m}_1, \hat{c}_1)t + (\hat{m}_2, \hat{c}_2)x_1 + (\hat{m}_3, \hat{c}_3)x_2 + \dots + (\hat{m}_{12}, \hat{c}_{12})x_{11}$$

เกณฑ์ที่ใช้เปรียบเทียบความสามารถของวิธีการพยากรณ์

1. ค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation : MAD) เป็นการวัดจากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ โดยไม่คำนึงถึงทิศทางของความคลาดเคลื่อน คำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned} MAD &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \\ &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t(h)| \end{aligned}$$

2. ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error : MSE) เป็นการวัดความแม่นยำจากค่าเฉลี่ยผลรวมกำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ คำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \\ &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t(h))^2 \end{aligned}$$

3. เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ซึ่งเป็นการวัดค่าวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ค่า MAPE นี้ไม่มีหน่วย คำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned} MAPE &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \times 100 \\ &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t(h)}{Y_t} \right| \times 100 \end{aligned}$$

โดยที่ e_t เป็นผลต่างของค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

Y_t เป็นค่าจริง ณ เวลา t

$\hat{Y}_t(h)$ เป็นค่าพยากรณ์ h ช่วงเวลาล่วงหน้า ณ เวลา t

n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา

วิธีการพยากรณ์ที่ให้ค่า MAD, MSE และ MAPE ต่ำที่สุด แสดงว่าวิธีการพยากรณ์นั้นมีความแม่นยำที่สุด สำหรับ 4 วิธีที่นำมาเปรียบเทียบ

อุปกรณ์และวิธีการ

อุปกรณ์

การศึกษาครั้งนี้ เป็นการศึกษาข้อมูลทุติยภูมิ ที่ได้จากการเก็บรวบรวมจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย เก็บรวบรวมจากสถานีไฟฟ้าแรงสูงต่างๆแบ่งเป็นรายเขต 5 เขต ได้แก่ 1) เขตนครหลวง 2) เขตภาคกลาง 3) เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ 4) เขตภาคใต้ 5) เขตภาคเหนือ ตั้งแต่เดือน มกราคม 2545 ถึง ธันวาคม 2551 ซึ่งข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นอนุกรมเวลารายเดือนรวม 84 เดือน มีหน่วยเป็น เมกะวัตต์ อนุกรมเวลาที่นำมาศึกษาแบ่งเป็น 5 ชุด ได้แก่

- ชุด PE 1 คือ ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตนครหลวง
- ชุด PE 2 คือ ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคกลาง
- ชุด PE 3 คือ ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ
- ชุด PE 4 คือ ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคใต้
- ชุด PE 5 คือ ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคเหนือ

ในการวิจัยครั้งนี้ใช้โปรแกรม Microsoft Excel Version 2003 โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ Statistical Analysis System : SAS Version 9.1 และ Minitab กับเครื่องไมโครคอมพิวเตอร์ของภาควิชาสถิติ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิธีการ

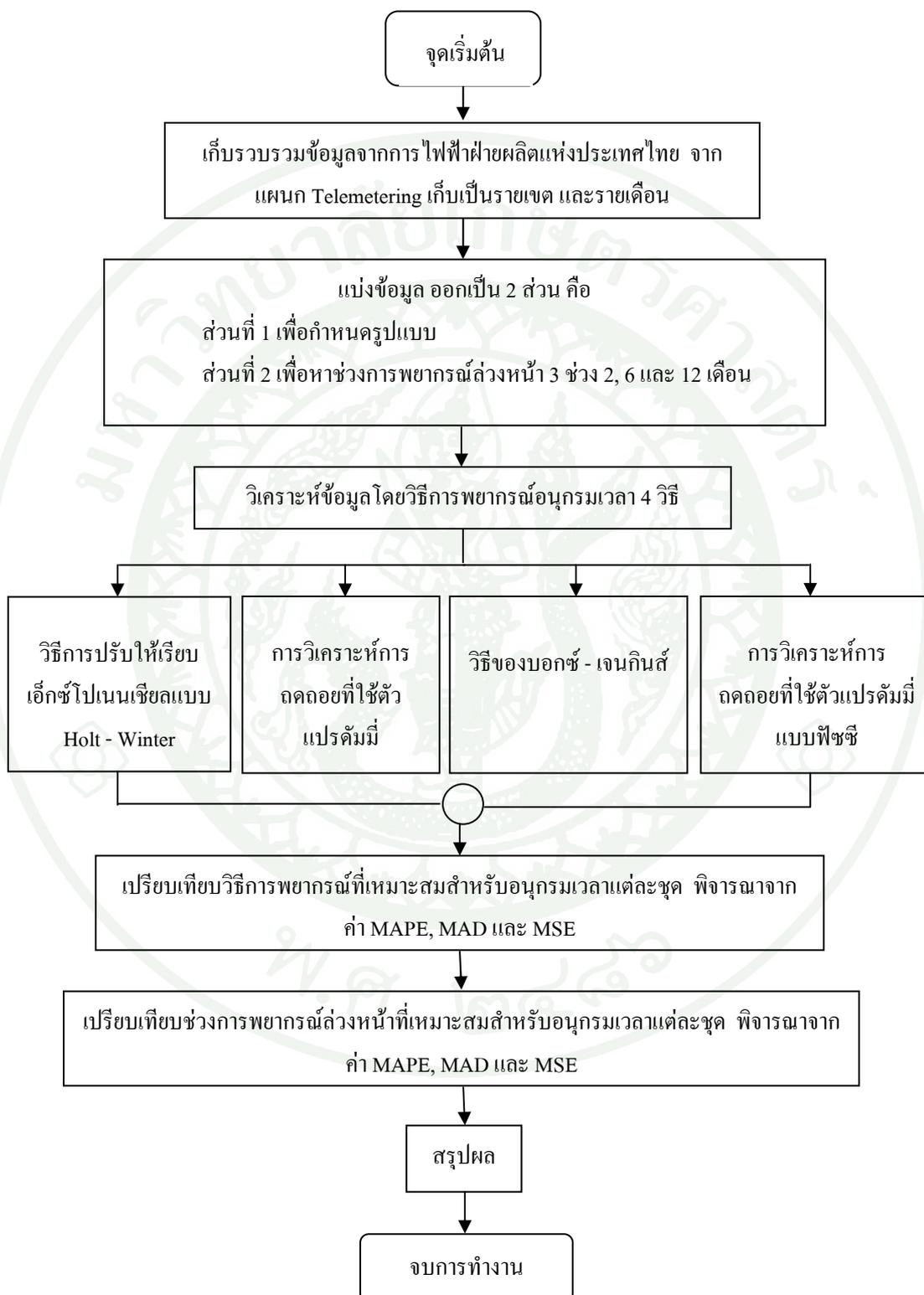
การวิจัยครั้งนี้มุ่งเน้น เพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยใช้กับข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด จำแนกเป็นรายเขตของประเทศไทย วิธีการพยากรณ์ที่ศึกษามี 4 วิธี ได้แก่

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter
2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี
3. วิธีของบอซซ์ - เจนกินส์
4. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

วิธีการวิจัยสามารถแสดงเป็นลำดับขั้นตอนได้ดังต่อไปนี้

1. ข้อกำหนดในการวิจัยครั้งนี้ คือ ตัวแบบอนุกรมเวลาเป็นการพยากรณ์โดยใช้แนวคิดข้อมูลในอนาคต จะอ้างอิงรูปแบบข้อมูลในอดีต
2. เก็บรวบรวมข้อมูลทุติยภูมิ ซึ่งเป็นอนุกรมเวลารายเดือนของความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด จำแนกออกเป็นรายเขต ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2545 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2551
3. นำอนุกรมเวลารายเดือนตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ.2545 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2550 มาสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี เพื่อหารูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด
4. จากรูปแบบสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดในข้อ 3 นำมาหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด
5. จากค่าพยากรณ์ที่ได้ในข้อ 4 นำมาหาผลต่างระหว่างค่าพยากรณ์ล่วงหน้ากับค่าจริง ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2551 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2551 เพื่อหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด ซึ่งเกณฑ์การเปรียบเทียบพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อน 3 ค่า คือ MAPE, MAD และ MSE
6. สรุปผลการศึกษา

แผนภาพสรุปขั้นตอนการดำเนินการวิจัย



ผลและวิจารณ์

ผล

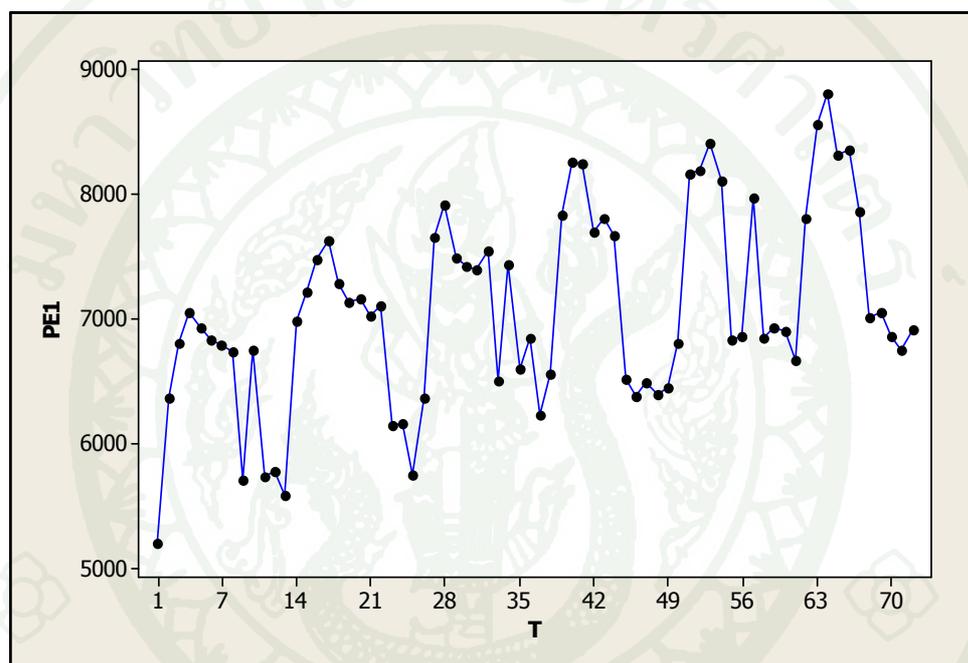
การวิจัยครั้งนี้ เพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา และหารูปแบบที่เหมาะสมที่สุด สำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดของประเทศไทย ซึ่งวิธีการพยากรณ์ที่นำมาศึกษา และเปรียบเทียบ มีทั้งหมด 4 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี โดยแบ่งข้อมูลอนุกรมเวลาออกเป็น 5 เขต ได้แก่ เขตนครหลวง เขตภาคกลาง เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เขตภาคใต้ และเขตภาคเหนือ ซึ่งข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ.2545 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ.2551 รวมทั้งหมด 84 เดือน โดยแบ่งข้อมูลอนุกรมเวลา ออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา ตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ.2545 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ.2550 รวม 72 เดือน เพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาทั้ง 4 วิธี และกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด ส่วนที่ 2 ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ.2551 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ.2551 รวม 12 เดือน เพื่อนำรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดจากผลการวิเคราะห์ในส่วนที่ 1 มาศึกษา ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด เป็นการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ช่วง คือ 2, 6 และ 12 เดือน โดยการหาผลต่างระหว่างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า กับข้อมูลจริงในส่วนที่ 2 ซึ่งเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด 3 แบบ คือ MAPE, MAD และ MSE การเสนอผลการศึกษาประกอบด้วย 2 ส่วน ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

