

การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองของระบบบริหารจัดการพลังงานขนาดไมโครเพื่อจัดสรรพลังงาน
ไฟฟ้าในเมืองแม่ฮ่องสอน



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2561
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

MODEL PREDICTIVE CONTROL OF MICRO-ENERGY MANAGEMENT SYSTEM FOR
ELECTRICAL ENERGY DISPATCH IN MAE HONG SON CITY



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2018

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองของระบบบริหารจัดการพลังงานขนาดไมโครเพื่อจัดสรรพลังงานไฟฟ้าในเมืองแม่ฮ่องสอน
โดย	น.ส.ธัญวลัย ปานะพงศ์ปกรณ์
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ศาสตราจารย์ ดร.เดวิด บรรเจิดพงศ์ชัย

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรพงศ์ สุวรรณกวิน)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ศาสตราจารย์ ดร.เดวิด บรรเจิดพงศ์ชัย)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ดร.สมภพ อัมฤมงคล)

ัญวลัย ปานะพงศ์ปกรณ : การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองของระบบบริหารจัดการ
 การพลังงานขนาดไมโครเพื่อจัดสรรพลังงานไฟฟ้าในเมืองแม่ฮ่องสอน. (MODEL
 PREDICTIVE CONTROL OF MICRO-ENERGY MANAGEMENT SYSTEM FOR
 ELECTRICAL ENERGY DISPATCH IN MAE HONG SON CITY) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ศ.
 ดร.เดวิด บรรเจิดพงศ์ชัย

ระบบผลิตไฟฟ้าของไมโครกริดเป็นแบบกระจายศูนย์ และทำให้การบริหารจัดการมี
 ความซับซ้อนเพิ่มขึ้น ระบบจัดการพลังงานมีความสำคัญอย่างยิ่งสำหรับการวางแผน สิ่งการและ
 ปฏิบัติการของไมโครกริด เพื่อให้ระบบไฟฟ้ามีความน่าเชื่อถือ และจัดสรรกำลังผลิตไฟฟ้าให้
 เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า ฉะนั้น ระบบจัดการพลังงาน จำเป็นต้องมีความน่าเชื่อถือและมี
 ประสิทธิภาพ ในทางปฏิบัติ การวางแผนและปฏิบัติการของระบบจัดการพลังงาน ต้องอาศัย
 แบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าเพื่อให้จัดสรรพลังงานได้อย่างเหมาะสมที่สุด
 ประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าส่งผลกระทบต่อ
 ประสิทธิภาพของการจัดสรรพลังงานของระบบไมโครกริด วิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนา
 แบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบวงกลับ
 และได้การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วัน ซึ่งต่อมาเป็นข้อมูลนำเข้าให้กับขั้นตอนวิธีการ
 จัดสรรพลังงาน นอกจากนี้ วิทยานิพนธ์นี้เสนอการออกแบบการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองของ
 ระบบจัดการพลังงานเพื่อจัดสรรการผลิตไฟฟ้าต่าง ๆ ในพื้นที่ รวมถึงการแลกเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้า
 ร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักเพื่อให้จุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อย
 ก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด การปฏิบัติการของระบบจัดการพลังงานประกอบด้วย 4 แบบ
 แผน ได้แก่ แบบแผนปกติ แบบแผนไม่ซื้อไฟ แบบแผนไม่ขายไฟ และแบบแผนพลังงานสุทธิเป็น
 ศูนย์ ท้ายสุดเราประยุกต์ขั้นตอนวิธีกับกรณีศึกษาระบบไมโครกริดของเมืองแม่ฮ่องสอน ผลลัพธ์เชิง
 ตัวเลขเปรียบเทียบการจัดการจัดสรรพลังงานระหว่างการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับระบบจัด
 การพลังงานของงานก่อนหน้านี พบว่า ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซ
 คาร์บอนไดออกไซด์รวมของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองมีค่าต่ำกว่าของระบบจัดการพลังงาน
 ของงานก่อนหน้า

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

ลายมือชื่อนิสิต

ปีการศึกษา 2561

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

6070216421 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORD: Model predictive control, energy management system, microgrid, short-term load forecasting model, total operating cost, total Carbon-dioxide emission, zero import mode, zero export mode, normal mode, zero net energy mode, recurrent neural network

Tanwalai Panapongpakorn : MODEL PREDICTIVE CONTROL OF MICRO-ENERGY MANAGEMENT SYSTEM FOR ELECTRICAL ENERGY DISPATCH IN MAE HONG SON CITY. Advisor: Prof. David Banjerdpongchai, Ph.D.

Power generation system of microgrid is decentralized and makes the management increasingly complex. Energy management system (EMS) is very important for planning and operation of microgrid to make sure that the power system is reliable and dispatch resources to sufficiently meet the demand. Therefore, energy management system (EMS) should be reliable and efficient. In practice, planning and operation of EMS requires the load forecast for the optimal dispatch strategy. The efficiency and accuracy of short-term load forecasting (STLF) model affects the efficiency of dispatch algorithm of microgrid. This thesis aims to develop the load forecast using recurrent neural network (RNN) to obtain the suitable STLF for forecasting load one day ahead which is used as input for dispatch algorithm. In addition, this thesis proposes Model Predictive Control (MPC) design of EMS to dispatch various power generation in the area and exchange energy with the main grid to achieve minimum total operating cost (TOC) and minimum total Carbon-dioxide emission (TCOE) objectives. The operation of EMS consists of 4 modes, namely, normal mode, zero import mode, zero export mode and zero net energy mode. Finally, the proposed algorithm is applied to a microgrid case study of Mae Hong Son (MHS) City. Numerical results compare between MPC and the previous EMS and show that TOC and TCOE of MPC are lower than that of previous EMS.

Field of Study: Electrical Engineering

Student's Signature

Academic Year: 2018

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคุณการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยที่สนับสนุนทุนการศึกษาสมาร์ทกริด ประจำปี 2560 สำหรับการศึกษาและงานวิจัยฉบับนี้ ขอขอบคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ศ. ดร. เดวิด บรรรเจ็ด พงศ์ชัย ที่คอยแนะนำ ให้ความรู้ และเป็นທີ່ปรึกษาในการทำงานวิจัยให้สำเร็จลุล่วง ขอขอบคุณท่าน คณะกรรมการทุกท่าน ผศ. ดร. สุรพงศ์ สุวรรณภวิน และ ดร. สมภาพ อัมภมมงคล ที่ให้คำแนะนำในการ พัฒนางานวิจัย สุดท้ายนี้ขอขอบคุณพี่ เพื่อน และครอบครัวที่ให้การสนับสนุนการทำวิจัยอย่างยอดเยี่ยม ให้กับข้าพเจ้าตลอดมา

ธัญวลัย ปานะพงศ์ปรกรณ์



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญภาพ.....	ฉ
นิยามสัญลักษณ์.....	ณ
คำอธิบายคำศัพท์และความหมาย.....	ด
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 การทบทวนวรรณกรรม.....	3
1.2.1 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น.....	3
1.2.2 การจัดสรรพลังงานของไมโครกริด.....	5
1.2.3 การเลือกตัวแปรขาเข้าสำหรับแบบจำลอง.....	8
1.3 ภาพรวมระบบไฟฟ้าแม่ฮ่องสอน.....	8
1.4 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	11
1.5 วิธีดำเนินงานวิจัย.....	11
1.6 ขอบเขตของงานวิจัย.....	12
1.7 สรุป.....	12
บทที่ 2 ทฤษฎีการพยากรณ์และการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง.....	13
2.1 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นด้วยแบบจำลองอนุกรมเวลา.....	13

2.1.1	แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ.....	13
2.1.2	แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล	17
2.2	การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์	18
2.2.1	แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า.....	20
2.2.2	แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ	22
2.2.3	โครงข่ายประสาทแบบวนกลับชนิดความจำระยะยาว	24
2.3	การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง.....	25
2.4	สรุป	29
บทที่ 3	การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น	30
3.1	ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า	30
3.2	การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาที	32
3.2.1	แบบจำลองทางอนุกรมเวลา	32
3.2.2	แบบจำลองโครงข่ายประสาท	35
3.2.3	ตัวอย่างเชิงตัวเลข.....	39
3.3	การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วัน.....	50
3.3.1	แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า.....	50
3.3.1	แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ	51
3.3.2	ตัวอย่างเชิงตัวเลข.....	52
3.4	อภิปรายและสรุปผล	67
บทที่ 4	การจัดสรรพลังงานของไมโครกริด.....	69
4.1	การกำหนดปัญหา.....	69
4.2	แบบจำลองระบบไฟฟ้าของไมโครกริด	71
4.3	กลยุทธ์การจัดสรรพลังงาน.....	76
4.3.1	แบบแผนปกติ.....	76

4.3.2 แบบแผนไม่ซื้อไฟ	78
4.3.3 แบบแผนไม่ขายไฟ.....	81
4.4.4 แบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์.....	83
4.4 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง.....	89
4.5 ตัวอย่างเชิงตัวเลข	97
4.5.1 แบบแผนปกติ.....	98
4.5.2 แบบแผนไม่ซื้อไฟ	105
4.5.3 แบบแผนไม่ขายไฟ.....	111
4.5.4 แบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์.....	118
4.6 อภิปรายและสรุปผล	126
บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	129
5.1 สรุปงานวิจัย	129
5.2 ข้อเสนอแนะ	131
ภาคผนวก.....	132
ภาคผนวก ก	133
บรรณานุกรม.....	141
ประวัติผู้เขียน.....	146

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 นิยามของตัวแปรอิสระสำหรับทดสอบสารสนเทศร่วม	38
ตารางที่ 3.2 ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น..	39
ตารางที่ 3.3 ตัวแปรอิสระสำหรับคำนวณค่าสารสนเทศร่วมของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา	41
ตารางที่ 3.4 การทดสอบสมมติฐานของตัวแปรต้นกับตัวแปรตามในฤดูร้อน.....	42
ตารางที่ 3.5 การทดสอบสมมติฐานของตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามในฤดูฝน.....	43
ตารางที่ 3.6 การทดสอบสมมติฐานของตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามในฤดูหนาว.....	44
ตารางที่ 3.7 แบบจำลองโครงข่ายประสาทสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา.....	45
ตารางที่ 3.8 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาทีของแบบจำลองทางอนุกรมเวลา	46
ตารางที่ 3.9 RMSE และ MAE ของแบบจำลอง ANN และ RNN สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา.....	48
ตารางที่ 3.10 ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น .	52
ตารางที่ 3.11 ตัวแปรอิสระสำหรับคำนวณค่าสารสนเทศร่วมของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลา	53
ตารางที่ 3.12 แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลา.....	54
ตารางที่ 3.13 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูร้อน.....	56
ตารางที่ 3.14 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูฝน.....	57

ตารางที่ 3.15 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย แบบจำลอง ANN ในฤดูหนาว	58
ตารางที่ 3.16 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง ด้วย แบบจำลอง RNN ในฤดูร้อน.....	61
ตารางที่ 3.17 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง ด้วย แบบจำลอง RNN ในฤดูฝน.....	62
ตารางที่ 3.18 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง ด้วย แบบจำลอง RNN ในฤดูหนาว.....	63
ตารางที่ 3.19 เพอร์เซ็นต์ความเหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบสำหรับพยากรณ์ ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง.....	65
ตารางที่ 4.1 กำลังผลิตของแหล่งกำเนิดไฟฟ้าจังหวัดแม่ฮ่องสอน.....	70
ตารางที่ 4.2 อัตราค่าไฟฟ้าตามช่วงเวลาการใช้ประเภทกิจการขนาดกลาง	91
ตารางที่ 4.3 เงื่อนไขบังคับกำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก ทั้ง 3 ฤดูกาล	96
ตารางที่ 4.4 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนปกติ	99
ตารางที่ 4.5 การปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติด้วยการควบคุมเชิงทำนาย แบบจำลอง.....	99
ตารางที่ 4.6 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ซื้อไฟ	106
ตารางที่ 4.7 การปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟด้วยการควบคุมเชิง ทำนายแบบจำลอง	106
ตารางที่ 4.8 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ขายไฟ	112
ตารางที่ 4.9 การปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟด้วยการควบคุมเชิง ทำนายแบบจำลอง	112
ตารางที่ 4.10 ช่วงเวลาการจัดสรรพลังงานของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์.....	118
ตารางที่ 4.11 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์.....	118

ตารางที่ 4.12 การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง 119

ตารางที่ 4.13 ค่าความต้องการไฟฟ้าและพลังงานไฟฟ้าแลกเปลี่ยนร่วมกับ โครข่ายไฟฟ้าหลัก 30 วันสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุด 121

ตารางที่ 4.14 ค่าความต้องการไฟฟ้าและพลังงานไฟฟ้าแลกเปลี่ยนร่วมกับ โครข่ายไฟฟ้าหลัก 30 วันสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุด 121

ตารางที่ 5.1 p-value ของการทดสอบสมมติฐานค่าสารสนเทศร่วมของตัวแปรอิสระสำหรับการเลือกตัวแปรของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าวางหน้า 48 ชั่วโมง 133