ส่วนที่ 1 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาทั้ง 5 ชุด เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

ส่วนที่ 2 ผลการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน เพื่อหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด

ผลการศึกษาคส่วนที่ 1 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาทั้ง 5 ชุด เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี แบบพีชชี

ผลการวิเคราะห์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตนครหลวง มีดังนี้



ภาพที่ 12 ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 1

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter

จากการพิจารณาภาพที่ 12 พบว่าอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวที่มีส่วนประกอบของแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล จึงกำหนดรูปแบบ Mul Holt - Winter ซึ่งการกำหนดค่าเริ่มต้น $\hat{T}_i(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ ใช้อนุกรมเวลา 36 ค่าแรก ในการกำหนดรูปแบบการถดถอย และใช้โปรแกรม Microsoft Excel เพื่อหาค่าปรับให้เรียบที่ดีที่สุด คือ $\tau = 0.097$, $\gamma = 0.036$ และ $\delta = 0$ ซึ่งค่าปรับให้เรียบดังกล่าวจะให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด และมีค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 1

เดือน	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
ดัชนี ฤดูกาล	0.858	0.977	1.099	1.130	1.111	1.075	1.031	1.009	0.950	0.965	0.895	0.900

สามารถเขียนรูปแบบสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = (7,644.13 + h14.1055) \times \hat{S}_t(t)$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Mul Holt - Winter เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี

จากการวิเคราะห์รูปแบบการถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยให้เดือนเป็นตัวแปรคัมมี พบว่า รูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาลแบบผลบวก เป็นรูปแบบที่เหมาะสม

สามารถเขียนรูปแบบสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{PE1} = & 5,069.629 + 17.753 t + 363.029 X_1 + 1,180.676 X_2 + 2,053.839 X_3 \\ & + 2,281.086 X_4 + 2,151.882 X_5 + 1,908.929 X_6 + 1,583.208 X_7 \\ & + 1,421.872 X_8 + 1,036.051 X_9 + 1,120.031 X_{10} + 643.844 X_{11} + 684.541 X_{12} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Add RG - D เป็นอิสระต่อ

กัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์

จากการพิจารณากราฟคอเรลโรแกรมแสดง ACF ของอนุกรมเวลา PE 1 พบว่า ค่า $r_k(e_k)$ มีค่ามากเมื่อ k มีค่าน้อยและลดลงอย่างช้าๆ เมื่อ k เพิ่มมากขึ้น แสดงว่า อนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารีเนื่องจากมีแนวโน้ม จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างเพื่อกำจัดแนวโน้ม จากการแปลงอนุกรมเวลาครั้งที่ 1 พบว่า $r_k(e_k)$ มีค่ามากเมื่อ $k = 12, 24$ และ 36 เป็นต้น แสดงว่า อนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาล จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างฤดูกาล เพื่อกำจัดอิทธิพลของฤดูกาล ได้อนุกรมเวลาใหม่ Z_t ดังนี้

$$Z_t = \nabla \nabla_{12} Y_t = \nabla (Y_t - Y_{t-12}) = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$$

3.1 การกำหนดรูปแบบ จากอนุกรมเวลาใหม่ Z_t ซึ่งเป็นอนุกรมเวลาที่กำจัดอิทธิพลของแนวโน้ม และฤดูกาล ทำให้ได้อนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารี จากนั้นกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลา PE 1 ที่แปลงให้เป็นสเตชันนารี จากการพิจารณาอาจจะได้รูปแบบที่เหมาะสมหลายรูปแบบ แต่จะเลือกรูปแบบที่ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ซึ่งจากผลการวิเคราะห์ได้รูปแบบการพยากรณ์ คือ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ซึ่งรูปแบบดังกล่าว ไม่มีค่าคงที่ θ_0 มีรูปแบบสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_{12} B^{12}) \varepsilon_t$$

3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ จากรูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ได้ค่าประมาณคือ $\theta_1 = 0.8750$ $\theta_{12} = 0.5867$ โดยที่ SSE = 191,643.7 ซึ่งได้รูปแบบสมการพยากรณ์ PE 1 ดังนี้

$$Z_t = (1 - 0.8750B)(1 - 0.5867B^{12}) \varepsilon_t$$

หรือ $Z_t = \varepsilon_t - 0.8780\varepsilon_{t-1} - 0.5867\varepsilon_{t-12} + 0.51336\varepsilon_{t-13}$

3.3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่า การทดสอบค่าประมาณพารามิเตอร์ การประมาณค่า θ_1 ได้ค่า $t = 12.82$ (P Value = 0.0001) และ θ_{12} ได้ค่า $t = 4.46$ (P Value = 0.0001) ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Box - Jenkins เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

การกำหนดตัวแบบ ได้จากการใช้คำสั่ง Solver จากโปรแกรม Microsoft Excel เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ (\hat{m}_i, \hat{c}_i) สำหรับกำหนดตัวแบบการถดถอยแบบพีชชีที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยต้องการให้สมการเป้าหมายมีความไม่แน่นอน หรือความคลุมเครือน้อยที่สุด มีการกำหนดเงื่อนไขคือ ระดับความเป็นสมาชิกของ Y_t จะต้องมีค่าไม่น้อยกว่าค่า u ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้กำหนด $u = 0$

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t^2 = & (76.76, 2.06) + (0.11, 0.0)t + (-2.70, 0.0)X_1 + (2.71, 0.54)X_2 + (6.83, 0)X_3 \\ & + (8.06, 0.0)X_4 + (7.55, 0.0)X_5 + (5.34, 0.0)X_6 + (3.43, 1.44)X_7 \\ & + (3.07, 1.45)X_8 + (2.08, 2.16)X_9 + (1.91, 1.79)X_{10} + (-1.44, 0.0)X_{11} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี FRG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

5. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ ของข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขต นครหลวง

ตารางที่ 7 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 1

วิธีการพยากรณ์	ค่าคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
1. Mul Holt - Winter	3.84	263.59	115,954.44
2. Add RG - D	3.85	269.71	112,121.60
3. Box -Jenkins	4.22	297.31	185,147.13
4. FRG - D	4.31	303.91	125,719.36

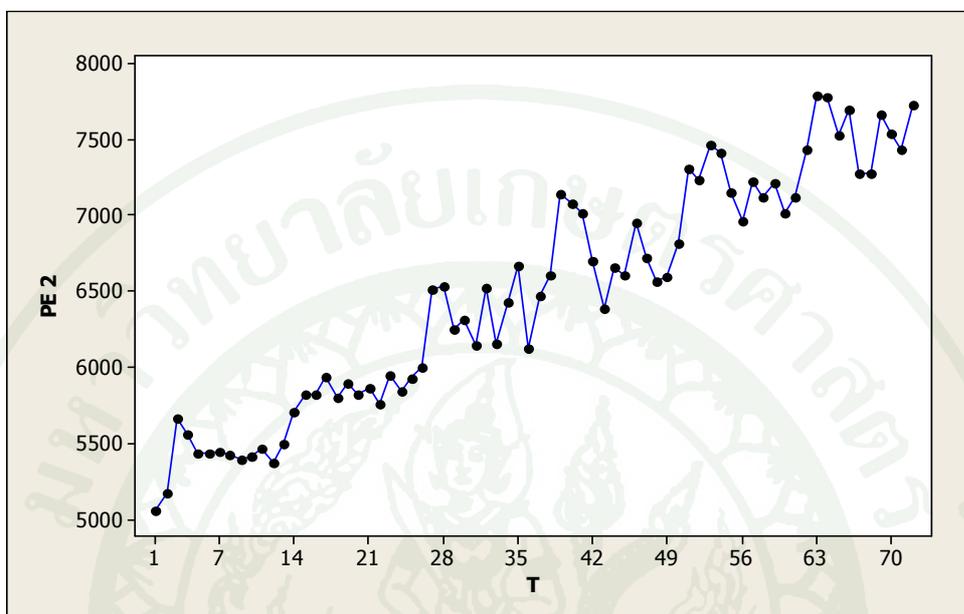
จากผลการวิเคราะห์รูปแบบที่เหมาะสมทั้ง 4 วิธีที่ศึกษา สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตนครหลวง ผลการเปรียบเทียบดังตารางที่ 7 ได้ผลดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่า วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 3.84 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าเท่ากับ 3.85 วิธีของบอซ - เจนกินส์ ให้ค่าเท่ากับ 4.22 และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 4.31

พิจารณาจากค่า MAD พบว่า วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 263.59 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าเท่ากับ 269.71 วิธีของบอซ - เจนกินส์ ให้ค่าเท่ากับ 297.31 และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 303.91

พิจารณาจากค่า MSE พบว่า การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 112,121.60 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 115,954.44 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 125,719.36 และวิธีของบอซ - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 185,147.13

ผลการวิเคราะห์ ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคกลาง มีดังนี้



ภาพที่ 13 ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 2

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter

จากการพิจารณาภาพที่ 13 พบว่าอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวที่มีส่วนประกอบของ แนวโน้มและฤดูกาล จึงกำหนดรูปแบบ Mul Holt - Winter ซึ่งการกำหนดค่าเริ่มต้น $\hat{T}_i(t)$, $\hat{\beta}_i(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ ใช้อนุกรมเวลา 36 ค่าแรก ในการกำหนดรูปแบบการถดถอย และกำหนดค่าปรับให้เรียบ ที่ดีที่สุด คือ $\tau = 0$, $\gamma = 0$ และ $\delta = 0$ ซึ่งค่าปรับให้เรียบดังกล่าวจะให้ค่า SSE ต่ำที่สุด และได้ค่า คำนีฤดูกาลรายเดือน ดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8 ค่าคำนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 2

เดือน	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
คำนี	0.972	0.994	1.055	1.042	1.026	1.013	0.983	0.987	0.986	0.988	0.991	0.963
ฤดูกาล												

สามารถเขียนรูปแบบสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = (7,725.24 + h35.28) \times \hat{S}_t(t)$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Mul Holt - Winter เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี

จากการวิเคราะห์รูปแบบการถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยให้เดือนเป็นตัวแปรคัมมี พบว่า รูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาล แบบผลบวก เป็นรูปแบบที่เหมาะสม

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{PE2} = & 4,701.402 + 35.728 t + 303.101 X_1 + 444.840 X_2 + 828.029 X_3 \\ & + 753.418 X_4 + 654.890 X_5 + 574.762 X_6 + 362.434 X_7 + 387.156 X_8 \\ & + 390.345 X_9 + 406.350 X_{10} + 410.722 X_{11} + 239.828 X_{12} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Add RG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์

จากการพิจารณารูปกราฟคอเรลโรแกรมแสดง ACF ของอนุกรมเวลา PE 2 พบว่า ค่า $r_k(e_k)$ มีค่ามากเมื่อ k มีค่าน้อย และลดลงค่อนข้างช้าเมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้น แสดงว่า อนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากมีแนวโน้ม จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างเพื่อกำจัดแนวโน้ม จากการแปลงอนุกรมเวลาครั้งที่ 1 พบว่า $r_k(e_k)$ มีค่ามาก เมื่อ $k = 12, 24$ และ 36 เป็นต้น แสดงว่า อนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาล จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยหาผลต่างฤดูกาลเพื่อกำจัดอิทธิพลของฤดูกาล ได้อนุกรมเวลาใหม่ Z_t ดังนี้

$$Z_t = \nabla \nabla_{12} Y_t = \nabla (Y_t - Y_{t-12}) = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$$