สารบัญภาพ

	หน้า
รูปที่ 1.1 นโยบาย 4.0 การพัฒนาพลังงานแบบชาญฉลาดของ กฟผ. [33].....	2
รูปที่ 1.2 การจำหน่ายไฟฟ้าของจังหวัดแม่ฮ่องสอน [32].....	9
รูปที่ 1.3 ระบบโครงข่ายไฟฟ้าสมาร์ตกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอน	10
รูปที่ 2.1 ประสาทแบบไปข้างหน้าชนิด 1 ชั้นซ้อน	20
รูปที่ 2.2 โครงข่ายประสาทแบบวกกลับ.....	22
รูปที่ 2.3 โครงข่ายประสาทแบบวกกลับชนิดความจำระยะยาว	24
รูปที่ 2.4 หลักการทำงานของกรควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง	27
รูปที่ 3.1 กระบวนการพัฒนาแบบจำลองทางอนุกรมเวลาสำหรับพยากรณ์.....	32
รูปที่ 3.2 กระบวนการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทสำหรับพยากรณ์.....	35
รูปที่ 3.3 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา ด้วย แบบจำลอง ANN	46
รูปที่ 3.4 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา ด้วย แบบจำลอง RNN.....	47
รูปที่ 3.5 ตัวอย่างการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาในฤดูร้อน	49
รูปที่ 3.6 ตัวอย่างการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาในฤดูฝน	49
รูปที่ 3.7 ตัวอย่างการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาในฤดูหนาว.....	49
รูปที่ 3.8 RMSE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาดด้วยแบบจำลอง ANN	55
รูปที่ 3.9 MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาดด้วยแบบจำลอง ANN	55
รูปที่ 3.10 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาดด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูร้อน	58

รูปที่ 3.11 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูฝน	59
รูปที่ 3.12 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูหนาว.....	59
รูปที่ 3.13 RMSE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN	60
รูปที่ 3.14 MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN	60
รูปที่ 3.15 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูร้อน	65
รูปที่ 3.16 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูฝน	65
รูปที่ 3.17 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูหนาว.....	66
รูปที่ 3.18 เปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย แบบจำลอง ANN และ RNN ในฤดูร้อน	66
รูปที่ 3.19 เปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย แบบจำลอง ANN และ RNN ในฤดูฝน	66
รูปที่ 3.20 เปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย แบบจำลอง ANN และ RNN ในฤดูหนาว.....	67
รูปที่ 4.1 การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง	92
รูปที่ 4.2 แผนผังการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับการจัดสรรพลังงานของไมโครกริด	95
รูปที่ 4.3 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูร้อน	101
รูปที่ 4.4 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูร้อน ..	101
รูปที่ 4.5 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูฝน	102
รูปที่ 4.6 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูฝน	102

รูปที่ 4.7 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูหนาว ..	103
รูปที่ 4.8 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูหนาว	103
รูปที่ 4.9 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูร้อน	108
รูปที่ 4.10 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูร้อน	108
รูปที่ 4.11 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูฝน	109
รูปที่ 4.12 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูฝน	109
รูปที่ 4.13 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูหนาว	110
รูปที่ 4.14 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดู หนาว.....	110
รูปที่ 4.15 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูร้อน	114
รูปที่ 4.16 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูร้อน	114
รูปที่ 4.17 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูฝน	115
รูปที่ 4.18 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูฝน	115
รูปที่ 4.19 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูหนาว	116
รูปที่ 4.20 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดู หนาว.....	116

รูปที่ 4.21 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำ
ที่สุดในฤดูร้อน..... 122

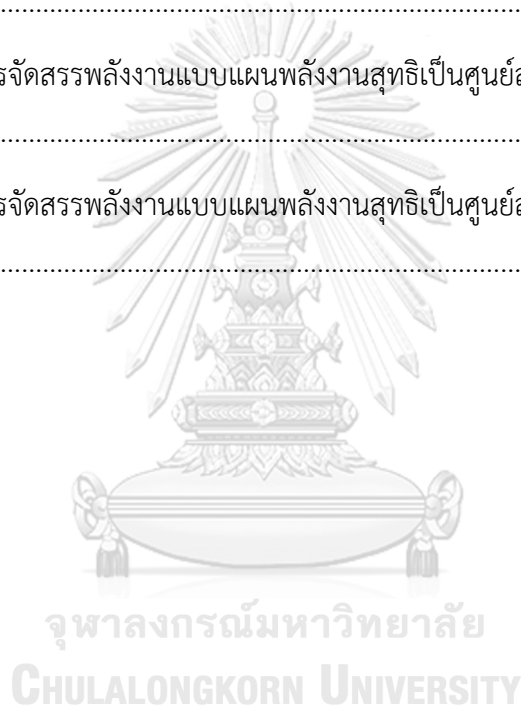
รูปที่ 4.22 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำ
ที่สุดในฤดูร้อน..... 122

รูปที่ 4.23 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำ
ที่สุดในฤดูฝน..... 123

รูปที่ 4.24 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำ
ที่สุดในฤดูฝน..... 123

รูปที่ 4.25 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำ
ที่สุดในฤดูหนาว..... 124

รูปที่ 4.26 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำ
ที่สุดในฤดูหนาว..... 124



นิยามสัญลักษณ์

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
y_t	Observation data	ค่าสังเกตอนุกรมเวลา
μ	Constant	ค่าคงที่
ϕ_j	Parameter of autoregressive process	พารามิเตอร์ของกระบวนการอัตโนมัติถดถอย
ε_t	Error at time t	ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
B	Backshift operator	ตัวดำเนินการย้อนหลัง
p	Order of autoregressive process	อันดับของกระบวนการอัตโนมัติถดถอย
q	Order of moving average process	อันดับของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่
θ_j	Parameter of moving average process	พารามิเตอร์ของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่
δ	Constant of autoregressive moving average process	ค่าคงที่ของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อัตโนมัติถดถอย
$I(d)$	Integrated process	กระบวนการบูรณาการ
d	Order of integrated process	อันดับของกระบวนการบูรณาการ
ρ_k	Autocorrelation function	ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ ณ เวลา k
ϕ_{kk}	Partial autocorrelation function	ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ย่อย ณ เวลา k
P	Order of seasonal autoregressive process	อันดับของกระบวนการอัตโนมัติถดถอยเชิงฤดูกาล
Q	Order of seasonal moving average process	อันดับของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เชิงฤดูกาล
s	Order of seasonal period	คาบฤดูกาล
D	Order of seasonal integrated process	อันดับของกระบวนการบูรณาการเชิงฤดูกาล

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
X_n	Input number n	ตัวแปรขาเข้าของชั้นขาเข้าตัวที่ n
H_m	Hidden number m	ตัวแปรขาออกของชั้นซ่อนตัวที่ m
Y_o	Output number o	ตัวแปรขาออกของชั้นขาออกตัวที่
W_{nm}^{ih}	Weight matrix between input and hidden layer	ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นขาเข้ากับชั้นซ่อน
W_{mo}^{ho}	Weight matrix between hidden and output layer	ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นขาออก
g	Activation function	
N	Number of input neurons	จำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้า
M	Number of hidden neurons	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน
R	Learning rate round	จำนวนรอบการเรียนรู้
η	Learning rate	อัตราการเรียนรู้
F_m	Summation of hidden layer	ผลรวมของหน่วยในชั้นซ่อน
Y_o	Target data number o	ข้อมูลคาดหวังตัวที่ o
$e^{(v)}$	Error between target and output data at row v	ค่าผิดพลาดแต่ละแถวระหว่างข้อมูลขาออกกับข้อมูลคาดหวัง
E	Mean of error between target and output data for all rows	ค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ยในรูปแบบความคลาดเคลื่อนค่าเฉลี่ยกำลังสองของทุกแถว
V	Number of rows	จำนวนแถวของข้อมูล
X_t	Input at time t	ตัวแปรขาเข้าที่เวลา t
Y_t	Output at time t	ตัวแปรขาออกที่เวลา t
X	Input matrix	เมตริกของตัวแปรขาเข้า
N	Number of order input	จำนวนลำดับข้อมูลขาเข้า
M	Number of inputs	จำนวนตัวแปรขาเข้า
M_t	Output of hidden layer at time t	ข้อมูลขาออกของชั้นซ่อนที่เวลา t
H_t	Hidden state at time t	สถานะของตัวแปรชั้นซ่อนที่เวลา t
f_h	Activation function of hidden	ฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อน

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
	layer	
f_y	Activation function of output layer	ฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นขาออก
W_h	Weight matrix of hidden layer	เมตริกถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อน
W_y	Weight matrix of output layer	เมตริกถ่วงน้ำหนักของชั้นขาออก
B_h	Bias of hidden layer	ไบแอสของชั้นซ่อน
B_y	Bias of output layer	ไบแอสของชั้นขาออก
σ_f	Forget gate's function	ฟังก์ชันประตูลืม
$W_{x,f}$	Weight matrix of forget gate input	เมตริกถ่วงน้ำหนักประตูลืมชั้นขาเข้า
B_f	Forget gate's bias	ไบแอสประตูลืม
σ_i	Input gate's function	ฟังก์ชันประตูขาเข้า
$W_{x,i}$	Weight matrix of input gate	เมตริกถ่วงน้ำหนักของประตูขาเข้าชั้นขาเข้า
$W_{h,i}$	Weight matrix of input gate hidden layer	เมตริกถ่วงน้ำหนักของประตูขาเข้าชั้นซ่อน
B_i	Input gate's bias	ไบแอสของประตูขาเข้า
g_t	Candidate state	สถานะผู้สมัคร
c_t	Updated candidate state	สถานะผู้สมัครปรับแล้ว
$x(k)$	State variable at time k	ตัวแปรสถานะที่เวลา k
$u(k)$	Input variable at time k	ตัวแปรขาเข้าที่เวลา k
$y(k)$	Output variable at time k	ตัวแปรขาออกที่เวลา k
A, B, C	Matrix of state space model	เมตริกของแบบจำลองปริภูมิสถานะ ได้แก่ เมตริกพลวัต เมตริกขาเข้า และเมตริกขาออกหรือเมตริกตรวจรู้
k	Time step	ช่วงเวลา
$U(k)$	Input vector of model predictive control	เวกเตอร์ตัวแปรควบคุมของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง
N_p	Prediction horizon	ช่วงเวลาทำนาย

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
$Y(k)$	Output vector of model predictive control	เวกเตอร์ตัวแปรขาออกของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง
N_c	Control horizon	ช่วงเวลาควบคุม
U^{\min}, U^{\max}	Minimum and maximum boundary of model predictive control's control variable	ขอบล่างและขอบบนของตัวแปรควบคุมของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง
u^{\min}, u^{\max}	Minimum and maximum boundary of control variable	ขอบบนและขอบล่างของตัวแปรควบคุม
$b_{in}(k)$	Inequality vector constraint	เงื่อนไขบังคับของเวกเตอร์อสมการ
B_{in}	Inequality constraint	เงื่อนไขบังคับอสมการ
A_{in}	Coefficient matrix of inequality constraint	เมตริกสัมประสิทธิ์ของเงื่อนไขบังคับอสมการ
$b_{eq}(k)$	Equality vector constraint	เงื่อนไขบังคับของเวกเตอร์สมการ
B_{eq}	Equality constraint	เงื่อนไขบังคับสมการ
A_{eq}	Coefficient matrix of equality constraint	เมตริกสัมประสิทธิ์ของเงื่อนไขบังคับสมการ
X_i	Norm of data	ค่าบรรทัดฐานของข้อมูล
Y_i	Actual data	ค่าจริงของข้อมูล
σ	Standard deviation of data	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล
μ	Mean of data	ค่าเฉลี่ยของข้อมูล
Y_i	Target data number i	ข้อมูลคาดหวังที่ i
Y_i	Output data number i	ข้อมูลขาออกที่ i
Y_v	Target data at row v	ข้อมูลคาดหวังแถวที่ v
Y_v	Output data at row v	ข้อมูลขาออกแถวที่ v
$I(X_i; Y_i)$	Mutual information between independent variable X_i and dependent variable Y_i	ค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามตัวที่ i
$p(x, y)$	Joint probability function between x and y	ฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมระหว่างตัวแปร x และ y

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
$p(x), p(y)$	Probability function of x and y	ฟังก์ชันความน่าจะเป็นของตัวแปร x, y
$NI(X_i; Y_i)$	Normalized mutual information between independent variable X_i and dependent variable Y_i	บรรทัดฐานค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามตัวที่ i
$H(X_i)$	Entropy of independent variable X_i	เอนโทรปีของตัวแปรอิสระ X_i
$H(Y_i)$	Entropy of independent variable Y_i	เอนโทรปีของตัวแปรอิสระ Y_i
L_t	Load at time	ความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เวลา t
T_t	Temperature at time t	อุณหภูมิที่เวลา t
I_t	Irradiance at time t	ความเข้มแสงที่เวลา t
DL_t	Load differences between load at time t and load at time $t-1$	ความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เวลา t กับ $t-1$
R^2	Coefficient of autocorrelation function	ค่าสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ยกกำลังสอง
\bar{Y}_i	Average of output data	ค่าเฉลี่ยของข้อมูลขาออก
\bar{Y}	Average of target data	ค่าเฉลี่ยของข้อมูลคาดหวัง
L_{t+h}	Load at next time step h	ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าที่เวลา $t+h$
$\ y(:,i) - \hat{y}(:,i)\ $	Norm of different between output and target data number i	บรรทัดฐานของผลต่างระหว่างตัวแปรขาออกกับตัวแปรคาดหวังตัวที่ i
N_s	Samples	จำนวนตัวอย่าง
avg_{fit}	Average of fit between output and target data	ค่าเฉลี่ยความเหมาะสมของแบบจำลองระหว่างตัวแปรขาออกกับตัวแปรคาดหวัง