3.1 การกำหนดรูปแบบ จากอนุกรมเวลาใหม่ Z_t ซึ่งเป็นอนุกรมเวลาที่กำจัดอิทธิพลของแนวโน้ม และฤดูกาล ทำให้ได้อนุกรมเวลาใหม่ที่เป็นสเตชันนารี จากนั้นกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลา PE 2 ที่แปลงให้เป็นสเตชันนารี จากการพิจารณาอาจจะได้รูปแบบที่เหมาะสมหลายรูปแบบ แต่จะเลือกรูปแบบที่ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ซึ่งได้รูปแบบการพยากรณ์ คือ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ซึ่งรูปแบบดังกล่าว ไม่มีค่าคงที่ θ_0 มีรูปแบบสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_{12} B^{12}) \varepsilon_t$$

3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ จากรูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ได้ค่าประมาณคือ $\theta_1 = 0.9940$ $\theta_{12} = 0.9375$ โดยที่ SSE = 25,291.04 ซึ่งได้รูปแบบสมการพยากรณ์อนุกรมเวลา PE 2 ดังนี้

$$Z_t = (1 - 0.9940B)(1 - 0.9375B^{12}) \varepsilon_t$$

หรือ
$$Z_t = \varepsilon_t - 0.9940\varepsilon_{t-1} - 0.9375\varepsilon_{t-12} - 0.93187\varepsilon_{t-13}$$

3.3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่า การประมาณค่า θ_1 ได้ค่า $t = 21.77$ (P Value = 0.0001) และ θ_{12} ได้ค่า $t = 8.07$ (P Value = 0.0001) และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Box - Jenkins เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ มีความเหมาะสมอย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบพีชชี

การกำหนดตัวแบบ ได้จากการใช้คำสั่ง Solver จากโปรแกรม Microsoft Excel เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ (\hat{m}_i, \hat{c}_i) สำหรับกำหนดตัวแบบการถดถอยแบบพีชชีที่ใช้ตัวแปรดัมมี่ โดยต้องการให้สมการเป้าหมายมีความไม่แน่นอน หรือความคลุมเครือให้น้อยที่สุด มีการกำหนดเงื่อนไขคือ ระดับความเป็นสมาชิกของ Y_i จะต้องมีค่าไม่น้อยกว่าค่า u ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้กำหนด $u = 0$

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\hat{Y}_t = (4896.55, 5.9) + (36.78, 2.5)t - (75.23, 44)X_1 + (232.38, 24.5)X_2 + (562.5, 143.2)X_3 + (496.93, 112.4)X_4 + (439.02, 69.4)X_5 + (346.11, 48.8)X_6 + (147.43, 124.5)X_7 + (210.72, 150)X_8 + (138.58, 2.3)X_9 + (180.46, 62.3)X_{10} + (-254.04, 145.5)X_{11}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี FRG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

5. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ ของข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคกลาง

ตารางที่ 9 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 2

วิธีการพยากรณ์	ค่าคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
1. Mul Holt - Winter	1.47	97.14	15,502.38
2. Add RG - D	1.53	100.65	15,813.49
3. Box - Jenkins	1.87	126.23	24,433.40
4. FRG - D	2.11	136.78	33,878.79

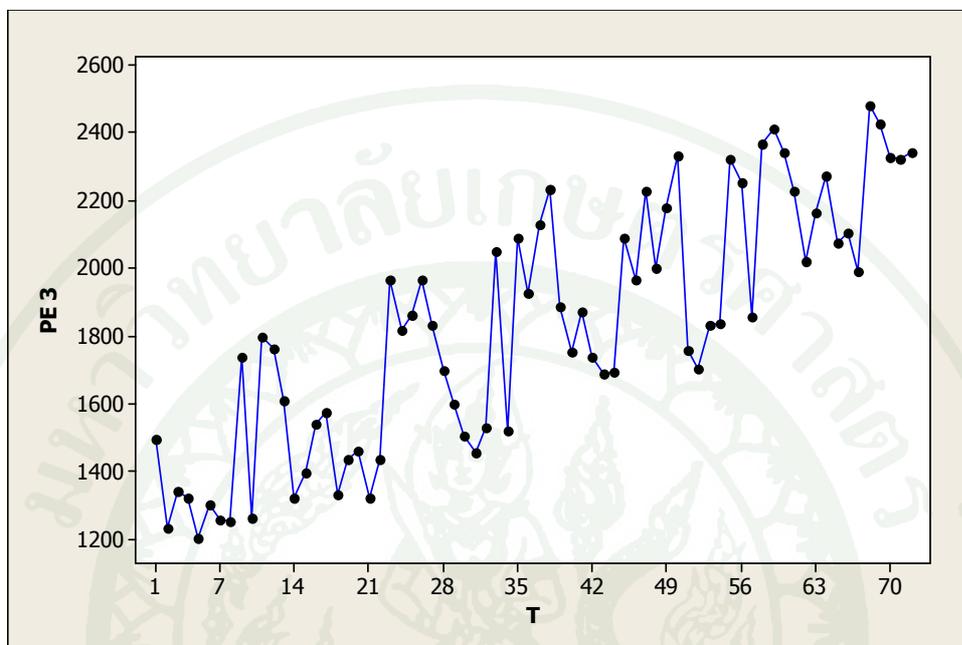
จากผลการวิเคราะห์รูปแบบที่เหมาะสมทั้ง 4 วิธีที่ศึกษา สำหรับข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคกลาง ผลการเปรียบเทียบดังตารางที่ 9 ดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่า วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 1.47 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าเท่ากับ 1.53 วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ ให้ค่าเท่ากับ 1.87 และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 2.11

พิจารณาจากค่า MAD พบว่า วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 97.14 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าเท่ากับ 100.65 วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ ให้ค่าเท่ากับ 126.73 และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 136.78

พิจารณาจากค่า MSE พบว่า วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 15,502.38 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าเท่ากับ 15,813.49 วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ ให้ค่าเท่ากับ 24,433.40 และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 33,878.79

ผลการวิเคราะห์ ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ มีดังนี้



ภาพที่ 14 ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 3

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter

จากการพิจารณาภาพที่ 14 พบว่าอนุกรมเวลา มีการเคลื่อนไหวที่มีส่วนประกอบของ แนวโน้มและฤดูกาล จึงกำหนดรูปแบบ Mul Holt - Winter ซึ่งการกำหนดค่าเริ่มต้น $\hat{T}_t(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_t(t)$ ใช้อนุกรมเวลา 36 ค่าแรก ในการกำหนดรูปแบบการถดถอย และกำหนดค่าปรับให้ เรียบที่ดีที่สุดคือ $\tau = 0.001$, $\gamma = 1.00$ และ $\delta = 0$ ซึ่งค่าปรับให้เรียบดังกล่าวจะให้ค่า SSE ต่ำ ที่สุด และมีค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ดังตารางที่ 10

ตารางที่ 10 ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 3

เดือน	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
ดัชนี	1.101	1.044	0.976	0.961	0.940	0.900	0.920	0.952	1.034	0.955	1.142	1.075
ฤดูกาล												

สามารถเขียนรูปแบบสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = (2,330.005 + h14.887) \times \hat{S}_t(t)$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Mul Holt - Winter เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี

จากการวิเคราะห์รูปแบบการถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยให้เดือนเป็นตัวแปรคัมมี พบว่า รูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาล แบบผลบวก เป็นรูปแบบที่เหมาะสม

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{PE3} = & 1,557.377 + 14.319 t - 84.028 X_1 - 163.997 X_2 - 300.833 X_3 \\ & - 328.835 X_4 - 364.17 X_5 - 436.139 X_6 - 394.275 X_7 \\ & - 321.86 X_8 - 200.679 X_9 - 316.881 X_{10} - 7.4335 X_{11} - 126.919 X_{12} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Add RG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. วิธีของบอกซ์ - เจนกินส์

จากการพิจารณารูปกราฟคอเรลโรแกรมแสดง ACF ของอนุกรมเวลา PE 3 พบว่าค่า $|r_k(e_k)|$ มีค่าลดลงช้าๆ มีลักษณะเป็นคลื่นทุก 12 ช่วงเวลา โดย $r_6(e_6)$ และ $r_{18}(e_{18})$ มีค่าต่ำกว่าค่าข้างเคียง ส่วน $r_{12}(e_{12})$ และ $r_{24}(e_{24})$ มีค่าสูงกว่าค่าข้างเคียง แสดงว่าอนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากมีอิทธิพลของฤดูกาล จึงแปลงอนุกรมเวลา โดยการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อกำจัดอิทธิพลของฤดูกาล ได้อนุกรมเวลาใหม่ Z_t ดังนี้

$$Z_t = \nabla_{12}Y_t = Y_t - Y_{t-12}$$

3.1 การกำหนดรูปแบบ จากอนุกรมเวลาใหม่ Z_t ซึ่งเป็นอนุกรมเวลาที่กำจัดอิทธิพลของฤดูกาล ทำให้ได้อนุกรมเวลาใหม่ที่เป็นสเตชันนารี จากนั้นกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลา PE 3 ที่แปลงให้เป็นสเตชันนารี จากการพิจารณาอาจจะได้รูปแบบที่เหมาะสมหลายรูปแบบ แต่เลือกรูปแบบที่ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด มีรูปแบบสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$Z_t = \theta_0 + (1 - \theta_2 B^2 - \theta_7 B^7)(1 - \theta_{12} B^{12}) \varepsilon_t$$

3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ จากรูปแบบข้างต้น ได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\theta_0 = 168.672$ $\theta_2 = 0.3466$ $\theta_7 = 0.3555$ $\theta_{12} = 0.7089$ โดยที่ $SSE = 34,814.99$ จะได้รูปแบบสมการพยากรณ์ ของอนุกรมเวลา PE 3 ดังนี้

$$Z_t = 168.67 + (1 - 0.3466B^2 - 0.3555B^7)(1 - 0.7089B^{12}) \varepsilon_t$$

หรือ $Z_t = 168.67 - 0.3466\varepsilon_{t-2} - 0.3555\varepsilon_{t-7} - 0.7089\varepsilon_{t-12} - 0.2457\varepsilon_{t-14} - 0.2520\varepsilon_{t-19} + \varepsilon_t$

3.2 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่า θ_0 ได้ค่า $t = 40.97$ (P Value = 0.0001) θ_2 ได้ค่า $t = 2.90$ (P Value = 0.0053) θ_7 ได้ค่า $t = 2.92$ (P Value = 0.0051) และ θ_{12} ได้ค่า $t = 5.66$ (P Value = 0.0001)

= 0.0001) และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอโตของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Box - Jenkins เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น มีความเหมาะสมอย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

การกำหนดตัวแบบ ได้จากการใช้คำสั่ง Solver จากโปรแกรม Microsoft Excel เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ (\hat{m}_i, \hat{c}_i) สำหรับกำหนดตัวแบบการถดถอยแบบพีชชีที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยต้องการให้สมการเป้าหมายมีความไม่แน่นอน หรือความคลุมเครือ น้อยที่สุด มีการกำหนดเงื่อนไข คือ ระดับความเป็นสมาชิกของ Y_t จะต้องมีค่าไม่น้อยกว่าค่า u ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้กำหนด $u = 0$

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\hat{Y}_t = (1,500.8, 108.2) + (12.66, 0)t + (-52.62, 0)X_1 + (-50.70, 195.9)X_2 + (-200.07, 82.1)X_3 \\ + (-247.87, 99.6)X_4 + (-249.05, 1.4)X_5 + (-287.50, 0)X_6 + (-154.42, 173)X_7 \\ + (-126.57, 138.5)X_8 + (-154.56, 179.6)X_9 + (-138.71, 162.4)X_{10} + (-48.42, 16.5)X_{11}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอโต ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี FRG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

5. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ ของข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

ตารางที่ 11 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 3

วิธีการพยากรณ์	ค่าคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
1. Mul Holt - Winter	6.85	120.83	23,413.61
2. Add RG - D	6.74	120.90	23,403.17
3. Box - Jenkins	8.51	138.80	32,494.24
4. FRG - D	8.06	140.20	27,644.56

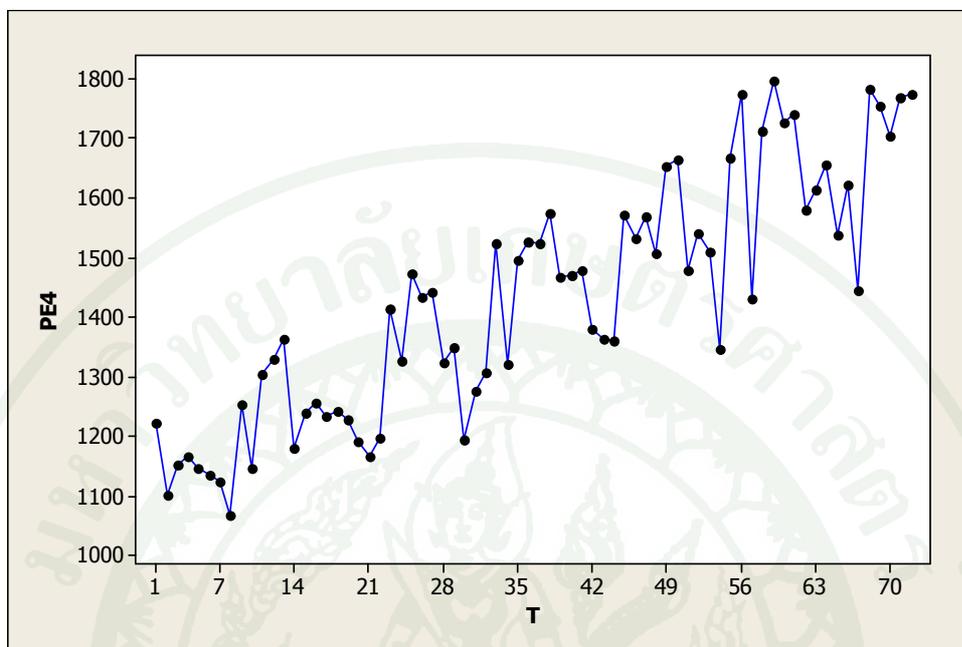
จากผลการวิเคราะห์รูปแบบที่เหมาะสมทั้ง 4 วิธีที่ศึกษา สำหรับข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ผลการเปรียบเทียบดังตารางที่ 11 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่า การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 6.74 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 6.85 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 8.06 และวิธีของบอซ - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 8.51

พิจารณาจากค่า MAD พบว่า วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 120.83 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าเท่ากับ 120.90 วิธีของบอซ - เจนกินส์ ให้ค่าเท่ากับ 138.80 และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 140.20

พิจารณาจากค่า MSE พบว่า การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 23,403.17 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 23,413.61 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 27,644.56 และวิธีของบอซ - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 32,494.24

ผลการวิเคราะห์ ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคใต้ มีดังนี้



ภาพที่ 15 ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 4

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter

จากการพิจารณาภาพที่ 15 พบว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวที่มีส่วนประกอบของ แนวโน้มและฤดูกาล จึงกำหนดรูปแบบ Mul Holt - Winter ซึ่งการกำหนดค่าเริ่มต้น $\hat{T}_t(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_t(t)$ ใช้อนุกรมเวลา 36 ค่าแรก ในการกำหนดรูปแบบการถดถอย และกำหนดค่าปรับให้เรียบที่ดีที่สุดคือ $\tau = 0$, $\gamma = 0$ และ $\delta = 0$ ซึ่งค่าปรับให้เรียบดังกล่าวจะให้ค่า SSE ต่ำที่สุด และมีค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ดังตารางที่ 12

ตารางที่ 12 ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 4

เดือน	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
ดัชนี	1.083	1.020	1.000	0.996	0.973	0.928	0.944	0.973	1.000	0.980	1.063	1.040
ฤดูกาล												

สามารถเขียนรูปแบบสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = (1,727.63 + h8.488) \times \hat{S}_t(t)$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Mul Holt - Winter เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี

จากการวิเคราะห์รูปแบบการถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยให้เดือนเป็นตัวแปรคัมมี พบว่า รูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาล แบบผลบวก เป็นรูปแบบที่เหมาะสม

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{PE4} = & 1,228.024 + 8.565 t + 3.06 X_1 - 80.392 X_2 - 112.186 X_3 \\ & - 117.15 X_4 - 151.681 X_5 - 216.346 X_6 - 193.61 X_7 \\ & - 138.892 X_8 - 112.123 X_9 - 134.937 X_{10} - 20.702 X_{11} - 55.433 X_{12} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Add RG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์

จากการพิจารณารูปกราฟของเรลโรแกรมแสดง ACF ของอนุกรมเวลา PE 3 พบว่า ค่า $r_k(e_k)$ มีค่ามากเมื่อ k มีค่าน้อยๆ และลดลงอย่างช้าๆ แสดงว่าอนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากมีแนวโน้ม จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาส่วนต่างเพื่อกำจัดอิทธิพลของแนวโน้ม เมื่อแปลงอนุกรมเวลาครั้งที่ 1 พบว่า ค่า $r_k(e_k)$ มีค่ามาก เมื่อ $k = 12, 24$ และ 36 เป็นต้น แสดงว่าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาล จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อกำจัดอิทธิพลของฤดูกาล ได้อนุกรมเวลาใหม่ Z_t ดังนี้

$$Z_t = \nabla \nabla_{12} Y_t = \nabla (Y_t - Y_{t-12}) = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$$

3.1 การกำหนดรูปแบบ จากอนุกรมเวลาใหม่ Z_t ซึ่งเป็นอนุกรมเวลาที่กำจัดอิทธิพลของแนวโน้ม และฤดูกาล ทำให้ได้อนุกรมเวลาใหม่ที่เป็นสเตชันนารี จากนั้นกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลา PE 4 ที่แปลงให้เป็นสเตชันนารี จากการพิจารณาอาจจะได้รูปแบบที่เหมาะสมหลายรูปแบบ แต่จะเลือกรูปแบบที่ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ซึ่งได้รูปแบบการพยากรณ์ คือ SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ซึ่งรูปแบบดังกล่าว ไม่มีค่าคงที่ θ_0 มีรูปแบบสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_{12} B^{12}) \varepsilon_t$$

3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ จากรูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ได้ค่าประมาณคือ $\theta_1 = 0.9077$ $\theta_{12} = 0.7294$ โดยที่ SSE = 9,998.35 จึงได้รูปแบบสมการพยากรณ์ PE 4 ดังนี้

$$Z_t = (1 - 0.9077B)(1 - 0.7294B^{12}) \varepsilon_t$$

$$\text{หรือ } Z_t = \varepsilon_t - 0.9077\varepsilon_{t-1} - 0.7294\varepsilon_{t-12} - 0.6621\varepsilon_{t-13}$$

3.3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่า การประมาณค่า θ_1 ได้ค่า $t = 14.96$ (P Value = 0.0001) และ θ_{12} ได้ค่า $t = 5.45$ (P Value = 0.0001) และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบ

อโตของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วย Box - Jenkins ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₂ มีความเหมาะสมอย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

การกำหนดตัวแบบ ได้จากการใช้คำสั่ง Solver จากโปรแกรม Microsoft Excel เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ (\hat{m}_i, \hat{c}_i) สำหรับกำหนดตัวแบบการถดถอยแบบพีชชีที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยต้องการให้สมการเป้าหมายมีความไม่แน่นอน หรือความคลุมเครือ น้อยที่สุด มีการกำหนดเงื่อนไขคือ ระดับความเป็นสมาชิกของ Y_t จะต้องมีค่าไม่น้อยกว่าค่า u ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้กำหนด $u = 0$

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t = & (1,189.45, 41) + (7.84, 0.4)t + (-65.62, 0)X_1 + (-21.07, 50.8)X_2 + (-29.77, 17.9)X_3 \\ & + (-89.51, 0)X_4 + (-90.47, 1.5)X_5 + (-170.8, 32.3)X_6 + (-107.64, 91.5)X_7 \\ & + (-28.31, 111.1)X_8 + (-59.11, 80.8)X_9 + (-55.07, 59.5)X_{10} + (75.52, 2.6)X_{11} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้น โดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอโต ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี FRG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

5. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ ของข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคใต้

ตารางที่ 13 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 4

วิธีการพยากรณ์	ค่าคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
a. Mul Holt - Winter	3.97	57.16	5,371.61
b. Add RG - D	4.01	57.11	5,310.03
c. Box - Jenkins	5.10	74.99	9,659.39
d. FRG - D	4.56	64.23	6,009.89

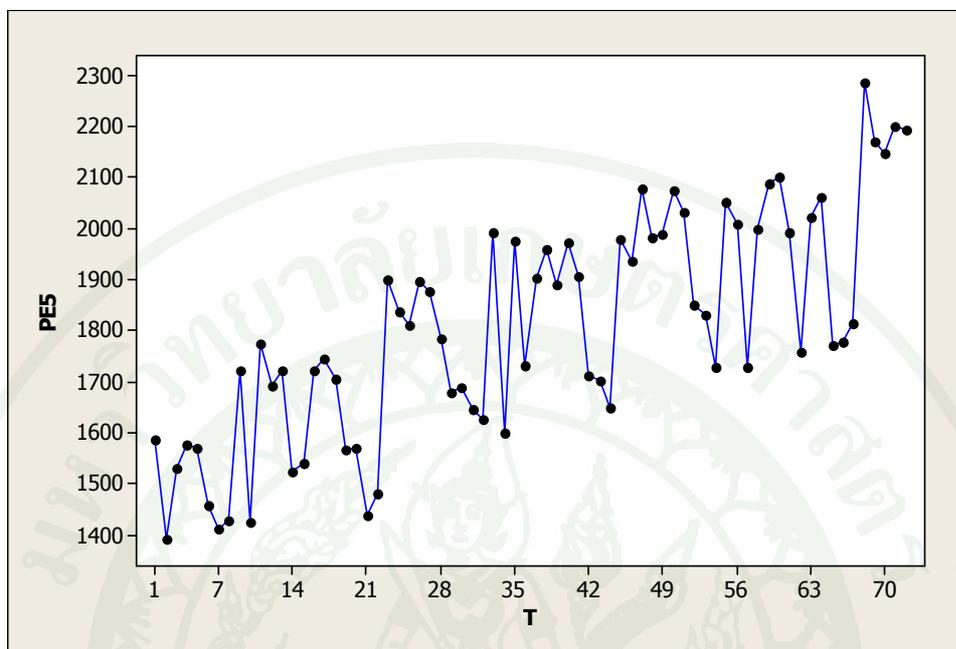
จากผลการหารูปแบบที่เหมาะสมทั้ง 4 วิธีที่ศึกษา ของข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคใต้ ผลการเปรียบเทียบดังตารางที่ 13 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่าวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 3.97 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าเท่ากับ 4.01 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 4.56 และวิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 5.10

พิจารณาจากค่า MAD พบว่าการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 57.11 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 57.16 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 64.23 และวิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 74.99