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
$P_{pv}(k)$	Solar power plant's power output k	กำลังผลิตของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่เวลา k
$P_{pv,rt}$	Rated power output of solar power plant	กำลังผลิตไฟฟ้าสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์
G_{rf}	Reference of irradiance	ความเข้มแสงอ้างอิง
T_{rf}	Reference of temperature	อุณหภูมิอ้างอิง
$u_{pv}(k)$	Control variable of power output for solar power plant at time k	ตัวแปรควบคุมกำลังผลิตของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่เวลา k
$\bar{u}_{h,i,m}$	Average power output of mini-hydro power plant unit i at month m	กำลังผลิตไฟฟ้าเฉลี่ยของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i , เดือนที่ m
$u_{h,i}(k)$	Control variable of power output for mini-hydro power plant unit i	ตัวแปรควบคุมกำลังผลิตของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i ที่เวลา k
$U_{h,i}^{\min}, U_{h,i}^{\max}$	Minimum and maximum power output of mini-hydro power plant unit i	กำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i
$U_{h,i,sn}^{\min}, U_{h,i,sn}^{\max}$	Minimum and maximum power output of mini-hydro power plant unit i in season sn , where sn are sm is summer, rn is rainy and wt is winter	กำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว
$R_{h,i}$	Ramp rate of min-hydro power plant's power output	อัตราการเพิ่มลดกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก
U_d^{\max}	Maximum power output of diesel power plant	กำลังผลิตไฟฟ้าสูงสุดของโรงไฟฟ้าดีเซล
R_d	Ramp rate of diesel power	อัตราการเพิ่มลดกำลังผลิตไฟฟ้า

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
	plant's power output	ของโรงไฟฟ้าดีเซล
$x_s(k)$	State of charge of batter at time k	สถานะของแบตเตอรี่ที่เวลา k
$u_{sc}(k)$	Control variable of battery's charge	สัญญาณควบคุมของการชาร์จพลังงานเข้าแบตเตอรี่ในช่วงเวลา k ,
$u_{sd}(k)$	Control variable of battery's discharge	สัญญาณควบคุมของการดิสชาร์จพลังงานออกจากแบตเตอรี่ในช่วงเวลา k
η_c, η_d	Charge and discharge efficiency	ประสิทธิภาพการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่
η_i	Inverter's efficiency	ประสิทธิภาพของอินเวอร์เตอร์
S^{\min}, S^{\max}	Minimum and maximum of state of charge	ระดับข้อจำกัดสถานะการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่
$U_{sc}^{\max}, U_{sd}^{\max}$	Maximum of charge and discharge of battery	กำลังไฟฟ้าจำกัดสำหรับการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่
T_{pk}	Peak time	ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าสูง
T_{op}	Off-peak time	ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าต่ำ
$u_{ot,1}, u_{ot,2}$	Control variable of export power through 115 kV and 22 kV power transmission lines	ตัวแปรควบคุมการขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์และ 22 กิโลโวลต์
$L_{tl,1}, L_{tl,2}$	Loss proportion from export power through 115 kV and 22 kV power transmission lines	สัดส่วนกำลังไฟฟ้าสูญเสียในการขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์และ 22 กิโลโวลต์
$U_{tl}^{\min}, U_{tl}^{\max}$	Minimum and maximum	กำลังไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของสาย

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
	capacity of power transmission lines	ส่งไฟฟ้าแรงสูง
$U_{in,tl}^{\min}, U_{in,tl}^{\max}$	Minimum and maximum capacity of power transmission line tl , where tl are 1 for 115 kV and 2 for 22 kV	กำลังไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์และ 22 กิโลโวลต์
$P_l(k)$	Load at time k	ความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เวลา k
TOC	Cost function of total operating cost	ฟังก์ชันค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวม
J_{c1}		ค่าใช้จ่ายของการจ่ายพลังงานด้วยแหล่งจ่ายพลังงานทดแทน โรงไฟฟ้าดีเซล และการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่
J_{c2}		ค่าใช้จ่ายการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ กำไรจากการขายไฟฟ้าให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ และค่าความต้องการพลังไฟฟ้า (บาท/กิโลวัตต์) ของการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง (On peak, t_{pk})
$C_{h,1}, C_{h,2}, C_{pv}, FC_d + C_d, C_{sc}$		ค่าพลังงานไฟฟ้าต่อหนึ่งหน่วย (กิโลวัตต์-ชั่วโมง) ของการเดินเครื่อง

สัญลักษณ์	คำศัพท์	ความหมาย
$, C_{sd}$		โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่สะงา และผาบ่อง โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผาบ่อง โรงไฟฟ้าดีเซล การชาร์จและดีสชาร์จของระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่
T		ช่วงเวลาการจัดสรรพลังงาน
$C_{in,1}, C_{in,2}$	Cost of buy power through 115 and 22 kV power transmission line	ค่าใช้จ่ายการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์และ 22 กิโลโวลต์ตามช่วงเวลาการใช้
$C_{pk,1}, C_{pk,2}$	Cost of peak-demand charge for buy power through 115 and 22 kV power transmission line	ค่าใช้จ่ายสำหรับค่าความต้องการพลังไฟฟ้าจากการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์และ 22 กิโลโวลต์
$TCOE$	Cost function of total Carbon-dioxide emission	ฟังก์ชันการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม
$P_{h,i}(k)$	Mini-hydro power plant's power unit i at time k to $k + N_p$	กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i ที่เวลา k ถึง $k + N_p$
$P_{pv}(k)$	Solar power plant's power unit i at time k to $k + N_p$	กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่เวลา k ถึง $k + N_p$
J	Objective function	สมการจุดประสงค์
y_t	Observation data	ค่าสังเกตอนุกรมเวลา
μ	Constant	ค่าคงที่
ϕ_j	Parameter of autoregressive process	พารามิเตอร์ของกระบวนการอัตโนมัติถดถอย

คำอธิบายคำศัพท์และความหมาย

คำศัพท์	คำย่อ	ความหมาย
Activation function		ฟังก์ชันกระตุ้น
Adaptive intelligence		ชาญฉลาดแบบปรับตัว
Adaptive modified firefly algorithm		ขั้นตอนวิธีหึ่งห้อยที่ดัดแปลงแบบปรับตัว
Adaptive modified particle swarm optimization	Adaptive-PSO	การหาค่าเหมาะที่สุดฝูงอนุภาคเล็กที่ดัดแปลงแบบปรับตัว
Adjustable load		โหลดปรับได้
Advanced metering infrastructure	AMI	โครงสร้างพื้นฐานการวัดขั้นสูง
Automatic Meter Reading	AMR	เทคโนโลยีการอ่านมิเตอร์แบบอัตโนมัติ
Agent		ตัวแทน
Akaike's information criterion	AIC	เกณฑ์สารสนเทศของอาไคเคะ
Artificial intelligent method		วิธีปัญญาประดิษฐ์
Autocorrelation function	ACF	ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์
Automatic meter reading	AMR	การอ่านมิเตอร์แบบอัตโนมัติ
Autoregressive integrated moving average model	ARIMA	แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ
Autoregressive model	AR model	แบบจำลองอัตโนมัติ
Average true range	ATR	ช่วงถูกเฉลี่ย
Backpropagation learning algorithm		ขั้นตอนวิธีเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ
Backward shift operation		ตัวดำเนินการย้อนหลัง
Bayesian's information criterion	BIC	เกณฑ์สารสนเทศของเบย์ส์
Candidate state		สถานะผู้สมัคร
Chain rule		กฎลูกโซ่
Conditional density		ความหนาแน่นแบบมีเงื่อนไข
Control horizon		ช่วงเวลาการควบคุม

คำศัพท์	คำย่อ	ความหมาย
Control signal		สัญญาณควบคุม
Critical load		โหลดวิกฤต
Deep learning		การเรียนรู้เชิงลึก
Delay variable		ตัวแปรประวิง
Demand side management	DSM	การจัดการด้านความต้องการ
Distributed energy resource	DER	แหล่งพลังงานหมุนเวียนแบบกระจายตัว
Dynamic matrix		เมทริกซ์พลวัต
Economic dispatch	ED	การจัดสรรเชิงเศรษฐศาสตร์
Elastic net		วิธีสุทธิแบบยืดหยุ่น
Energy management system	EMS	ระบบจัดการพลังงาน
Energy storage system	ESS	ระบบกักเก็บพลังงาน
Error back-propagation		การแพร่กระจายย้อนกลับด้วยค่าผิดพลาด
Euclidean norm	EN	การทำให้เป็นปรกติแบบยูคลิดีเนียน
Feed forward artificial neural network	ANN	โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า
Forget gate		ประตูลืม
Fuzzy-based energy management system		ระบบจัดการพลังงานอิงคลุมเครือ
Genetic algorithm	GA	ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม
Global intelligent agent		ตัวแทนชาญฉลาดแบบวงกว้าง
Gradient vanishing		ค่าเกรเดียนต์เข้าใกล้ศูนย์
Greedy selection algorithm		ขั้นตอนวิธีทางเลือกแบบกริดดี
Hidden layer		ชั้นซ่อน
Human machine interface	HMI	จุดต่อประสานเครื่องจักรกับมนุษย์
Hybrid energy management system		ระบบจัดการพลังงานแบบผสม
Index-based incentive		สิ่งจูงใจอิงดัชนี
Input data		ข้อมูลขาเข้า

คำศัพท์	คำย่อ	ความหมาย
Input gate		ประตูขาเข้า
Input layer		ชั้นขาเข้า
Input variable		ตัวแปรขาเข้า
Integrated process		กระบวนการบูรณาการ
Intelligent adaptive dynamic		พลวัตแบบปรับตัวชาญฉลาด
Irradiance		ความเข้มแสง
Island microgrid		ไมโครกริดแบบแยกโดด
Knowledge based expert system		วิธีระบบเชี่ยวชาญบนพื้นฐานความรู้
Linear programming optimization method	LP	วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดด้วยโปรแกรมเชิงเส้น
Linear state space model		แบบจำลองปริภูมิสถานะเชิงเส้น
Load		ความต้องการใช้ไฟฟ้า
Load differences		ความแตกต่างของความต้องการใช้ไฟฟ้า
Load forecasting module		ส่วนจำเพาะการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า
Load shedding		การตัดโหลด
Local controller	LC	ระบบควบคุมท้องถิ่น
Long short-term memory based recurrent neural network	LSTM	โครงข่ายประสาทแบบวงกลับชนิดความจำระยะยาว
Maximum lag		ค่าล่าหลังสูงสุด
Maximum likelihood estimation	MLE	การประมาณภาวะน่าจะเป็นสูงสุด
Mean		ค่าเฉลี่ย
Mean absolute error	MAE	ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย
Mean square error	MSE	ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย
Micro-energy management system	Micro-EMS	ระบบจัดการพลังงานขนาดไมโคร
Microgrid centralized controller	MGCC	ระบบควบคุมไมโครกริดแบบรวมศูนย์
Microgrid intelligent		ชาญฉลาดไมโครกริด

คำศัพท์	คำย่อ	ความหมาย
Mixed integer linear programming	MILP	โปรแกรมเชิงเส้นผสมจำนวนเต็ม
Model prediction control	MPC	การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง
Moving average model	MA model	แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่
Multiple linear regression		วิธีถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ
Multivariate		หลายตัวแปร
Mutual information	MI	ค่าสารสนเทศร่วม
Neural network	NN	โครงข่ายประสาท
Node		โหนด
Nonstationary time series		อนุกรมเวลาไม่คงที่
Normalization		การทำให้เป็นปรกติ
Normalized mutual information feature selection	NMIFS	การเลือกลักษณะสารสนเทศร่วมปรกติ
Ordinary least squares method	OLS	วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบสามัญ
Output data		ข้อมูลขาออก
Output gate		ประตูขาออก
Output layer		ชั้นขาออก
Overfitting		เกินความเหมาะสม
Partial autocorrelation function	PACF	ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ย่อย
Partial least squares regression	PLSR	วิธีถดถอยย่อยกำลังสองน้อยที่สุด
Parzen window		หน้าต่างพาร์เซน
Prediction horizon		ช่วงเวลาการทำนาย
Principle components regression	PCR	วิธีถดถอยเชิงองค์ประกอบหลัก
Recurrent neural network	RNN	โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ
Reinforcement learning		การเรียนรู้เสริมแรง
Renewable forecasting module		ส่วนจำเพาะทำนายหมุนเวียน
Ridge regression		วิธีถดถอยแบบบริดจ์

คำศัพท์	คำย่อ	ความหมาย
Root mean square error	RMSE	ความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง
Seasonal autoregressive integrated moving average model	SARIMA	แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล
Seasonality		สภาวะตามฤดูกาล
Self-adaptive modified particle swarm optimization	Self-adaptive PSO	การหาค่าเหมาะที่สุดของฟลูออเนนาคเล็กที่ดัดแปลงแบบปรับตัวเอง
Sensor matrix		เมทริกซ์ตรวจรู้
Shift able loads		โหลดเคลื่อนได้
Short-term load forecasting	STLF	การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น
Similar day approach		แนวทางวันคล้าย
Simulation time		ช่วงเวลาการจำลองผล
Smart appliances		อุปกรณ์ไฟฟ้าอัจฉริยะ
Smart city		เมืองอัจฉริยะ
Smart energy		พลังงานอัจฉริยะ
Smart learning		การเรียนรู้อัจฉริยะ
Smart system		ระบบอัจฉริยะ
Standard normal distribution		การแจกแจงปกติมาตรฐาน
Standard score method		วิธีค่ามาตรฐาน
State of charge	SOC	สถานะการประจุ
State of charge-based energy management system		ระบบจัดการพลังงานอิงสถานะการประจุ
State space model		แบบจำลองปริภูมิสถานะ
State variable		ตัวแปรสถานะ
Stepwise method		วิธีเป็นขั้น
Substation automation system	SAS	ระบบอัตโนมัติสำหรับสถานีไฟฟ้าย่อย