พิจารณาจากค่า MSE พบว่าการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 5,310.03 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 5,371.61 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 6,009.89 และวิธีของบอซซ์ - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 9,659.39

ผลการวิเคราะห์ ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคเหนือ มีดังนี้



ภาพที่ 16 ลักษณะการเคลื่อนไหว ของอนุกรมเวลา PE 5

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter

จากการพิจารณาภาพที่ 16 พบว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวที่มีส่วนประกอบของ แนวโน้มและฤดูกาล จึงกำหนดรูปแบบ Mul Holt - Winter ซึ่งการกำหนดค่าเริ่มต้น $\hat{T}_i(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ ใช้อนุกรมเวลา 36 ค่าแรก ในการกำหนดรูปแบบการถดถอย และกำหนดค่าปรับให้เรียบที่ดีที่สุด คือ $\tau = 0.015$, $\gamma = 0$ และ $\delta = 0$ ซึ่งค่าปรับให้เรียบดังกล่าวจะให้ค่า SSE ต่ำที่สุด และมีค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ดังตารางที่ 14

ตารางที่ 14 ค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือน ของอนุกรมเวลา PE 5

เดือน	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
ดัชนี	1.047	1.000	1.022	1.027	0.982	0.936	0.938	0.962	1.007	0.954	1.088	1.037
ฤดูกาล												

สามารถเขียนรูปแบบสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\hat{Y}_t(h) = (2,129.26 + h9.121) \times \hat{S}_t(t)$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Mul Holt - Winter เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี

จากการวิเคราะห์รูปแบบการถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยให้เดือนเป็นตัวแปรคัมมี พบว่า รูปแบบที่มีแนวโน้มฤดูกาล แบบผลบวก เป็นรูปแบบที่เหมาะสม

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{PE5} = & 1,657.32 + 8.087 t - 74.107 X_1 - 149.811 X_2 - 109.414 X_3 \\ & - 104.552 X_4 - 189.989 X_5 - 270.392 X_6 - 258.13 X_7 - 203.6 X_8 \\ & - 134.937 X_9 - 217.042 X_{10} - 13.838 X_{11} - 73.832 X_{12} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ ของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี Add RG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. วิธีของบอซซ์ - เจนกินส์

จากการพิจารณากราฟออเรลโรแกรมแสดง ACF ของอนุกรมเวลา PE 3 พบว่าค่า $r_k(e_k)$ มีค่ามากเมื่อ k มีค่าน้อยๆ และลดลงอย่างช้าๆ แสดงว่าอนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากมีแนวโน้ม จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาส่วนต่างเพื่อกำจัดอิทธิพลของแนวโน้ม เมื่อแปลงอนุกรมเวลา พบว่าค่า $r_k(e_k)$ มีค่ามาก เมื่อ $k = 12, 24$ และ 36 เป็นต้น แสดงว่าอนุกรมเวลา มีอิทธิพลของฤดูกาล จึงแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อกำจัดอิทธิพลของฤดูกาล ได้ อนุกรมเวลาใหม่ Z_t ดังนี้

$$Z_t = \nabla \nabla_{12} Y_t = \nabla(Y_t - Y_{t-12}) = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$$

3.1 การกำหนดรูปแบบ จากอนุกรมเวลาใหม่ Z_t ซึ่งเป็นอนุกรมเวลาที่กำจัดอิทธิพลของแนวโน้ม และฤดูกาล ทำให้ได้อนุกรมเวลาใหม่ที่เป็นสเตชันนารี จากนั้นกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลา PE 4 ที่แปลงให้เป็นสเตชันนารี จากการพิจารณาอาจจะได้รูปแบบที่เหมาะสมหลายรูปแบบ แต่จะเลือกรูปแบบที่ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ซึ่งได้รูปแบบการพยากรณ์ คือ SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ซึ่งรูปแบบดังกล่าวไม่มีค่าคงที่ θ_0 มีรูปแบบสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_{12} B^{12}) \varepsilon_t$$

3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ จากรูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ได้ค่าประมาณคือ $\theta_1 = 0.9271$ $\theta_{12} = 0.7234$ โดยที่ SSE = 22,436.61 ได้รูปแบบสมการพยากรณ์ สำหรับข้อมูล PE 5 ดังนี้

$$Z_t = (1 - 0.9271B)(1 - 0.7234B^{12}) \varepsilon_t$$

$$\text{หรือ } Z_t = \varepsilon_t - 0.9271\varepsilon_{t-1} - 0.7234\varepsilon_{t-12} - 0.6707\varepsilon_{t-13}$$

3.3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่า การประมาณค่า θ_1 ได้ค่า $t = 17.85$ (P Value = 0.0001)

และ θ_{12} ได้ค่า $t = 5.20$ (P Value = 0.0001) และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วย Box - Jenkins เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบ SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ มีความเหมาะสมอย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

การกำหนดตัวแบบ ได้จากการใช้คำสั่ง Solver จากโปรแกรม Microsoft Excel เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ (\hat{m}_t, \hat{c}_t) สำหรับกำหนดตัวแบบการถดถอยแบบพีชชีที่ใช้ตัวแปรคัมมี โดยต้องการให้สมการเป้าหมายมีความไม่แน่นอน หรือความคลุมเครือน้อยที่สุด มีการกำหนดเงื่อนไขคือ ระดับความเป็นสมาชิกของ Y_t จะต้องมีค่าไม่น้อยกว่าค่า u ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้กำหนด $u = 0$

สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t = & (1585.1, 75.9) + (6.79, 0.6)t + (0, 0)X_1 + (-46.52, 90)X_2 + (-23.14, 39.4)X_3 \\ & + (14.60, 0)X_4 + (-91.36, 48.2)X_5 + (-113.6, 25.9)X_6 + (-78.29, 63.1)X_7 \\ & + (-5.25, 127.4)X_8 + (-57.64, 143.9)X_9 + (-98.45, 66.9)X_{10} + (70.59, 0)X_{11} \end{aligned}$$

จากรูปแบบสมการพยากรณ์ข้างต้น เมื่อนำมาตรวจสอบข้อสมมติฐานเบื้องต้นโดยใช้สถิติทดสอบ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ และค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธี FRG - D เป็นอิสระต่อกัน ดังนั้น แสดงว่ารูปแบบสมการพยากรณ์ที่กำหนดขึ้นมีความเหมาะสม อย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

5. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ ของข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคเหนือ

ตารางที่ 15 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 5

วิธีการพยากรณ์	ค่าคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
1. Mul Holt - Winter	5.16	92.02	13,650.90
2. Add RG - D	4.99	88.90	12,710.70
3. Box - Jenkins	6.34	108.50	21,676.06
4. FRG - D	6.03	107.08	15,357.14

จากผลการหารูปแบบที่เหมาะสมทั้ง 4 วิธีที่ศึกษา ของข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในเขตภาคเหนือ ผลการเปรียบเทียบดังตารางที่ 15 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่าการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 4.99 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 5.16 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 6.03 และวิธีของบอช - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 6.34

พิจารณาจากค่า MAD พบว่าการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 88.90 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 92.02 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 107.08 และ วิธีของบอช - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 108.50

พิจารณาจากค่า MSE พบว่าการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 12,710.70 วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ให้ค่าเท่ากับ 13,650.90 การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี ให้ค่าเท่ากับ 15,357.14 และวิธีของบอช - เจนกินส์ ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 21,676.06

ผลการศึกษาส่วนที่ 2 ผลการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน เพื่อหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด

ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน สำหรับอนุกรมเวลา PE 1 จากรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดจากส่วนที่ 1 พิจารณาจากค่า MAPE, MSE และ MAD รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก แสดงผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า ดังตารางที่ 16

ตารางที่ 16 ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 1

ช่วงการพยากรณ์ ล่วงหน้า (เดือน)	ค่าความคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
2	6.25	425.45	291,150.05
6	6.02	437.26	402,091.45
12	8.40	570.64	569,890.95

จากการวิเคราะห์ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ของอนุกรมเวลา PE 1 ผลการวิเคราะห์ดังตารางที่ 16 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 6.02 การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 6.25 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 8.40

พิจารณาจากค่า MAD พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 425.45 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 437.26 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 570.64

พิจารณาจากค่า MSE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 291,150.05 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 402,091.45 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 569,890.95

ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน สำหรับอนุกรมเวลา PE 2 จากรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดจากส่วนที่ 1 พิจารณาจากค่า MAPE, MAD และ MSE รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ แสดงผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า ดังตารางที่ 17

ตารางที่ 17 ผลการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 2

ช่วงการพยากรณ์ ล่วงหน้า (เดือน)	ค่าความคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
2	2.12	122.62	26,573.18
6	3.26	252.96	78,643.97
12	5.35	392.46	244,683.75

จากการวิเคราะห์ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ ของอนุกรมเวลา PE 2 ผลการวิเคราะห์ดังตารางที่ 17 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 2.12 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 3.26 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 5.35

พิจารณาจากค่า MAD พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 122.62 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 252.96 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 392.46

พิจารณาจากค่า MSE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 26,573.18 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 78,643.97 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 244,683.75

ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน สำหรับอนุกรมเวลา PE 3 จากรูปแบบที่เหมาะสมที่สุด จากส่วนที่ 1 เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE, MAD และ MSE รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก แสดงผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า ดังตารางที่ 18

ตารางที่ 18 ผลการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 3

ช่วงการพยากรณ์ ล่วงหน้า (เดือน)	ค่าความคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
2	5.47	128.50	16,740.16
6	8.79	185.60	41,951.61
12	14.54	293.50	122,533.44

จากการวิเคราะห์ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ของอนุกรมเวลา PE 3 ผลการวิเคราะห์ดังตารางที่ 18 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 5.47 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 8.79 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 14.54

พิจารณาจากค่า MAD พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 128.50 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 185.60 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 293.50

พิจารณาจากค่า MSE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 16,740.16 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 41,651.61 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 122,533.44

ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน สำหรับอนุกรมเวลา PE 4 จากรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดจากส่วนที่ 1 เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE, MAD และ MSE รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก แสดงผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า ดังตารางที่ 19

ตารางที่ 19 ผลการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 4

ช่วงการพยากรณ์ ล่วงหน้า (เดือน)	ค่าความคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
2	3.69	69.41	5,169.69
6	6.16	102.18	14,736.91
12	6.93	115.36	17,155.84

จากการวิเคราะห์ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี แบบผลบวก ของอนุกรมเวลา PE 4 ผลการวิเคราะห์ดังตารางที่ 19 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 3.69 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 6.16 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 6.93

พิจารณาจากค่า MAD พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 69.41 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 102.18 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 115.36

พิจารณาจากค่า MSE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 5,169.69 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 14,736.91 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 17,155.84

ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน สำหรับอนุกรมเวลา PE 5 จากรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดจากส่วนที่ 1 เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE, MAD และ MSE รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก แสดงผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า ดังตารางที่ 20

ตารางที่ 20 ผลการเปรียบเทียบช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 5

ช่วงการพยากรณ์ ล่วงหน้า (เดือน)	ค่าความคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
2	2.60	57.64	6,260.04
6	2.78	56.75	5,941.57
12	4.30	85.54	12,304.65

จากการวิเคราะห์ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก ของอนุกรมเวลา PE 5 ผลการวิเคราะห์ดังตารางที่ 20 มีดังนี้

พิจารณาจากค่า MAPE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 2.60 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 2.78 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 4.30

พิจารณาจากค่า MAD พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 56.75 การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 57.64 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 85.54