คำศัพท์	คำย่อ	ความหมาย
Stationary time series		อนุกรมเวลาคงที่
Supervised learning		การเรียนรู้แบบมีผู้สอน
Supervisory control and data acquisition	SCADA	การเข้าถึงข้อมูลและการควบคุมแบบกำกับดูแล
Target data		ข้อมูลคาดหวัง
Temperature		อุณหภูมิ
Time series analysis		การวิเคราะห์อนุกรมเวลา
Total Carbon-dioxide emission	TCOE	การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม
Total operating cost	TOC	ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวม
Training data set		ชุดข้อมูลฝึกสอน
Training set		ชุดข้อมูลฝึกสอน
Timestamp		ช่วงเวลา
Ultra-capacitors		ตัวเก็บประจุแบบอัลตรา
Unit commitment	UC	ข้อผูกมัดของหน่วยการผลิตไฟฟ้า
Univariate		ตัวแปรเดียว
Unsupervised learning		การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน
Validate set		ชุดข้อมูลทดสอบ
Validation dataset		ชุดข้อมูลทดสอบ
Weight		ค่าน้ำหนัก
White noise		สัญญาณรบกวนขาว

บทที่ 1

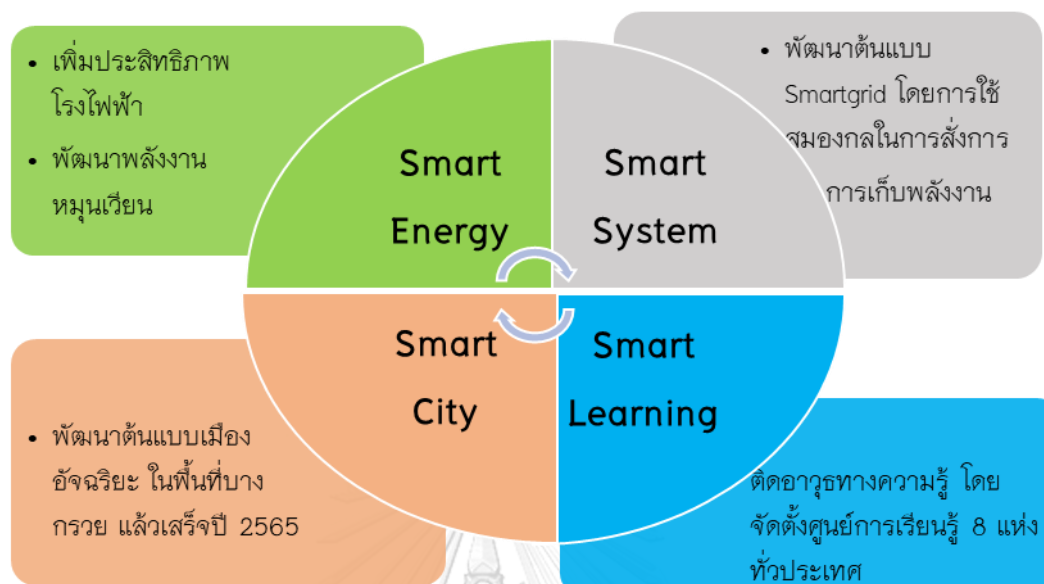
บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

โครงข่ายไฟฟ้าอัจฉริยะหรือ “สมาร์ตกริด” คือ การพัฒนาระบบไฟฟ้าปัจจุบันให้เป็นระบบไฟฟ้าที่มีความชาญฉลาด ใช้ทรัพยากรน้อยลง มีประสิทธิภาพสูงขึ้น รวมถึงเป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม โดยอาศัยการพัฒนาเทคโนโลยีด้านระบบสารสนเทศและการสื่อสารเพื่อขับเคลื่อนให้เกิดเทคโนโลยีที่สำคัญสำหรับระบบไฟฟ้าสมาร์ตกริดทั้ง 5 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มเทคโนโลยีด้านการผลิตไฟฟ้า เช่น เทคโนโลยีการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน เป็นต้น กลุ่มเทคโนโลยีด้านความต้องการใช้ไฟฟ้า เช่น ระบบจัดเก็บพลังงาน เทคโนโลยีรถยนต์ไฟฟ้า เป็นต้น กลุ่มเทคโนโลยีด้านระบบปฏิบัติการโครงข่ายไฟฟ้า เช่น เทคโนโลยีระบบอัตโนมัติสำหรับสถานีย่อย (Substation automation system, SAS) โดยอาศัยการแลกเปลี่ยนข้อมูลจากเทคโนโลยีการอ่านมิเตอร์แบบอัตโนมัติ (Automatic Meter Reading, AMR) บนโครงสร้างพื้นฐานการวัดขั้นสูง (Advanced Metering Infrastructure, AMI) เพื่อให้ผู้ใช้ไฟฟ้าสามารถตระหนักพฤติกรรมการใช้พลังงานแต่ละช่วงเวลาของผู้ใช้ไฟฟ้าและสามารถสื่อสารกับอุปกรณ์ไฟฟ้าอัจฉริยะ (Smart Appliances) กลุ่มเทคโนโลยีด้านโครงสร้างพื้นฐาน เช่น โครงสร้างพื้นฐานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร เป็นต้น [34]

จากข้อมูลพลังงานความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นทุก ๆ ปี ทำให้การผลิตพลังงานไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าเป็นสิ่งจำเป็นมาก สำนักงานนโยบายและแผนพลังงานกระทรวงพลังงานได้พัฒนาแผนแม่บทการพัฒนาระบบโครงข่ายสมาร์ตกริดของประเทศไทย พ.ศ. 2558 – 2579 โดยให้ความสำคัญถึงการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน เพื่อเป็นแนวทางในการลดการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ที่น้อยลง แต่เนื่องจากพลังงานหมุนเวียนมีสัดส่วนที่น้อยมากและมีความไม่ต่อเนื่องของพลังงานที่ผลิตได้ ซึ่งเป็นปัญหาที่ต้องปรับปรุงแก้ไขต่อไป การที่จะเชื่อมต่อแหล่งผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนที่มีมากขึ้นเข้ากับระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีประสิทธิภาพต้องปรับปรุงและเพิ่มความยืดหยุ่นให้กับระบบไฟฟ้า ซึ่งแนวทางหนึ่งที่เป็นไปได้ก็คือการพัฒนาระบบไฟฟ้าให้เป็นระบบโครงข่ายที่มีความชาญฉลาดหรือเรียกว่าเป็นระบบ “สมาร์ตกริด” การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) จึงเห็นความสำคัญในเรื่องดังกล่าว จึงเดินทางนโยบายพลังงาน 4.0 ซึ่งประกอบด้วย พลังงานอัจฉริยะ (Smart energy) ระบบอัจฉริยะ (Smart system) เมืองอัจฉริยะ (Smart city) และการเรียนรู้อัจฉริยะ (Smart learning) มุ่งเป็นผู้นำพลังงานชาญฉลาดของประเทศ

โดยมีหัวใจหลักคือการนำนวัตกรรม และเทคโนโลยีมาวางแผนพลังงานอย่างครอบคลุมทุกมิติ [33] ดังแสดงในรูปที่ 1.1



รูปที่ 1.1 นโยบาย 4.0 การพัฒนาพลังงานแบบชาญฉลาดของ กฟผ. [33]

รูปที่ 1.1 นโยบาย 4.0 การพัฒนาพลังงานแบบชาญฉลาดของ กฟผ. [33] กฟผ. มุ่งเป็นผู้นำด้านพลังงานหมุนเวียนของประเทศ โดยเสนอแผนต่อกระทรวงพลังงานในการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานทดแทน 2,000 เมกะวัตต์ จากเดิมเพียง 500 เมกะวัตต์ ที่ผสมผสานการใช้นวัตกรรม เทคโนโลยีที่ทันสมัยและเทคโนโลยีสารสนเทศหรือ “ระบบอัจฉริยะ” มาช่วยสร้างประสิทธิภาพและเสถียรภาพให้แก่ระบบไฟฟ้ามากยิ่งขึ้น [33]

จากการศึกษาและสำรวจพื้นที่ในประเทศไทยเพื่อทำโครงการนำร่องสมาร์ตกริดของ กฟผ. นั้นพบว่าจังหวัดแม่ฮ่องสอนเป็นจังหวัดที่ห่างไกลและเป็นจังหวัดเดียวที่ไม่มีสายส่งไฟฟ้าแรงสูงของ กฟผ. พาดผ่าน เนื่องจากอุปสรรคในการก่อสร้างสายส่งผ่านผืนป่า ทำให้เกิดไฟฟ้าดับเป็นประจำ แม้ว่าปัจจุบันจะมีการก่อสร้างสายส่งไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) ขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์ 1 วงจร ทดแทนสายส่งไฟฟ้าขนาดแรงดัน 22 กิโลโวลต์ แต่ยังคงพึ่งพาแหล่งผลิตไฟฟ้าในพื้นที่เพื่อเสริมสร้างความมั่นคง ลดความเสี่ยงและการสูญเสียในระบบส่งที่เชื่อมโยงจากจังหวัดเชียงใหม่ ระยะทางถึง 200 กิโลเมตร [34]

ปัจจุบันความต้องการไฟฟ้าในจังหวัดแม่ฮ่องสอนประมาณ 10 เมกะวัตต์ ซึ่งในพื้นที่แม่ฮ่องสอนมีแหล่งผลิตไฟฟ้าประกอบด้วย โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กผาบ่องกำลังผลิต 2.1 เมกะวัตต์ โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่สะง่ากำลังผลิต 10 เมกะวัตต์ของกระทรวงพลังงาน แต่เนื่องจาก

โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กนี้มีข้อจำกัดเรื่องการเดินเครื่องได้เต็มพิกัดกำลังผลิตเฉพาะในช่วงที่มีน้ำเพียงพอเท่านั้น กฟผ. จึงก่อสร้างโรงไฟฟ้าดีเซลขนาด 6 เมกะวัตต์ โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผาบ่องขนาด 0.504 เมกะวัตต์ เพื่อเสริมความต้องการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่และระบบกักเก็บพลังงานชนิดลิเทียมไอออนขนาด 1 เมกะวัตต์-ชั่วโมง สามารถจ่ายไฟฟ้าได้ถึง 4 เมกะวัตต์ ติดต่อกันเป็นเวลา 15 นาที [34] กฟผ. จะดำเนินการติดตั้งระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครเพื่อเป็นสมองกลในการจัดการพลังงานการจ่ายไฟฟ้าของจังหวัดแม่ฮ่องสอน เพื่อควบคุมและสั่งจ่ายไฟฟ้าของพลังงานหมุนเวียนในพื้นที่ รวมทั้งการจัดการการจัดเก็บและจ่ายไฟฟ้าของแบตเตอรี่ในพื้นที่ โดยอาศัยการประมวลผลข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้า การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าของแหล่งพลังงานหมุนเวียน เพื่อให้สามารถจัดสรรพลังงานไฟฟ้าได้อย่างรวดเร็วและเกิดประสิทธิภาพสูงสุด

ผู้วิจัยจึงเกิดแนวคิดในการพัฒนาระบบจัดการพลังงานสำหรับโครงการสมาร์ตกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอน ของ กฟผ. โดยอาศัยข้อมูลจากการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่จังหวัดแม่ฮ่องสอนล่วงหน้าระยะสั้นและข้อมูลพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานทดแทนสำหรับการจัดสรรพลังงานของระบบไฟฟ้าไมโครกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอน

1.2 การทบทวนวรรณกรรม

เนื่องจากงานวิจัยนี้มีการออกแบบสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้นและระบบจัดการพลังงานสำหรับประยุกต์ใช้กับโครงการสมาร์ตกริดที่จังหวัดแม่ฮ่องสอนนั้น มีจุดประสงค์เพื่อวางแผนและสั่งการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าในพื้นที่ไมโครกริด อาศัยช่วงเวลา (Time stamp) ทุก ๆ 30 นาที เพื่อให้สามารถนำข้อมูลการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่มาประกอบการตัดสินใจสั่งการของระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครได้นั้น จึงจำเป็นต้องออกแบบแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นที่เหมาะสมที่สุดสำหรับใช้งานร่วมกับระบบจัดการพลังงาน

1.2.1 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น

ในหัวข้อนี้จะทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้นและการจัดสรรพลังงานสำหรับไมโครกริด

ในหลาย ๆ งานวิจัยสำหรับเทคนิคการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า พบว่ามีการนำเหตุการณ์ในอดีตมาเป็นปัจจัยสำคัญในการพยากรณ์และตัดสินใจเลือกเทคนิคการพยากรณ์ แต่สิ่งที่สำคัญนั้นคือลักษณะของข้อมูลที่จะนำมาพยากรณ์ จำเป็นต้องวิเคราะห์ก่อนว่าข้อมูลมีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียวหรือหลายตัว มีการเปลี่ยนแปลงรวดเร็วหรือไม่ค่อยเปลี่ยนแปลง