พิจารณาจากค่า MSE พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน ให้ค่าต่ำที่สุดเท่ากับ 5,941.57 การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน ให้ค่าเท่ากับ 6,260.04 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน ให้ค่าสูงที่สุดเท่ากับ 12,304.65

วิจารณ์

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ของประเทศไทย โดยแบ่งออกเป็นรายเขต 5 เขต ได้แก่ 1) เขตนครหลวง 2) เขตภาคกลาง 3) เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ 4) เขตภาคใต้ 5) เขตภาคเหนือ โดยใช้วิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา 4 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่ วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบพีชชี โดยแยกการวิเคราะห์เป็น 2 ส่วน คือ การกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด และการหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด พบว่า

1. ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเขตนครหลวง ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และเขตภาคใต้ เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE, MAD และ MSE อาจจะไม่สอดคล้องกัน ดังตัวอย่าง ผลการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ และการหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด ของเขตนครหลวง

ตารางที่ 21 อ้างอิงจากตารางที่ 7 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ของอนุกรมเวลา PE 1

วิธีการพยากรณ์	ค่าคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
1. Mul Holt - Winter	3.81	263.59	116,607.51
2. Add RG - D	3.85	269.71	112,121.60
3. Box - Jenkins	4.22	297.31	185,147.13
4. FRG - D	4.35	306.39	126,757.88

จากตารางที่ 21 จะเห็นว่าเมื่อพิจารณาจากค่า MAPE และ MAD รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด อันดับ 1 คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ อันดับ 2 คือ การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบผลบวก แต่พิจารณาจากค่า MSE รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด อันดับ 1 คือ การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบผลบวก อันดับ 2 คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ แต่ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างรูปแบบที่เหมาะสมที่สุด อันดับ 1 และอันดับ 2 แตกต่างกันอย่างน้อยมาก ดังนั้น การเลือกรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด คือ การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบผลบวก เนื่องจากเป็นวิธีการ

พยากรณ์ที่การคำนวณซับซ้อนน้อยกว่า จึงใช้เวลาในการวิเคราะห์น้อยกว่า จากนั้นนำรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดนำมาหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า ได้ผลการเปรียบเทียบ ดังตารางที่ 22

ตารางที่ 22 อ้างอิงจากตารางที่ 16 ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 2, 6 และ 12 เดือน ของอนุกรมเวลา PE 1

การพยากรณ์ล่วงหน้า (เดือน)	ค่าความคลาดเคลื่อน		
	MAPE(%)	MAD	MSE
2	6.25	425.45	291,150.05
6	6.02	437.26	402,091.45
12	8.40	570.64	569,890.95

จากตารางที่ 22 จะเห็นว่าเมื่อพิจารณาจากค่า MAPE พบว่า การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือนเหมาะสมที่สุด แต่เมื่อพิจารณาจากค่า MAD และ MSE พบว่า การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือนเหมาะสมที่สุด แต่ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน และ 6 เดือน แตกต่างกันน้อยมาก ซึ่งการพิจารณาเลือกการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด พิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด 2 ใน 3 ของค่า MAPE, MAD และ MSE ดังนั้น การพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลา PE 1 คือ การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน

2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี เป็นรูปแบบสมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพ แต่ไม่ใช่รูปแบบสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด สำหรับข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในประเทศไทย เนื่องจากการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาลไม่ชัดเจน แต่ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ในประเทศไทย มีลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่มีส่วนประกอบของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลที่ชัดเจน ดังนั้น จากผลการศึกษาเพื่อหารูปแบบสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด พบว่า การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี และวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter เป็นวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

สรุปและข้อเสนอแนะ

สรุป

จากการศึกษาวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบอกซ์ - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี เพื่อใช้ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ของประเทศไทย ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 เขต ได้แก่ เขตนครหลวง เขตภาคกลาง เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เขตภาคใต้ และเขตภาคเหนือ เมื่อได้รูปแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด จากนั้นนำรูปแบบดังกล่าวมาหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ช่วง คือ 2, 6 และ 12 เดือน เพื่อเปรียบเทียบหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด ซึ่งเกณฑ์ที่ใช้ในการวัดความถูกต้องของการพยากรณ์พิจารณาจากค่า MAPE MAD และ MSE ซึ่งจากการวิเคราะห์ห้อนุกรมเวลาทั้ง 5 ชุด พบว่า อนุกรมเวลาทุกชุดมีลักษณะการเคลื่อนไหวของแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล ผลจากการศึกษาสรุปได้ดังนี้

ตารางที่ 23 วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด

อนุกรมเวลา	เขต	วิธีการพยากรณ์
PE 1	นครหลวง	Add RG - D
PE 2	ภาคกลาง	Mul Holt - Winter
PE 3	ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	Add RG - D
PE 4	ภาคใต้	Add RG - D
PE 5	ภาคเหนือ	Add RG - D

จากการวิเคราะห์เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมที่สุด พิจารณาจากค่า MAPE, MAD และ MSE ซึ่งผลการวิเคราะห์จากค่า MAPE, MAD และ MSE ซึ่งได้ผลสรุปดังตารางที่ 23 คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาเขตภาคกลาง และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เขตภาคใต้ และเขตภาคเหนือ

ตารางที่ 24 ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด

อนุกรมเวลา	เขต	ช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า (เดือน)
PE 1	นครหลวง	2
PE 2	ภาคกลาง	2
PE 3	ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	2
PE 4	ภาคใต้	2
PE 5	ภาคเหนือ	6

จากการวิเคราะห์ เพื่อหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าที่เหมาะสมที่สุด ดังตารางที่ 24 พบว่า การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 เดือน เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง เขตภาคกลาง เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และเขตภาคใต้ และการพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน เหมาะสมที่สุด สำหรับอนุกรมเวลาเขตภาคเหนือ

ข้อเสนอแนะ

1. ผลการศึกษาครั้งนี้ สามารถนำไปใช้ประโยชน์สำหรับการตัดสินใจ วางแผนการผลิตพลังงานไฟฟ้า และระบบสายส่ง เพื่อตอบสนองต่อความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่มีแนวโน้มเพิ่มมากขึ้น
2. จากรูปแบบสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมในการศึกษาครั้งนี้ สามารถนำไปประยุกต์กับอนุกรมเวลา ที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่คล้ายคลึงกัน
3. ในการศึกษาต่อไปอาจศึกษาวิธีการพยากรณ์ที่แตกต่างจาก การศึกษาครั้งนี้ เช่น การวิเคราะห์การถดถอย ที่รูปแบบ ประกอบด้วย ตัวแปรคัมมี เช่น ฤดูกาล และตัวแปรชี้้นำ เช่น GDP อัตราค่าไฟฟ้า และ นโยบายของรัฐบาลเกี่ยวกับพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า เป็นต้น

เอกสารและสิ่งอ้างอิง

กนกวรรณ วิไลศรี. 2547. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่ แบบพีชชี. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. 2547. การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะยาวของประเทศไทย. ศูนย์บริการวิชาการ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์, กรุงเทพฯ.

จันทร์ธา วงษ์อุทอง. 2548. การพยากรณ์ปริมาณความต้องการไฟฟ้า: กรณีศึกษาการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

โชคชัย วิวัฒนากันตัง. 2545. การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยตัวแบบพีชชีNARMA. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

ทรงศิริ แต่สมบัติ. 2549. การพยากรณ์เชิงปริมาณ. พิมพ์ครั้งที่ 1 มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ.

ธิดารัตน์ จันทวี. 2539. การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าเพื่อการผลิตไฟฟ้าระยะสั้น. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

พยุ่ง มีสัจ. 2553. **Fuzzy Systems and Neural Networks**. แหล่งที่มา:
<http://suanpalm3.kmutnb.ac.th/teacher/phayung/>, 7 ตุลาคม 2554.

พิพัฒน์ บำรุงกาญจน์. 2550. การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางของการไฟฟ้า นครหลวงโดยใช้วิธีเอกโพเนนเชียลสมมูลตั้งและวิธีบ็อกและเจนกินส์. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

สุมิตรา อมรพักตร์. 2542. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในส่วนภูมิภาค. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

อารักษ์ หาญสันเทียะ. 2549. การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้ารายเดือนด้วยวิธีอโต้รีเกรซชันฟuzzy ฟังเอฟเวอร์เรจ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

Bowerman, B.L., R.T. O'Connell and A.B. Koehler. 2005. **Forecasting, time series, and regression : an applied approach.** 4th ed. Thomson Brooks, The United States of America.

Chen, S.M. 1996. Forecasting enrollment based on fuzzy time series. **Fuzzy Set and Systems** 81(3): 311-319.

Hwang, J.R. 1998. Handling forecasting problems using fuzzy time series. **Fuzzy Set and Systems** 100(1-3): 217-228.

Song, Q. and B.S. Chissom. 1993. Fuzzy time series and its models. **Fuzzy Set and Systems** 54(3): 269-277.

Tsaur, R.C., H.F. Wang and J.C. Yang. 2002. Fuzzy Regression for Seasonal Time Series Analysis. **International Journal of Information Technology & Decision Making** 1(1):165-175.

Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy Sets. **Information and control** 8: 338-353





ตารางผนวกที่ ก1 ข้อมูลความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละเขต
ของประเทศไทย (หน่วยการวัด เป็น เมกะวัตต์)

ปี	เดือน	นครหลวง	ภาคกลาง	ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	ภาคใต้	ภาคเหนือ
2545	ม.ค.	5,198.9	5,053.2	1,493.7	1,221.5	1,585.2
2545	ก.พ.	6,368.4	5,170.0	1,230.9	1,099.9	1,391.6
2545	มี.ค.	6,802.1	5,661.7	1,340.5	1,151.2	1,529.8
2545	เม.ย.	7,052.5	5,564.7	1,322.3	1,165.0	1,576.6
2545	พ.ค.	6,938.0	5,431.8	1,205.4	1,147.5	1,570.4
2545	มิ.ย.	6,831.9	5,433.1	1,300.1	1,134.9	1,456.9
2545	ก.ค.	6,789.0	5,449.1	1,257.6	1,123.0	1,411.1
2545	ส.ค.	6,737.8	5,427.8	1,252.1	1,068.4	1,426.0
2545	ก.ย.	5,715.0	5,389.5	1,739.1	1,252.5	1,722.1
2545	ต.ค.	6,749.9	5,411.9	1,262.5	1,145.3	1,422.7
2545	พ.ย.	5,730.9	5,466.6	1,799.9	1,302.9	1,773.9
2545	ธ.ค.	5,777.0	5,370.0	1,761.0	1,329.6	1,692.1
2546	ม.ค.	5,590.5	5,493.8	1,609.8	1,362.9	1,720.5
2546	ก.พ.	6,988.9	5,708.9	1,323.3	1,180.4	1,522.0
2546	มี.ค.	7,224.7	5,824.5	1,395.0	1,238.5	1,539.5
2546	เม.ย.	7,482.7	5,824.0	1,542.5	1,256.1	1,721.1
2546	พ.ค.	7,632.6	5,936.1	1,576.7	1,232.6	1,743.4
2546	มิ.ย.	7,283.3	5,805.4	1,333.0	1,240.7	1,706.2
2546	ก.ค.	7,143.3	5,896.4	1,435.6	1,228.9	1,567.6
2546	ส.ค.	7,162.9	5,817.0	1,462.9	1,191.8	1,570.6
2546	ก.ย.	7,022.0	5,867.6	1,324.3	1,164.7	1,437.6
2546	ต.ค.	7,114.2	5,763.5	1,434.2	1,197.0	1,480.0
2546	พ.ย.	6,146.9	5,942.6	1,965.2	1,415.4	1,899.3
2546	ธ.ค.	6,156.0	5,844.5	1,817.6	1,326.4	1,838.3
2547	ม.ค.	5,753.5	5,931.9	1,861.0	1,474.4	1,810.9