ลักษณะข้อมูลหนึ่งอาจจะเหมาะสมกับเทคนิคแบบหนึ่ง แต่อาจไม่เหมาะสมกับเทคนิคอีกแบบหนึ่ง ดังนั้นจำเป็นต้องพิจารณาลักษณะของข้อมูลก่อนที่จะนำมาเลือกเทคนิคการพยากรณ์

[1] แบ่งการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าออกเป็น 3 กลุ่ม คือ ระยะสั้น 30 นาทีถึง 1 สัปดาห์ ระยะกลาง 1 สัปดาห์ ถึง 1 ปี และระยะยาวมากกว่า 1 ปีขึ้นไป การพยากรณ์สามารถแบ่งตามวิธีทางสถิติและปัญญาประดิษฐ์ได้ดังนี้ แนวทางวันคล้าย (Similar day approach)

[12] นำเสนอวิธีวันคล้ายเพื่อพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่อัสซัม (Assam) ทางตอนเหนือของอินเดียแบบระยะสั้น โดยใช้ตัวแปรสภาพอากาศจากในอดีตที่มีอิทธิพลต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าร่วมด้วย โดยวิธีนี้ทำโดยค้นหาข้อมูลของวันในอดีตที่มีสภาพอากาศคล้ายกับวันที่จะพยากรณ์ ด้วยการประมาณค่าออร์มยูคลิเดียน (Euclidean norm, EN) กับปัจจัยน้ำหนักที่ใช้ในแบบจำลอง โดยการประมาณค่าบรรทัดฐานของยูคลิเดียนของอุณหภูมิและความชื้นร่วมกับปัจจัยน้ำหนักเพื่อพิจารณาหาวันคล้าย [1] กล่าวว่าวิธีวันคล้ายนั้นจะเป็นการใช้ข้อมูลสภาพอากาศ ข้อมูลค่าไฟฟ้า ข้อมูลประชากร เป็นปัจจัยในการเลือกวันคล้ายกับวันที่จะพยากรณ์ [2] นำเสนอวิธีการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าแบบดั้งเดิมวิธีถดถอยเชิงเส้นแบบหลากหลาย (Multiple linear regression) เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์รายชั่วโมงล่วงหน้าทั้งหมด 3 ปีของประเทศสหรัฐอเมริกา ซึ่งแบบจำลองนี้สร้างจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระต่าง ๆ เช่น อุณหภูมิและเวลาในแต่ละวันกับตัวแปรตาม (ความต้องการใช้ไฟฟ้า) ในรูปแบบฟังก์ชันเชิงเส้น โดยสามารถช่วยในการจัดการด้านความต้องการ (Demand side management, DSM) ได้ และยังช่วยกำหนดการซื้อขายไฟฟ้าอย่างแม่นยำมากขึ้นอีกด้วย [3] นำเสนอวิธีการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในโครงข่ายไฟฟ้าระบบจำหน่ายที่อบอร์แลน-นาร์รา-เคซอน (Aborlan-Narra-Quezon) ล่วงหน้า 10 ปี ด้วยวิธีถดถอยเชิงเส้นแบบหลากหลาย โดยตัวแปรที่พิจารณาสำหรับใช้ในการพยากรณ์คือข้อมูลจริงจากบริษัท โลคอลเพาเวอร์ ยูทิลิตี้ (Local power utility) จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 5 ปี และแผนการพัฒนาพลังงานไฟฟ้าในพื้นที่สำหรับ 10 ปีล่วงหน้า มาเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ซึ่งผลลัพธ์การพยากรณ์พบว่าอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ซึ่งผู้เขียนให้ความเห็นว่าวิธีการดังกล่าวสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบไฟฟ้าไมโครกริดแบบแยกโดด (Islanding microgrid) [4] กล่าวถึงวิธีการพยากรณ์ทางอนุกรมเวลาสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นว่าเป็นวิธีที่นิยมอย่างมาก เช่น แบบจำลองราบเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential smoothing model) แบบจำลองอัตถถถอย (Autoregressive model) เช่น แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถถถอย (Autoregressive integrated moving average, ARIMA) โดยสมมติว่าค่าในอนาคตมาจากฟังก์ชันเชิงเส้นของข้อมูลสังเกตย้อนหลังในอดีตหลาย ๆ ค่าและค่าผิดพลาดสุ่ม (Random error) [5] แบ่งวิธีการพยากรณ์

ความต้องการใช้ไฟฟ้าออกเป็นวิเคราะห์ทางอนุกรมเวลา ได้แก่ วิธีตัวแปรเดียว (Univariate) และวิธีหลายตัวแปร (Multivariate) และวิธีโครงข่ายประสาท (Neural network, NN) ซึ่ง [6] กล่าวว่าวิธีโครงข่ายประสาทใช้แพร่หลายมากในวงการพยากรณ์ โดยโครงข่ายประสาทเป็นแบบจำลองที่ไม่เป็นเชิงเส้นที่มีความสามารถในการสร้างเส้นกราฟที่เหมาะสมกับข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยข้อมูลขาออกของโครงข่ายประสาทเป็นฟังก์ชันคณิตศาสตร์เชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลขาเข้า [3] เสนอวิธีการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นล่วงหน้า 1 ชั่วโมง โดยอาศัยข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 23 ชั่วโมงเพื่อพยากรณ์ข้อมูลในชั่วโมงที่ 24 ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า (Feed forward artificial neural network, ANN) แต่เนื่องจากข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าขึ้นอยู่กับปัจจัยอื่น ๆ ที่ไม่ใช่ความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังเพียงอย่างเดียว แต่ยังขึ้นอยู่กับเวลาสภาพภูมิอากาศ ทำให้วิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิมนั้นไม่แม่นยำเท่าที่ควร [6] ได้นำเสนอแบบจำลองโครงข่ายประสาทที่พิจารณาตัวแปรอื่น ๆ ที่มีอิทธิพลต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าร่วมด้วยเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่พิจารณาเพียงตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าเพียงอย่างเดียวเพื่อให้ได้รับแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น 30 นาทีถึง 1 วันล่วงหน้า เนื่องจากข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าที่ไม่เป็นเชิงเส้น ผู้วิจัยจึงเกิดแนวคิดในการศึกษาวิธีการสร้างแบบจำลองที่ไม่เป็นเชิงเส้นด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ แล้วเปรียบเทียบผลลัพธ์การพยากรณ์กับแบบจำลองเชิงเส้นด้วยวิธีการวิเคราะห์ทางอนุกรมเวลา โดยใช้หลักการสำหรับการเลือกตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เพื่อช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง ซึ่งมีสมมติฐานว่าแบบจำลองไม่เป็นเชิงเส้นจะให้ค่าการพยากรณ์แม่นยำมากกว่าแบบจำลองเชิงเส้น เมื่อใช้ข้อมูลชุดทดสอบ (Validation set) ชุดเดียวกัน

1.2.2 การจัดการพลังงานของไมโครกริด

การทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับการจัดการพลังงานของไมโครกริด [7] ได้อธิบายองค์ประกอบของระบบจัดการพลังงานขนาดไมโคร (Micro-energy management system, micro-EMS) โดยการทำงานของไมโครกริดแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ สภาวะแผนปกติและสภาวะแยกโดด ในสภาวะปกติ ไมโครกริดแลกเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้ากับระบบโครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยหากกรณีเกิดเหตุขัดข้องในโครงข่ายไฟฟ้าหลักทำให้สายส่งจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักไม่สามารถใช้งานได้ ไมโครกริดจะทำงานในสภาวะแยกโดด เพื่อรักษาเสถียรภาพและความมั่นคงของระบบในการจ่ายไฟฟ้าให้กับโหลดในพื้นที่ได้ ผ่านการตัดสินใจต่าง ไม่ว่าจะเป็นการจ่ายไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานหมุนเวียนแบบ

กระจายตัว(Distributed energy resource, DER) การตอบสนองเชิงความต้องการ (Demand response, DR) และการตัดวงจรโหลด (Load shedding) เพื่อรักษาระบบไฟฟ้าที่มีความสำคัญเอาไว้ การทำงานของไมโครกริดถูกควบคุมโดยระบบควบคุมไมโครกริดแบบรวมศูนย์ (Microgrid centralized controller, MGCC) และระบบควบคุมท้องถิ่น (Local controller, LC) [8] กล่าวว่า ระบบควบคุมไมโครกริดแบบรวมศูนย์ประกอบด้วยส่วนจำเพาะ (Module) ต่าง ๆ ที่ใช้ประกอบการตัดสินใจในการทำงานของระบบ ได้แก่ ส่วนจำเพาะการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load forecasting module) และส่วนจำเพาะทำนายหมุนเวียน (Renewable forecasting module) จุดต่อประสานเครื่องจักรกับมนุษย์ (Human machine interface, HMI) และการเข้าถึงข้อมูลและการควบคุมแบบกำกับดูแล (Supervisory control and data acquisition, SCADA) สำหรับตัดสินใจส่งคำสั่งที่เหมาะสมให้แก่โรงไฟฟ้าและระบบผลิตไฟฟ้าในพื้นที่ ระบบกักเก็บพลังงาน (Energy storage system, ESS) และความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เวลาต่าง ๆ ข้อดีของระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครแบบรวมศูนย์ คือ ติดตั้งง่าย มีขั้นตอนการทำงานตามมาตรฐาน แต่อย่างไรก็ตามเนื่องจากจำนวนของอุปกรณ์ที่ควบคุมได้เพิ่มมากขึ้นอย่างรวดเร็ว จึงจำเป็นต้องการระบบการติดต่อสื่อสารที่มีความสามารถสูง ระบบจัดการพลังงานแบบกระจายศูนย์ การทำงานของระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครแบบนี้แตกต่างกับแบบแรกโดยสิ้นเชิง เนื่องจากแต่ละไมโครกริดจะควบคุมโดยระบบควบคุมท้องถิ่นตัวเดียวหรือหลายตัว ๆ แทนระบบควบคุมจากศูนย์กลาง โดยระบบควบคุมแบบท้องถิ่นทุก ๆ ตัวจะตรวจสอบและติดต่อสื่อสารกับระบบควบคุมแบบท้องถิ่นตัวอื่น ๆ ผ่านระบบติดต่อสื่อสาร ตัวควบคุมท้องถิ่นแต่ละตัวจะเสนอคำสั่งต่อกำลังการผลิตไฟฟ้าและความต้องการใช้ไฟฟ้าในปัจจุบัน และอนาคตไปที่ระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครแบบกระจายศูนย์ ระบบควบคุมแบบท้องถิ่นมีความสามารถในการตัดสินใจอย่างชาญฉลาดด้วยตัวเอง โดยไม่จำเป็นต้องรับคำสั่งสัญญาณจากระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครแบบรวมศูนย์ ในหลายงานวิจัยได้เสนอกลยุทธ์ในการแก้ปัญหาของระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครหลายวิธีเพื่อให้ได้การจัดสรรพลังงานเหมาะสมที่สุดและมีประสิทธิภาพ [3] ในไมโครกริดที่มีแหล่งผลิตพลังงานทดแทน ระบบกักเก็บพลังงาน และการตอบสนองต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า กลยุทธ์ของระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครนั้นใช้เพื่อเศรษฐศาสตร์การจ่ายกำลังไฟฟ้า (Economic dispatch, ED) และข้อผูกมัดของหน่วยการผลิตไฟฟ้า (Unit commitment) [9] นำเสนอกลยุทธ์ระบบจัดการพลังงานแบบผสมและการเลือกขนาดแบตเตอรี่ให้คุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์มากที่สุด โดยใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดด้วยโปรแกรมเชิงเส้น (Linear programming optimization method) สำหรับกำหนดการเดินเครื่องโรงไฟฟ้า การใช้เชื้อเพลิงและการควบคุมด้วยระบบจัดการพลังงานขนาดไมโคร สำหรับแบบแผนผสมแก้ปัญหาด้วยวิธีโปรแกรมเชิงเส้นรวมผสมผสาน (Mixed integer linear programming, MILP) เพื่อกำหนดการปฏิบัติการเชื่อมต่อหรือไม่เชื่อมต่อระหว่างไมโครกริดกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก สำหรับแลกเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้า การ