ตารางผนวกที่ ก1 (ต่อ)

ปี	เดือน	นครหลวง	ภาคกลาง	ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	ภาคใต้	ภาคเหนือ
2547	ก.พ.	6,373.3	6,003.8	1,966.3	1,432.7	1,896.2
2547	มี.ค.	7,656.1	6,518.3	1,833.0	1,441.7	1,876.7
2547	เม.ย.	7,916.9	6,530.0	1,697.0	1,324.0	1,784.2
2547	พ.ค.	7,490.8	6,255.1	1,601.8	1,348.3	1,677.5
2547	มิ.ย.	7,427.1	6,316.7	1,507.0	1,193.2	1,687.3
2547	ก.ค.	7,403.0	6,147.5	1,457.7	1,276.6	1,645.5
2547	ส.ค.	7,542.4	6,519.2	1,532.7	1,306.5	1,625.4
2547	ก.ย.	6,502.8	6,159.0	2,052.0	1,524.8	1,991.1
2547	ต.ค.	7,437.8	6,428.4	1,522.0	1,322.4	1,598.9
2547	พ.ย.	6,596.1	6,675.8	2,092.5	1,496.9	1,975.0
2547	ธ.ค.	6,849.8	6,125.6	1,925.8	1,527.9	1,732.1
2548	ม.ค.	6,227.8	6,474.0	2,130.2	1,525.3	1,903.9
2548	ก.พ.	6,564.8	6,608.1	2,235.4	1,574.2	1,957.5
2548	มี.ค.	7,842.4	7,139.0	1,884.8	1,466.3	1,889.0
2548	เม.ย.	8,257.3	7,081.9	1,755.7	1,471.5	1,971.1
2548	พ.ค.	8,255.5	7,020.2	1,873.8	1,480.3	1,907.0
2548	มิ.ย.	7,699.7	6,706.5	1,737.9	1,381.6	1,711.8
2548	ก.ค.	7,815.8	6,388.7	1,691.1	1,364.4	1,700.1
2548	ส.ค.	7,677.5	6,660.2	1,692.6	1,360.1	1,649.0
2548	ก.ย.	6,523.7	6,610.2	2,092.2	1,572.2	1,977.6
2548	ต.ค.	6,377.0	6,950.8	1,964.3	1,531.6	1,935.0
2548	พ.ย.	6,492.2	6,722.1	2,229.5	1,569.8	2,078.8
2548	ธ.ค.	6,392.2	6,565.1	2,000.4	1,508.3	1,983.7
2549	ม.ค.	6,455.0	6,602.8	2,177.6	1,654.3	1,989.5
2549	ก.พ.	6,811.0	6,813.7	2,333.3	1,663.8	2,073.9

ตารางผนวกที่ ก1 (ต่อ)

ปี	เดือน	นครหลวง	ภาคกลาง	ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	ภาคใต้	ภาคเหนือ
2549	มี.ค.	8,163.9	7,313.5	1,756.2	1,478.9	2,032.3
2549	เม.ย.	8,200.4	7,235.8	1,703.6	1,540.3	1,851.2
2549	พ.ค.	8,418.9	7,470.5	1,833.3	1,509.5	1,831.8
2549	มิ.ย.	8,112.2	7,417.0	1,836.6	1,345.7	1,727.8
2549	ก.ค.	6,840.9	7,154.4	2,324.1	1,668.8	2,052.1
2549	ส.ค.	6,859.6	6,969.0	2,255.4	1,776.0	2,009.7
2549	ก.ย.	7,975.1	7,222.3	1,857.3	1,431.2	1,727.6
2549	ต.ค.	6,850.8	7,120.7	2,367.2	1,714.2	1,999.4
2549	พ.ย.	6,927.6	7,219.9	2,411.4	1,796.2	2,088.5
2549	ธ.ค.	6,904.7	7,017.0	2,344.4	1,726.3	2,099.8
2550	ม.ค.	6,672.4	7,116.7	2,231.1	1,741.1	1,993.5
2550	ก.พ.	7,804.1	7,432.7	2,020.3	1,579.2	1,756.6
2550	มี.ค.	8,566.8	7,793.7	2,164.9	1,614.2	2,021.4
2550	เม.ย.	8,816.2	7,781.0	2,271.2	1,655.5	2,062.2
2550	พ.ค.	8,321.5	7,526.9	2,075.2	1,538.4	1,772.2
2550	มิ.ย.	8,351.9	7,695.5	2,105.7	1,623.9	1,778.4
2550	ก.ค.	7,866.3	7,278.5	1,991.3	1,446.1	1,814.1
2550	ส.ค.	7,016.6	7,284.1	2,482.1	1,784.7	2,285.5
2550	ก.ย.	7,049.8	7,662.2	2,425.9	1,754.1	2,170.7
2550	ต.ค.	6,869.1	7,545.9	2,329.3	1,703.5	2,146.6
2550	พ.ย.	6,754.5	7,434.8	2,323.6	1,769.6	2,200.9
2550	ธ.ค.	6,919.2	7,728.6	2,341.9	1,775.3	2,192.9
2551	ม.ค.	6,822.2	7,420.6	2,405.6	1,907.0	2,178.0
2551	ก.พ.	6,806.7	7,546.0	2,309.1	1,869.6	2,176.8
2551	มี.ค.	8,221.1	8,048.6	2,023.1	1,698.2	2,121.1

ตารางผนวกที่ ก1 (ต่อ)

ปี	เดือน	นครหลวง	ภาคกลาง	ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	ภาคใต้	ภาคเหนือ
2551	เม.ย.	8,650.4	7,758.8	2,162.2	1,714.0	2,282.8
2551	พ.ค.	7,267.6	7,789.2	2,388.4	1,868.7	2,296.1
2551	มิ.ย.	8,194.9	7,809.2	1,936.0	1,446.2	2,009.5
2551	ก.ค.	8,234.4	7,828.4	1,920.4	1,586.0	1,920.0
2551	ส.ค.	8,391.4	7,714.2	1,915.5	1,647.9	1,921.1
2551	ก.ย.	8,170.1	7,511.9	1,775.1	1,580.7	1,975.9
2551	ต.ค.	6,938.7	7,335.3	2,372.8	1,886.7	2,177.9
2551	พ.ย.	6,695.7	7,123.4	2,380.1	1,869.2	2,132.5
2551	ธ.ค.	5,504.5	6,841.7	2,206.3	1,741.5	2,100.1
2552	ม.ค.	7,040.3	6,656.5	2,334.3	1,849.9	2,067.6
2552	ก.พ.	7,989.6	7,158.1	2,641.7	1,918.5	2,219.1
2552	มี.ค.	8,165.4	7,599.6	2,754.7	1,920.4	2,391.7
2552	เม.ย.	8,564.8	7,696.6	2,752.6	1,944.5	2,363.5
2552	พ.ค.	8,220.3	7,705.5	2,594.1	1,965.8	2,128.7
2552	มิ.ย.	8,114.5	7,545.6	2,593.0	1,989.3	2,091.9
2552	ก.ค.	7,803.6	7,867.9	2,719.3	1,921.0	2,119.7
2552	ส.ค.	8,328.0	7,922.4	2,704.4	1,957.5	2,185.1
2552	ก.ย.	8,174.8	7,835.8	2,736.4	1,916.7	2,185.2
2552	ต.ค.	8,120.9	7,823.6	2,727.6	1,938.7	2,106.1
2552	พ.ย.	8,267.0	7,963.7	2,802.2	1,958.2	2,201.1
2552	ธ.ค.	7,854.7	7,745.9	2,494.0	1,984.8	2,016.8

ที่มา: การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (2553)



ภาคผนวก ข

ตัวอย่างการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเขตนครหลวง ของประเทศไทย

ตัวอย่างการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

ในงานวิจัยนี้ ศึกษาวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา 4 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมี วิธีของบอช - เจนกินส์ และการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีซซี เพื่อพยากรณ์ปริมาณความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดรายเดือน ของประเทศไทย โดยจำแนกข้อมูลออกเป็น 5 เขต ได้แก่ เขตนครหลวง เขตภาคกลาง เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เขตภาคใต้ และเขตภาคเหนือ ซึ่งในที่นี้จะแสดงตัวอย่างการวิเคราะห์รูปแบบการพยากรณ์ และหาค่าพยากรณ์ สำหรับแต่ละวิธี โดยใช้อนุกรมเวลา PE 1 (เขตนครหลวง)

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ

กำหนดรูปแบบเริ่มต้น ด้วยการวิเคราะห์รูปแบบการถดถอย โดยใช้โปรแกรม SAS 9.1

ดังนี้

ตารางผนวกที่ ข1 การวิเคราะห์ความแปรปรวน สำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง

	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value
Intercept	6,340.008	216.52957	29.28	< 0.0001
X Variable 1	24.54762	10.20541	2.41	0.0217

เมื่อได้รูปแบบเริ่มต้น และกำหนดค่าปรับให้เรียบที่ดีที่สุด คือ $\tau = 0.097$, $\gamma = 0.036$ และ $\delta = 0$ สำหรับค่าดัชนีฤดูกาลรายเดือนแสดงในตารางที่ 6 จากนั้นวิเคราะห์หารูปแบบ โดยใช้โปรแกรม Microsoft Excel 2003 ดังตารางผนวกที่ ข2

ตารางผนวกที่ ข2 การวิเคราะห์รูปแบบ ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt - Winter แบบผลคูณ

Time	y	Level	Growth Rate	Seasonal Factor	Forecast Made Lest Period
1	5,198.9	6,322.13	24.5476	0.8581	5,461.2
2	6,368.4	6,370.35	24.5476	0.9772	6,201.7
3	6,802.1	6,366.51	24.5476	1.0988	7,026.9
4	7,052.5	6,370.04	24.5476	1.1303	7,223.6
5	6,938.0	6,373.71	24.5476	1.1111	7,105.1
6	6,831.9	6,392.04	24.5476	1.0753	6,880.1
7	6,789.0	6,440.21	24.5476	1.0307	6,613.6
8	6,737.8	6,494.41	24.5476	1.0089	6,522.2
9	5,715.0	6,449.44	24.5476	0.9496	6,190.7
10	6,749.9	6,545.44	24.5476	0.9658	6,252.7
11	5,730.9	6,547.27	24.5476	0.8946	5,877.3
12	5,777.0	6,550.95	24.5476	0.8996	5,912.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
71	6,754.5	7,617.92	24.5476	0.8946	6,824.5
72	6,919.2	7,649.21	24.5476	0.8996	6,875.5

2. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบผลบวก

การกำหนดรูปแบบ และการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้น โดยใช้โปรแกรม SAS 9.1 มีรายละเอียด ดังนี้

```

dm'log;clear;out;clear;';
data for_regdummy_MAE;
input y;
Lny = Log(y);
Time=_n_;
datalines;
5198.9
6368.4
6802.1
:
7052.5
6869.1
6754.5
6919.2
;
data future;
input y time;
datalines;
. 73
. 74
. 75
:
. 83
. 84
run;
data for_regdummy_MAE12;
update for_regdummy_MAE future;
by time;
run;
data for_regdummy_seasonal_MAE;
set for_regdummy_MAE12;
if mod(Time,12)=1 then M1=1; else M1=0;
if mod(Time,12)=2 then M2=1; else M2=0;
if mod(Time,12)=3 then M3=1; else M3=0;
if mod(Time,12)=4 then M4=1; else M4=0;
if mod(Time,12)=5 then M5=1; else M5=0;
if mod(Time,12)=6 then M6=1; else M6=0;
if mod(Time,12)=7 then M7=1; else M7=0;
if mod(Time,12)=8 then M8=1; else M8=0;
if mod(Time,12)=9 then M9=1; else M9=0;
if mod(Time,12)=10 then M10=1; else M10=0;
if mod(Time,12)=11 then M11=1; else M11=0;
proc plot data = work.for_regdummy_seasonal_MAE;
plot y*Time;
proc reg data = work.for_regdummy_seasonal_MAE;
model y = Time M1 M2 M3 M4 M5 M6 M7 M8 M9 M10 M11/CLM CLI DW;
/*identification model*/
output out = results predicted = yhat residual = resid;

```

```

proc sort data = results; by Time;
proc print data = results;
proc plot data = results;
plot resid* yhat;
proc univariate data = results normal plot;
var resid; /*Assuming checking for normal distribution*/
proc arima data = work.for_regdummy_seasonal_MAE;
identify var = y nlag = 36
crosscor = (Time M1 M2 M3 M4 M5 M6 M7 M8 M9 M10 M11)noprint;
estimate input = (Time M1 M2 M3 M4 M5 M6 M7 M8 M9 M10 M11)printall
plot; /*Diagnostic checking for variation*/
forecast lead = 12 out = work.fcast1; /*Forecasting 12 time*/
data fcast2;
set work.fcast1;
forecasty = Forecast;
L95CI= L95;
U95CI= U95;
proc print data = work.fcast2;
var forecasty;
run;

```

3. วิธีของบ็อกซ์ - เจนกินส์

กำหนดรูปแบบ การประมาณค่าพารามิเตอร์ และการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ โดยใช้โปรแกรม SAS 9.1 มีรายละเอียด ดังนี้

```

data for_BOX_MEA;
input y_MEA;
Lny = Log(y_MEA);
Time=_n_;
datalines;
5198.9
6368.4
6802.1
:
6869.1
6754.5
6919.2
;
proc arima data = for_BOX_MEA;
identify var = y_MEA nlag = 48; /*Look ACF and PACF Before
transformation*/
proc arima data = for_BOX_MEA;
identify var = y_MEA(1,12) nlag = 36; /* ACF and PACF After
transformation*/
estimate q=(1) (12) noconstant printall plot;
forecast lead = 12;
run;

```

4. การวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรคัมมีแบบพีชชี

ในงานวิจัยครั้งนี้จะใช้โปรแกรม Microsoft Excel เพื่อแก้ปัญหาที่กำหนดการเชิงเส้นของตัวแบบการถดถอยแบบพีชชีที่ใช้ตัวแปรคัมมี การแก้ปัญหาเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์แบบพีชชีซึ่งประกอบด้วยค่ากลาง และค่าการกระจาย (\hat{m}_i, \hat{c}_i) (กนกวรรณ, 2547) ซึ่งขั้นตอนวิธีการใช้โปรแกรม Microsoft Excel 2003 มีดังนี้

4.1 ป้อนค่า Y ทั้ง 72 ค่าในเซลล์ C7 ถึง C78 และป้อนค่า x1 ถึง x11 ทั้ง 72 ค่าในเซลล์ D7 ถึง N78 และป้อนค่า u=0 ที่ เซลล์ B3

4.2 กำหนดเซลล์เพื่อใช้เป็นที่เก็บค่ากลาง และค่าการกระจาย โดยให้เซลล์ R10 และ S10 ใช้เป็นค่าเก็บค่ากลาง ซึ่งค่ากลางเป็นตัวแปรที่มีค่าติดลบได้ แต่ผลของกำหนดการเชิงเส้นจะได้ตัวแปรที่มีค่าไม่ติดลบ จึงกำหนดให้ เซลล์ R10 = เซลล์ R8 – เซลล์ R9 เซลล์ S10 = เซลล์ S8 – เซลล์ S9 และทำเช่นนี้ไปจนถึง เซลล์ AD10 = เซลล์ AD8 – เซลล์ AD9 ค่ากลางที่เก็บใน R10 ถึง AD10 จะมีค่าเป็นบวกหรือลบขึ้นอยู่กับผลต่างข้างต้น และกำหนดให้เซลล์ R13 ถึง AD13 ใช้เก็บค่าการกระจาย

4.3 สร้างสมการ $X_i \hat{m}_i + (1-u) \hat{c}_i |X_i| \geq y_i$ และ $X_i \hat{m}_i - (1-u) \hat{c}_i |X_i| \leq y_i$ ซึ่งเป็นสมการเงื่อนไขข้อจำกัด โดยจะแยกสร้างส่วน $X_i \hat{m}_i$ ซึ่งเป็นส่วนของค่ากลางของค่าพยากรณ์ (Et) และ $\hat{c}_i |X_i|$ ซึ่งเป็นค่าการกระจายของค่าพยากรณ์ (Ft) ไว้ที่คอลัมน์ AE และ AF ตามลำดับ ดังนี้

$$AE7 = R\$10 + (B7*S\$10) + ((D7*T\$10) + \dots + (N7*AD\$10))$$

$$AE8 = R\$10 + (B8*S\$10) + ((D8*T\$10) + \dots + (N8*AD\$10))$$

⋮

$$AE78 = R\$10 + (B78*S\$10) + ((D78*T\$10) + \dots + (N78*AD\$10))$$

และ

$$AF7 = R\$13 + (B7*S\$13) + ((D7*T\$13) + \dots + (N7*AD\$13))$$

$$AF8 = R\$13 + (B8*S\$13) + ((D8*T\$13) + \dots + (N8*AD\$13))$$

⋮

$$AF78 = R\$13 + (B78*S\$13) + ((D78*T\$13) + \dots + (N78*AD\$13))$$

4.4 สร้างคอลัมน์ที่เก็บค่าของข้อจำกัดที่คอลัมน์ AH7 และ AI7 ตามลำดับ ดังนี้

$$AH7 = AE7 + ((1-B\$3)*AF7) \text{ และ } AI7 = AE7 - ((1-B\$3)*AF7)$$

$$AH8 = AE8 + ((1-B\$3)*AF8) \text{ และ } AI8 = AE8 - ((1-B\$3)*AF8)$$

⋮

$$AH78 = AE78 + ((1-B\$3)*AF78) \text{ และ } AI78 = AE78 - ((1-B\$3)*AF78)$$

4.5 ให้เซลล์ AF79 เก็บค่าผลรวมของค่าการกระจายตั้งแต่เซลล์ AF7 ถึง AF78 ซึ่งสร้างขึ้นในข้อที่ 3 โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ผลรวมดังกล่าวมีค่าต่ำที่สุด นั่นคือ $AF79 = \text{SUM}(AF7:AF78)$

4.6 ทำการแก้ปัญหากำหนดการเชิงเส้นนี้โดยใช้คำสั่ง Solver โดยมีขั้นตอนดังนี้

4.6.1 ระบุสมการเป้าหมายโดยที่ต้องการให้ผลรวมของค่าการกระจายมีค่าต่ำที่สุด คือ กำหนดให้ Set Target Cell คือ เซลล์ที่ AF79 และเลือกค่า Min เพราะต้องการให้ AF79 ต่ำที่สุด

4.6.2 By Changing Cell ให้ระบุเซลล์ที่เก็บค่ากลาง และค่าการกระจายของพารามิเตอร์ โดย Solver จะใช้หลักการเปลี่ยนค่าดังกล่าวไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้ค่าในเซลล์ Set Target Cell เป็นค่าที่ต่ำที่สุด

4.6.3 ภายใน Subject to the Constraints เป็นข้อจำกัดของกำหนดการเชิงเส้น

4.6.4 เลือกที่ปุ่ม Option เพื่อปรับค่าต่างๆดังนี้

ก. เลือก Assume Linear Model

ข. เลือก Assume Non-Negative

ค. กดปุ่ม OK และ Solver เพื่อให้โปรแกรมเริ่มทำงาน

จากผลการหาค่าประมาณพารามิเตอร์พีชชี ที่ประกอบด้วยค่ากลาง และค่าการกระจาย โดยใช้โปรแกรม Microsoft Excel 2003 ได้ค่าดังนี้

ตารางผนวกที่ ข3 ค่าประมาณพารามิเตอร์พีชชี (\hat{m}_i, \hat{c}_i) สำหรับอนุกรมเวลาเขตนครหลวง

Name	Original Value	Final Value
m_0	76.76	76.76
m	0.11	0.11
m_1	-3.82	-3.82
m_2	2.71	2.71
m_3	6.83	6.83
m_4	8.06	8.06
m_5	7.55	7.55
m_6	5.34	5.34
m_7	3.43	3.43
m_8	3.07	3.07
m_9	2.08	2.08
m_{10}	1.91	1.91
m_{11}	-1.44	-1.44
c_0	2.0636	2.0636
c	0.0000	0.0000
c_1	0.0000	0.0000
c_2	0.5394	0.5394
c_3	0.0000	0.0000
c_4	0.0000	0.0000
c_5	0.0000	0.0000
c_6	0.0000	0.0000
c_7	1.4425	1.4425
c_8	1.4497	1.4497
c_9	2.1595	2.1595
c_{10}	1.7871	1.7871
c_{11}	0.0000	0.0000

จากค่าประมาณพารามิเตอร์ฟิชชี ดังตารางผนวกที่ ข3 โดยนำค่ากลาง (\hat{m}_t) มาหาค่าพยากรณ์ แสดงการหาค่าพยากรณ์ ของอนุกรมเวลา PE 1 ตั้งแต่ เดือนมกราคม - เดือนธันวาคม แสดงดังตารางผนวกที่ ข4

ตารางผนวกที่ ข4 ตัวอย่างการหาค่าพยากรณ์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้ตัวแปรดัมมี่แบบฟิชชี

เดือน	วิธีการคำนวณ FRG - D	ค่าพยากรณ์
มกราคม	$76.76 + 0.11(1) + (-3.82)$	73.05
กุมภาพันธ์	$76.76 + 0.11(2) + 2.71$	79.69
มีนาคม	$76.76 + 0.11(3) + 6.83$	83.92
เมษายน	$76.76 + 0.11(4) + 8.06$	86.26
พฤษภาคม	$76.76 + 0.11(5) + 7.55$	84.86
มิถุนายน	$76.76 + 0.11(6) + 5.34$	82.76
กรกฎาคม	$76.76 + 0.11(7) + 3.43$	80.96
สิงหาคม	$76.76 + 0.11(8) + 3.07$	80.71
กันยายน	$76.76 + 0.11(9) + 2.08$	79.83
ตุลาคม	$76.76 + 0.11(10) + 1.91$	79.77
พฤศจิกายน	$76.76 + 0.11(11) + (-1.44)$	76.53
ธันวาคม	$76.76 + 0.11(12) + (0)$	78.08

ประวัติการศึกษา และการทำงาน

ชื่อ -นามสกุล	นางสาวจินตพร หนั้วอินปุ่น
วัน เดือน ปี ที่เกิด	7 ตุลาคม 2529
สถานที่เกิด	อำเภอเมือง จังหวัดลำปาง
ประวัติการศึกษา	วท.บ. (สถิติ) มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
ตำแหน่งหน้าที่การงานปัจจุบัน	-
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	-
ผลงานดีเด่นและรางวัลทางวิชาการ	-
ทุนการศึกษาที่ได้รับ	-