เดินเครื่องโรงไฟฟ้าชนิดเชื้อเพลิงและการชาร์จหรือดิสชาร์จของระบบกักเก็บพลังงานใช้แบบจำลองวิธีโปรแกรมเชิงเส้นผสมผสานเพื่อหาค่าเชิงเศรษฐศาสตร์ เพื่อคำนวณการจ่ายไฟให้กับโหลดของระบบจัดการพลังงานขนาดไมโคร [10] เสนอข้อกำหนดด้านความปลอดภัยของระบบจัดการพลังงานสำหรับไมโครกริดแบบที่พิกอาศัยสามเฟส โดยสร้างแบบจำลองการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบไม่เป็นเชิงเส้นสำหรับค่าปฏิบัติการของไมโครกริดต่ำที่สุด ในขณะที่พิจารณาการตัดโหลดและการเกิดไฟฟ้าขัดข้องร่วมด้วย เพื่อศึกษาความเชื่อถือได้ของระบบไมโครกริด แบบจำลองไม่เป็นเชิงเส้นที่สร้างขึ้นถูกแปลงเป็นแบบจำลองเชิงเส้นรวมผสมผสานโดยการทำการสมการจุดประสงค์ให้เป็นเชิงเส้น [11] นำเสนอการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของฝูงอนุภาคเล็กที่ดัดแปลงแบบปรับตัวเอง (Self-adaptive modified particle swarm optimization) เพื่อลดค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการของไมโครกริดให้ต่ำที่สุด ส่วนวิธีประมาณค่าจุดใช้สร้างแบบจำลองของหน่วยผลิตพลังงานจากพลังงานทดแทนย่อย ความต้องการใช้ไฟฟ้าและราคาค่าไฟฟ้า ผลลัพธ์จากวิธีการที่นำเสนอดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic algorithm, GA), วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของแมลงอนุภาคเล็กปรับตัว (Adaptive modified particle swarm optimization) [12] นำเสนอแบบจำลองที่เป็นกรณีศึกษาของระบบจัดการพลังงานสำหรับไมโครกริดแบบเชื่อมต่อกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก ใช้ขั้นตอนวิธีหึ่งห้อยที่ดัดแปลงแบบปรับตัว (Adaptive modified firefly algorithm) สำหรับจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายด้านปฏิบัติการให้ต่ำสุด โดยพิจารณาความไม่แน่นอนจากกำลังการผลิตของแหล่งพลังงานทดแทน ความต้องการใช้ไฟฟ้า และราคาค่าไฟฟ้ารวม [13] นำเสนอระบบจัดการพลังงานแบบพลวัตแบบปรับตัวชาญฉลาด (Intelligent adaptive dynamic) สำหรับไมโครกริดแบบเชื่อมต่อกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยผู้ใช้ไฟฟ้า ระบบกักเก็บพลังงาน หน่วยผลิตไฟฟ้า และโครงข่ายไฟฟ้า พิจารณาเป็นตัวแทนต่าง ๆ (Agents) ซึ่งใช้ความต้องการใช้ไฟฟ้าเป็นปัจจัยหลักในการพิจารณาตัดสินใจการทำงานของอัลกอริทึมระบบจัดการพลังงานแบบกระจายศูนย์หลายตัวแทน (Multi-agent decentralized energy management system algorithm) ใช้ลดความไม่สมดุลพลังงานโดยพิจารณาความต้องการใช้ไฟฟ้าเป็นปัจจัยหลักในการตัดสินใจของระบบจัดการพลังงาน ผู้เขียนสรุปว่าวิธีที่นำเสนอให้ผลลัพธ์ดีกว่าวิธีแบบรวมศูนย์ [14] นำเสนอระบบจัดการขนาดไมโครที่พิจารณาการตอบสนองความต้องการใช้ไฟฟ้าและหน่วยเก็บพลังงานแบบกระจาย เพื่อลดความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดและค่าไฟฟ้า ผู้ใช้ไฟฟ้าสามารถมีส่วนร่วมในการตอบสนองความต้องการใช้ไฟฟ้า โดยใช้กลไกสิ่งจูงใจบนพื้นฐานดัชนี (Index-based incentive) มีตัวแทนต่าง ๆ คือ ระบบผลิต ระบบกักเก็บพลังงาน โหลด การตอบสนองความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแทนของไมโครกริดแบบชาญฉลาด (Microgrid Intelligent) และตัวแทนชาญฉลาดแบบวงกว้าง (Global intelligent agent) [15] นำเสนอเทคนิคชาญฉลาดแบบปรับตัว (Adaptive intelligence) สำหรับระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครของไมโครกริดแบบเชื่อมต่อกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักโดยใช้ระบบจัดการพลังงานแบบผสม (Hybrid energy management

system) เพื่อใช้พลังงานจากแหล่งผลิตพลังงานทดแทนมากที่สุดและลดความผิดพลาดการจ่ายโหลด อันเนื่องมาจากความไม่แน่นอนของกำลังผลิตจากแหล่งพลังงานทดแทนและความต้องการใช้ไฟฟ้าด้วย แบตเตอรี่และตัวเก็บประจุแบบอูลตรา (Ultra-capacitors) จาก [16] ระบบจัดการพลังงานสำหรับจัดการวางแผนการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าในพื้นที่ไมโครกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอนนั้นพิจารณาการหาคำตอบจากปัญหาค่าเหมาะที่สุด โดยคำนึงผลของตัวแปรขาออกในอนาคต ดังนั้นผู้วิจัยเกิดแนวคิดในการจัดการพลังงาน โดยประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดตามสมการจุดประสงค์ โดยพิจารณาผลของตัวแปรขาออกล่วงหน้าไป N_p ช่วงเวลา เพื่อให้ได้ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานตามสมการจุดประสงค์ต่ำที่สุดกว่าการจัดสรรพลังงานที่พิจารณาเพียงช่วงเวลาปัจจุบัน

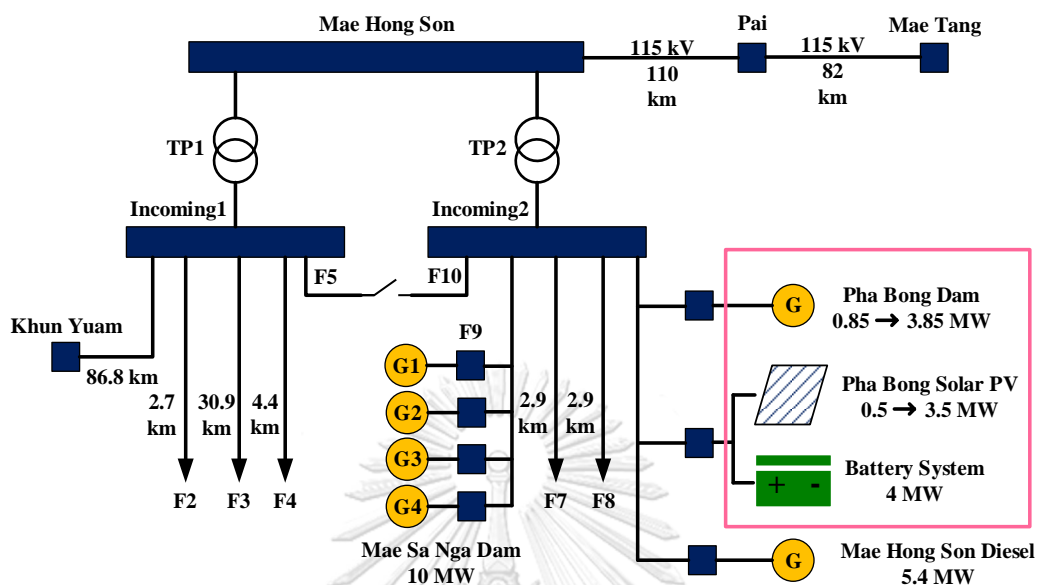
1.2.3 การเลือกตัวแปรขาเข้าสำหรับแบบจำลอง

ต่อมาจะกล่าวถึงการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการเลือกตัวแปรขาเข้าให้กับแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า การเลือกตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองการพยากรณ์เป็นสิ่งสำคัญอย่างมากต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง [29] นำเสนอเทคนิคการเลือกตัวแปรแบบถดถอย โดยใช้สำหรับเลือกตัวแปรของแบบจำลองเชิงเส้นมีทั้งหมด 7 วิธี ได้แก่ วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบดั้งเดิม (Ordinary least squares, OLS) วิธีเป็นขั้น (Stepwise method) วิธีถดถอยเชิงองค์ประกอบหลัก (Principle components regression, PCR) วิธีถดถอยกำลังสองน้อยที่สุดแบบบางส่วน (Partial least squares regression, PLSR) วิธีถดถอยแบบบริดจ์ (Ridge regression) วิธีลัสโซ (Lasso) และวิธีสุทธิยืดหยุ่น (Elastic net) โดยกล่าวว่าวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบดั้งเดิมและวิธีแบบขั้นตอนให้ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์สูงเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีถดถอยอื่น ๆ อีก 5 วิธีที่เหลือ เนื่องจากสองวิธีดังกล่าวนี้เหมาะสมกับงานการพยากรณ์กับปัญหาที่ซับซ้อนน้อย ความแปรปรวนต่ำ และไม่เกิดการพอดีเกิน (Overfitting) [17] นำเสนอวิธีการเลือกตัวแปรด้วยวิธีสารสนเทศร่วม (Mutual information, MI) บนพื้นฐานของหน้าต่างของพาร์เซน (Parzen window) โดยนำเสนอวิธีการคำนวณค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรขาเข้ากับตัวแปรขาออก แล้วนำไปประยุกต์ใช้กับอัลกอริทึมการเลือกตัวแปรแบบกริดดี้ (Greedy search algorithm) ซึ่งวิธีการเลือกตัวแปรแบบสารสนเทศร่วมนี้เป็นวิธีไม่เป็นเชิงเส้น การคำนวณจะใช้ค่าปริภูมิของตัวแปรขาเข้ามาคำนวณความหนาแน่นแบบมีเงื่อนไข (Conditional density of feature space) [17]

1.3 ภาพรวมระบบไฟฟ้าแม่ฮ่องสอน

แม่ฮ่องสอนอยู่ทางตอนเหนือของประเทศไทย ห่างจากกรุงเทพมหานครประมาณ 924 กิโลเมตร มีเนื้อที่ประมาณ 12,681 ตารางกิโลเมตร แบ่งการปกครองออกเป็น 7 อำเภอ ได้แก่ อำเภอ

ปาย อำเภอปางมะผ้า อำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน อำเภอขุนยวม อำเภอแม่ลาน้อย อำเภอแม่สะเรียง และอำเภอสบเมย



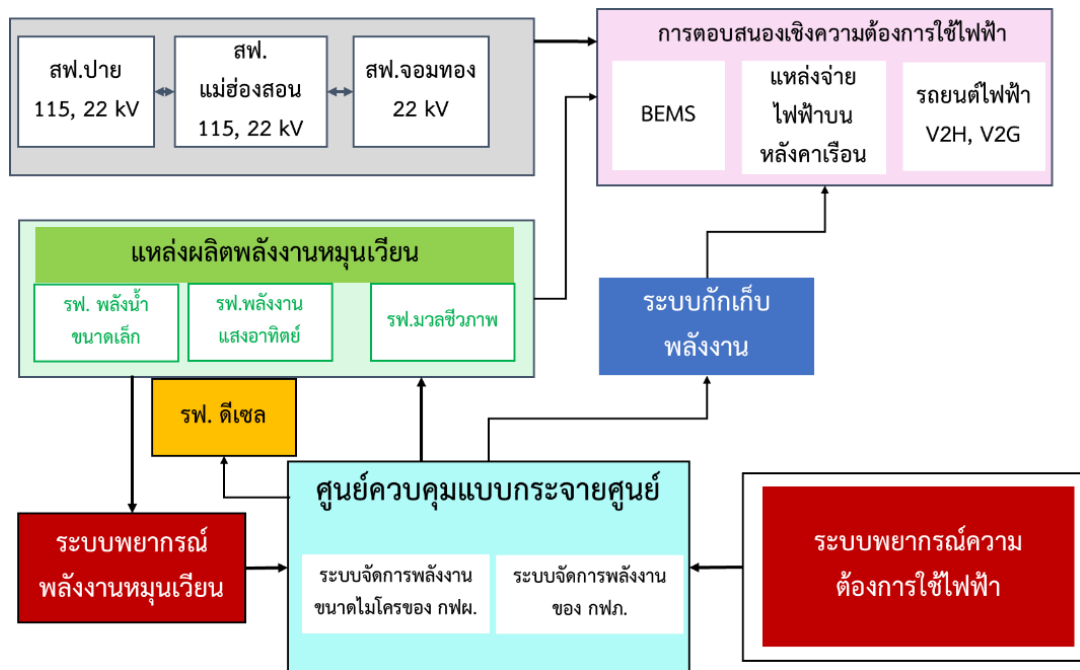
รูปที่ 1.2 การจำหน่ายไฟฟ้าของจังหวัดแม่ฮ่องสอน [32]

จากรูปที่ 1.2 แสดงการจำหน่ายไฟฟ้าของจังหวัดแม่ฮ่องสอนผ่านสายระบบจำหน่าย อธิบายได้ดังต่อไปนี้

พื้นที่การจ่ายไฟฟ้าที่ 1 เขตด้านทิศตะวันออก ครอบคลุมพื้นที่อำเภอปายและปางมะผ้า รับพลังงานไฟฟ้าส่วนใหญ่มาจากสถานีไฟฟ้าแรงสูงแม่แตงของ กฟผ. ผ่านสายส่งไฟฟ้าระดับแรงดัน 115 กิโลโวลต์ และ 22 กิโลโวลต์ ของ กฟผ.

พื้นที่การจ่ายไฟฟ้าที่ 2 เขตอำเภอเมือง ครอบคลุมอำเภอเมืองแม่ฮ่องสอนและขุนยวม บางส่วน รับไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้าปายด้วยสายส่งไฟฟ้าขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์ 1 วงจร จ่ายไฟฟ้าไปทิศใต้ของขุนยวม โดยสามารถเชื่อมต่อกับสายป้อนที่ 6 จากสถานีไฟฟ้าจอมทองที่พิกัดแรงดัน 22 กิโลโวลต์ ผ่านมาทางอำเภอแม่แจ่มและขุนยวม และเชื่อมต่อกับสายป้อนที่ 5 จากสถานีไฟฟ้าแม่สะเรียง โดยอำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน มีแหล่งผลิตไฟฟ้าในพื้นที่ ได้แก่ โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่สะรงา โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กผาบ่อง โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผาบ่อง โรงไฟฟ้าดีเซลผาบ่อง และระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่

พื้นที่การจ่ายไฟฟ้าที่ 3 เขตด้านทิศใต้ ครอบคลุมอำเภอแม่สะเรียง สบเมย แม่ลาน้อย และขุนยวมบางส่วน ซึ่งรับไฟฟ้าจากสายป้อนขนาด 22 kV ที่รับไฟฟ้ามาจากสถานีไฟฟ้าจอมทอง การใช้ไฟฟ้าในอำเภอแม่สะเรียงมีปริมาณสูงเป็นอันดับที่ 2 ของจังหวัด รองจากอำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน



รูปที่ 1.3 ระบบโครงข่ายไฟฟ้าสมาร์ทกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอน

จากรูปที่ 1.3 ระบบโครงข่ายไฟฟ้าสมาร์ทกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอน ประกอบด้วยสายส่งไฟฟ้าแรงสูงที่รับไฟฟ้าจากระบบโครงข่ายไฟฟ้าระดับแรงดัน 115 กิโลโวลต์ และ 22 กิโลโวลต์ จาก สถานีไฟฟ้าปายและจอมทองมายังสถานีไฟฟ้าแม่ฮ่องสอน เพื่อจ่ายไฟฟ้าเข้าสู่อำเภอเมือง จังหวัดแม่ฮ่องสอน โดยแม่ฮ่องสอนโดยมีแหล่งผลิตไฟฟ้าในพื้นที่ ประกอบด้วย โรงไฟฟ้าพลังงานน้ำขนาดเล็กแม่สะงา (MSN) ขนาด 2,520 กิโลวัตต์ 2 หน่วย และ 2,650 กิโลวัตต์ 2 หน่วย โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่ฮ่องสอน (ผาบ่อง) ขนาด 2.1 เมกะวัตต์ โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ของ กฟผ. ขนาด 500 กิโลวัตต์ และโรงไฟฟ้าดีเซลลผาบ่องขนาด 800 กิโลวัตต์ 3 หน่วย และ 1000 กิโลวัตต์ 2 หน่วย นอกจากนี้ยังมีระบบกักเก็บพลังงานแบบแบตเตอรี่ ขนาด 4,000 กิโลวัตต์ 1000 กิโลวัตต์-ชั่วโมง สำหรับการควบคุมการจ่ายไฟฟ้าให้กับความต้องการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่ซึ่งดำเนินการโดยระบบควบคุมพลังงานขนาดไมโครของ กฟผ. ซึ่งประสานกับระบบจัดการพลังงานด้านระบบจำหน่ายของ กฟผ. โดยรับข้อมูลจากแบบจำลองการพยากรณ์พลังงานหมุนเวียนและความต้องการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่ไมโครกริดปัจจุบันที่แม่ฮ่องสอนยังไม่มีระบบพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า ระบบพยากรณ์แหล่งผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน และระบบจัดการพลังงานขนาดไมโคร

1.4 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ชั่วโมงหรือ 30 นาที ด้วยวิธีทางอนุกรมเวลาและวิธีโครงข่ายประสาท
2. เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงหรือ 1 วัน ราย 30 นาทีสำหรับเป็นข้อมูลเข้าให้การจัดการพลังงานสำหรับระบบไฟฟ้าไมโครกริด
3. เพื่อใช้หลักการของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับจัดสรรพลังงานของระบบไฟฟ้าไมโครกริดเพื่อจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด
4. เพื่อศึกษาการจัดสรรพลังงานของระบบไฟฟ้าไมโครกริดทั้ง 4 แบบแผนในสภาวะปกติ ได้แก่ แบบแผนปกติ แบบแผนไม่ซื้อไฟ แบบแผนไม่ขายไฟและแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

1.5 วิธีดำเนินงานวิจัย

- 1) ศึกษางานวิจัยและองค์ความรู้ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องสำหรับการพัฒนาระบบไฟฟ้าสมาร์ทกริด ระบบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นและระบบการจัดการพลังงานสำหรับไมโครกริด
- 2) ศึกษาและสำรวจข้อมูลสภาพระบบไฟฟ้าไมโครกริดที่โครงการนำร่องสมาร์ทกริด จังหวัดแม่ฮ่องสอน
- 3) วิเคราะห์และกำหนดปัญหาที่ต้องการแก้ไขในระบบไมโครกริด จังหวัดแม่ฮ่องสอน
- 4) ออกแบบองค์ประกอบของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นและระบบจัดการพลังงานขนาดไมโครของไมโครกริด
- 5) ทดลองและเก็บผลการทดลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นด้วยแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า
6. ทดลองและเก็บผลการทดลองการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดทั้ง 4 แบบแผน สำหรับ 2 จุดประสงค์ในสภาวะปกติของไมโครกริด
7. อภิปรายและสรุปผลงานวิจัย

1.6 ขอบเขตของงานวิจัย

1) งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าและสภาพภูมิอากาศย้อนหลังตั้งแต่เดือน พฤษภาคมถึงธันวาคม ปี พ.ศ.2557 ของอำเภอเมืองจังหวัดแม่ฮ่องสอนสำหรับสร้างแบบจำลอง พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าวางหน้า 30 นาทีถึง 1 วัน

2. งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลสภาพระบบไฟฟ้าอ้างอิงตามข้อมูลสมาร์ทกริดปี พ.ศ. 2557 ของ อำเภอเมือง จังหวัดแม่ฮ่องสอน ปี พ.ศ. 2557 และข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้า สภาพภูมิอากาศ ย้อนหลังในเดือน พฤษภาคมถึงธันวาคม ปี พ.ศ. 2557 สำหรับจำลองการจัดสรรพลังงานไฟฟ้าของไมโครกริด

3. ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กเฉลี่ยคำนวณจากข้อมูลปริมาณน้ำใน เขื่อนย้อนหลังของอำเภอเมืองจังหวัดแม่ฮ่องสอน ปี พ.ศ. 2557

4. ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ใช้ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าจาก โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์อำเภอเมือง จังหวัดแม่ฮ่องสอน ปี พ.ศ. 2557

5. งานวิจัยนี้ศึกษาการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในสภาวะปกติ โดยประกอบด้วย 4 แบบแผนการจัดการ ได้แก่ แบบแผนปกติ แบบแผนไม่ซื้อไฟ แบบแผนไม่ขายไฟ และแบบแผน พลังงานสุทธิเป็นศูนย์ โดยใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับจัดสรรพลังงานทุก ๆ ช่วงเวลา

1.7 สรุป

บทที่ 1 กล่าวถึงที่มาและความสำคัญของการพัฒนาระบบไฟฟ้าสมาร์ทกริดที่จังหวัด แม่ฮ่องสอน การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าวางหน้าระยะ สั้น การจัดการพลังงานสำหรับไมโครกริด การเลือกตัวแปรขาเข้าสำหรับแบบจำลองพยากรณ์ความ ต้องการใช้ไฟฟ้า วัตถุประสงค์ของงานวิจัย วิธีดำเนินงานวิจัย ขอบเขตงานวิจัยและแผนการ ดำเนินงานวิจัย

บทที่ 2

ทฤษฎีการพยากรณ์และการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

ในบทที่ 2 นี้จะกล่าวถึงทฤษฎีการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น สำหรับเป็นข้อมูลนำเข้าให้ระบบจัดการพลังงานของไมโครกริด รวมถึงขั้นตอนต่าง ๆ สำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาทีและ 1 วัน หลักการเลือกตัวแปรขาเข้าสำหรับแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นและหลักการของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับนำมาประยุกต์ใช้กับการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในบทที่ 4 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น (Short-term load forecasting, STL) ใช้สำหรับการวางแผนการปฏิบัติการด้านระบบไฟฟ้า แบ่งออกเป็น 4 เทคนิค คือ วิธีการทางสถิติ (Statistical method) วิธีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligent method) วิธีระบบผู้เชี่ยวชาญบนพื้นฐานความรู้ (Knowledge based expert system method) และวิธีผสม (Hybrid method) สำหรับงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยมุ่งเน้นไปที่วิธีทางสถิติและวิธีทางปัญญาประดิษฐ์ ได้แก่ วิธีการวิเคราะห์ทางอนุกรมเวลา (Time series analysis method) ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ (Autoregressive integrated moving average, ARIMA) และแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล (Seasonal autoregressive integrated moving average, SARIMA) วิธีทางปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligent method) ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาท (Artificial neural network method, ANN) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ (Recurrent neural network method, RNN) ในหัวข้อที่ 2.1 จะกล่าวถึงการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นด้วยแบบจำลองอนุกรมเวลา

2.1 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นด้วยแบบจำลองอนุกรมเวลา

แบบจำลองอนุกรมเวลาที่ใช้สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นในงานวิจัยนี้ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติและแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล

2.1.1 แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ

แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติได้รับความนิยมและสามารถใช้พยากรณ์ในระยะสั้นได้ดี เนื่องจากวิธีนี้มีความคลาดเคลื่อนค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Mean square error, MSE) ของการพยากรณ์ต่ำกว่าวิธีอื่น ๆ [18] แบบจำลอง ชนิดนี้พัฒนาโดยจอร์จ อี.พี. บอกซ์ (George E.P. Box) และ จีวิลิม เอ็ม. เจนกินส์ (Gwilym M. Jenkins) ในปี ค.ศ. 1970 เหมาะกับการพยากรณ์ไป

ข้างหน้าในช่วงเวลาสั้นๆ และต้องมีช่วงของข้อมูลที่ยาวพอสมควร แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติประกอบด้วย 3 ส่วนหลักๆ คือ แบบจำลองอัตโนมัติ (Autoregressive, $AR(p)$) กระบวนการบูรณาการ (Integrated, $I(d)$) และแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ $MA(q)$

1. แบบจำลองอัตโนมัติ

เป็นรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต (Observation data) y_t ถูกกำหนดจากค่าสังเกตก่อนหน้า ได้แก่ y_{t-1}, \dots, y_{t-p} หรือค่าที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p โดยกระบวนการอัตโนมัติ $AR(p)$ คือกระบวนการที่มีอันดับที่ p ซึ่งเขียนในรูปสมการได้ดังนี้ [6]

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

โดย

μ คือ ค่าคงที่, ϕ_j คือ พารามิเตอร์ของกระบวนการ, $AR(p)$, ε_t คือ ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา

t ของกระบวนการอัตโนมัติ $AR(p)$

ตัวอย่างการเขียนกระบวนการอัตโนมัติอันดับที่ 1, $AR(1)$

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

หรือ

$$(1 - \phi_1 B) y_t = \mu + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

โดย B คือ ตัวดำเนินการย้อนหลัง (Backshift operator) เป็นเครื่องมือสัญลักษณ์สำหรับแสดงรูปแบบความนิ่งและความไม่น่าของอนุกรมเวลา ซึ่งนำมาใช้เพื่อกำหนดความล่าช้าของอนุกรมเวลา กำหนดให้

$$B y_t = y_{t-1}, B^2 y_t = y_{t-2} \quad (2.4)$$

ผลต่างอันดับ 1
$$y'_t = y_t - y_{t-1} = (1 - B) y_t \quad (2.5)$$

ผลต่างอันดับ 2
$$(1 - B)^2 y_t \quad (2.6)$$

2. แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เป็นรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต y_t ถูกกำหนดจากค่าความคลาดเคลื่อนย้อนหลัง $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ โดยกระบวนการ $MA(q)$ ที่มีอันดับ q เขียนในรูปของ $MA(q)$ ได้ดังนี้

$$y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.7)$$

โดย μ คือ ค่าคงที่, θ_j คือ พารามิเตอร์ของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่, ε_t คือ ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

ตัวอย่างการเขียนกระบวนการ $MA(1)$

$$y_t = \mu + (1 - \theta_1 B)\varepsilon_t \quad (2.8)$$

3. แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อัตโนมัติ

คือแบบจำลองที่นำกระบวนการอัตโนมัติและค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่มาใช้ร่วมกัน โดยมีกระบวนการ AR อันดับที่ p และมีกระบวนการ MA อันดับที่ q สามารถเขียนได้ดังสมการแบบจำลอง $ARMA(p, q)$

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.9)$$

โดย y_t คือ ค่าสังเกตในอนุกรมเวลา ณ เวลา t , p คือ อันดับของแบบจำลองอัตโนมัติ q คือ อันดับของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ δ คือ ค่าคงที่ ϕ_p คือ พารามิเตอร์ของแบบจำลองอัตโนมัติอันดับที่ p θ_q คือ พารามิเตอร์ของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q และ ε_t คือ สัญญาณรบกวนขาว (White noise) ซึ่งคือ ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

4. กระบวนการบูรณาการ

เป็นกระบวนการในการหาผลต่างของอนุกรมเวลาระหว่างข้อมูล ณ ปัจจุบันกับข้อมูล d คาบเวลา เนื่องจากแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ (Stationary) เท่านั้น หากข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์มีคุณสมบัติไม่คงที่ (Nonstationary) จะต้องแปลงข้อมูลดังกล่าวให้เป็นข้อมูลที่มีคุณสมบัติคงที่คงที่ด้วยการผลต่างอันดับที่ d สามารถเขียนในรูปของ $I(d)$ ได้ดังนี้ [6]

$$\Delta_d y_t = \Delta_{d-1} (y_t - y_{t-1}) = (1 - B)^d y_t \quad (2.10)$$

ตัวอย่างการเขียนกระบวนการ $I(1)$

$$\Delta_1 y_t = (y_t - y_{t-1}) = (1 - B)y_t \quad (2.11)$$

โดย ε_t คือ พจน์ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t , $(1 - B)^d y_t$ คือ ผลต่างอันดับที่ d

5. แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ

จากรายละเอียดข้อ 1-4 ข้างต้น สามารถนำแบบจำลองอัตโนมัติ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และกระบวนการบูรณาการมารวมกันสามารถกำหนดรูปแบบของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ $ARIMA(p, d, q)$ ได้ดังนี้

ให้ $ARIMA(p, d, q)$ แทนด้วย $\Delta_d y_t$

$$\Delta_d y_t = \delta + \phi_1 \Delta_d y_{t-1} + \phi_2 \Delta_d y_{t-2} + \dots + \phi_p \Delta_d y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} - \left(\sum_{k=1}^p \phi_k B^k \right) (1-B)^d y_t = \left(1 + \sum_{k=1}^q \theta B^k \right) \varepsilon_t \quad (2.12)$$

โดย y_t คือ ค่าสังเกตในอนุกรมเวลา ณ เวลา t Δ_d คือ ลำดับของกระบวนการบูรณาการ p คือ อันดับของแบบจำลองอัตโนมัติ q คือ อันดับของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และ δ คือ ค่าคงที่ ε_t คือ สัญญาณรบกวนขาว (White noise) คือ ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ภายใต้ข้อสมมติที่ว่าความคลาดเคลื่อนที่คนละเวลาเป็นตัวแปรสุ่มที่เป็นอิสระต่อกัน โดยมีการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่

การกำหนดอันดับของแบบจำลองทางอนุกรมเวลาจำเป็นต้องใช้ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation function, ACF) และ ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ย่อย (Partial autocorrelation function, PACF) สำคัญต่อการสร้างแบบจำลองทางอนุกรมเวลา อธิบายต่อไปนี้

6. ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์

เป็นฟังก์ชันการวัดสหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ณ เวลา t , y_t และข้อมูล ณ เวลา $t-k$, y_{t-k} ของช่วงเวลาห่างกัน k หน่วย ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ ρ_k หรือ r_k ในกรณีสหสัมพันธ์ในตัวเองของตัวอย่าง สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \quad (2.13)$$

เมื่อ $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y_t$ และ $k = 0, 1, 2, 3, \dots$

โดยค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของ ρ_k (Standard error) มีสูตรคำนวณได้ดังนี้

$$se_{r_k} = \frac{1}{\sqrt{n}} \quad (2.14)$$

สหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลสุ่มมีการแจกแจงเชิงตัวอย่างที่สามารถประมาณได้ โดยการแจกแจงปกติด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และความคลาดเคลื่อนมาตรฐานเท่ากับ $\frac{1}{\sqrt{n}}$ ในการศึกษาจะใช้สหสัมพันธ์ในตัวเองเป็นเครื่องมือสำคัญสำหรับสืบค้นคุณสมบัติของข้อมูลอนุกรมเวลาเชิงประจักษ์

โดยมี 2 วิธีสำหรับทดสอบว่าค่า r_k มีค่าแตกต่างไปจากศูนย์หรือไม่ โดยใช้การแจกแจงปกติมาตรฐาน (standard normal distribution) หรือใช้ค่าสถิติของ Box-Pierce Q โดยมีรูปแบบดังนี้ การแจกแจงปกติมาตรฐาน

$$r_k \sim N\left(0, \frac{1}{\sqrt{n}}\right) \quad (2.15)$$

ค่าสถิติของ Box-Pierce Q

$$Q_B = n \sum_{k=1}^m r^2 \sim \chi^2(m-q) \quad (2.16)$$

โดย m คือค่าล่าหลังสูงสุด (Maximum lag) ที่พิจารณา

7. ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ย่อย

การพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร y_t กับ y_{t-k} อาจเป็นไปได้ว่าสหสัมพันธ์ดังกล่าวเป็นผลเนื่องมาจากสหสัมพันธ์ระหว่าง 2 ตัวแปรนี้กับตัวแปร $y_{t-1}, \dots, y_{t-k+1}$ ดังนั้นเพื่อที่จะได้สหสัมพันธ์ระหว่าง y_t กับ y_{t-k} ที่ได้ขจัดความเกี่ยวข้องระหว่างตัวแปรทั้งสองตัวนี้กับตัวแปร y_{t-1} กับ y_{t-k+1} ดังกล่าว จึงต้องวัดสหสัมพันธ์ของทั้งสองตัวแปรในรูปแบบของการสหสัมพันธ์แบบมีเงื่อนไข $Corr(y_t, y_{t-k} | y_{t-1}, \dots, y_{t-k+1})$ ซึ่งเรียกว่า อัตสหสัมพันธ์ย่อยโดยแทนด้วยสัญลักษณ์ ϕ_{kk} แต่ถ้านำอัตสหสัมพันธ์ย่อยมาพิจารณาในรูปแบบฟังก์ชัน จะเรียกว่าฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ย่อยสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$PACF = \phi_{kk} = \frac{\text{cov}[(y_t - y_t), (y_{t-k} - y_{t-k})]}{\sqrt{\text{var}(y_t - y_t)} \sqrt{\text{var}(y_{t-k} - y_{t-k})}} \quad (2.17)$$

โดยที่ $y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_k y_{t-k+1}$

ในหัวข้อย่อย 1 ถึง 7 ของ 2.1.1 อธิบายองค์ประกอบของแบบจำลองอัตถดถอย ต่อมาในหัวข้อที่ 2.1.2 จะอธิบายองค์ประกอบของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอยเชิงฤดูกาลดังต่อไปนี้

2.1.2 แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอยเชิงฤดูกาล

การพยากรณ์ด้วยวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอยเชิงฤดูกาลพัฒนามาจากแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอย $ARIMA(p, d, q)$ โดยพิจารณาสถานะตาม

ฤดูกาล (Seasonality) เข้าไปในแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถถถอยเชิงฤดูกาลได้ดังนี้ $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$

$$(1-\phi_p L)(1-\phi_p L^s)(1-L^d)(1-L^D)y_t = (1-\theta_q L)(1-\theta_q L^s)\varepsilon_t \quad (2.18)$$

โดย P, D และ Q คือ ลำดับของแบบจำลองแสดงส่วนที่เป็นฤดูกาลและ s คือ คาบฤดูกาล, $(1-\phi_p L)$ คือ อันดับของกระบวนการอัตถถถอย ϕ ลำดับที่ p , $(1-\phi_p L^s)$ คือ อันดับของกระบวนการอัตถถถอยเชิงฤดูกาล ϕ ลำดับที่ P , $(1-L^d)$ คือ อันดับของกระบวนการบูรณาการ d ลำดับที่ d , $(1-L^D)$ คือ อันดับของกระบวนการบูรณาการเชิงฤดูกาล D ลำดับที่ D , $(1-\theta_q L)$ คือ อันดับของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ θ ลำดับที่ q , $(1-\theta_q L^s)$ คือ อันดับของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เชิงฤดูกาล θ ลำดับที่ Q และ s หมายถึง องค์ประกอบฤดูกาล

การระบุรูปแบบของแบบจำลอง $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ เบื้องต้น

1. ตรวจสอบความหยุดนิ่งของกระบวนการบูรณาการ $I(d)$ ด้วยวิธี ADF unit root
2. ตรวจสอบความเป็นฤดูกาลจากการพล็อตฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยหากพบแท่งย้อนหลังที่เป็นฤดูกาลมีความแตกต่างไปจากศูนย์ จะถือว่าอนุกรมเวลาดังกล่าวมีความเป็นฤดูกาลเป็นองค์ประกอบร่วม

3. ตรวจสอบความหยุดนิ่งของกระบวนการบูรณาการเชิงฤดูกาล $I(D)$ ด้วยวิธี ADF unit root โดยหากผลการตรวจสอบความหยุดนิ่งปฏิเสธสมมติฐาน ϕ นัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 จะถือว่าอนุกรมเวลา Y มีความหยุดนิ่งที่อันดับกระบวนการบูรณาการเชิงฤดูกาล $I(D) = I(1)$

4. ตรวจสอบกราฟอัตสหสัมพันธ์ย่อยของอนุกรมเวลา โดยให้พิจารณา 3-5 แท่งแรก เพื่อกำหนดอันดับของกระบวนการอัตถถถอย $AR(p)$ และกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ $MA(q)$ และให้พิจารณาแท่งที่เป็นฤดูกาลเพื่อกำหนดอันดับของกระบวนการอัตถถถอยเชิงฤดูกาล $SAR(P)$ และอันดับของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เชิงฤดูกาล $SMA(Q)$ ตามลำดับ

โดยรายละเอียดการสร้างแบบจำลองทางอนุกรมเวลาสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นจะกล่าวต่อไปในบทที่ 3

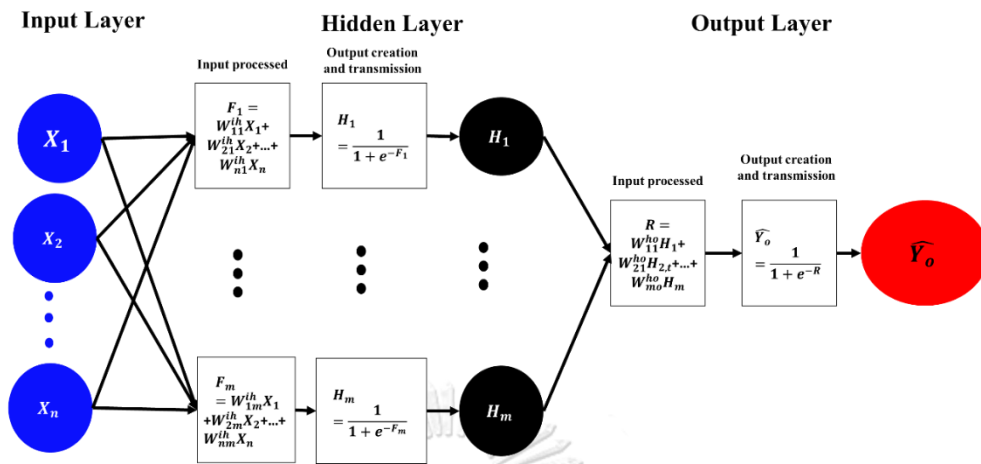
2.2 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์

วิธีทางปัญญาประดิษฐ์เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการทำให้คอมพิวเตอร์มีความสามารถคล้ายมนุษย์หรือเลียนพฤติกรรม สำหรับงานวิจัยฉบับนี้จะประยุกต์วิธีทางปัญญาประดิษฐ์สำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น โดยแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ

โครงข่ายประสาท เป็นแบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทจริงโดยที่มีเซลล์ประสาทต่าง ๆ จะเชื่อมต่อกัน การจำลองโครงข่ายประสาทมีการจำลองเป็นชั้น ๆ โดยมีโครงสร้างที่ประกอบด้วยชั้นข้อมูลขาเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นข้อมูลขาออก (Output layer) ในแต่ละชั้นประกอบด้วยหน่วย (Node) ในชั้นซ่อนประกอบด้วยหน่วยที่ทำหน้าที่ส่งตัวแปรขาออก (Output) ในระหว่างชั้น แต่ละชั้นจะมีการเชื่อมต่อ แต่การเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) เฉพาะสำหรับทำหน้าที่แทนค่าความแข็งแรงของการเชื่อมต่อ ชั้นข้อมูลขาเข้า จำนวนของหน่วยขึ้นอยู่กับจำนวนของตัวแปรขาเข้าที่ใส่เข้ามาในแบบจำลอง ชั้นซ่อน เป็นชั้นที่อยู่ตรงกลาง ซึ่งจะมีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ซึ่งชั้นซ่อนจะมีกี่ชั้นและแต่ละชั้นจะมีจำนวนนิวรอนเท่าไรนั้นขึ้นอยู่กับกรอกแบบ ในส่วนชั้นซ่อนมีการทำงานเปรียบเสมือนส่วนที่เรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) โดยสิ่งสำคัญในชั้นนี้ คือ ทุก ๆ หน่วยต้องประกอบด้วยฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น ชั้นข้อมูลขาออกเป็นชั้นที่จะนำเอาข้อมูลจากการคำนวณออกไปใช้ จำนวนหน่วยในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลขาออกที่จะเอาไปใช้ การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเป็นการสอนแบบจำลองวนซ้ำหลาย ๆ รอบเพื่อให้โครงข่ายประสาทเกิดการเรียนรู้ เมื่อสิ้นสุดการฝึกสอน โครงข่ายประสาทจะสามารถจำแนกข้อมูลได้ โดยการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทมี 3 วิธี คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) และการเรียนรู้เสริมแรง (Reinforcement learning)

เนื่องจากในงานวิจัยนี้จะนำโครงข่ายประสาทสำหรับไปพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น ดังนั้นในการฝึกสอนแบบจำลองจำเป็นต้องมีข้อมูลคาดหวังเพื่อให้แบบจำลองเรียนรู้ในการปรับพารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักให้สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำใกล้เคียงกับข้อมูลคาดหวังมากที่สุด จึงฝึกสอนแบบจำลองด้วยวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน คือ อาศัยชุดข้อมูลขาเข้าและข้อมูลคาดหวังเพื่อสอนแบบจำลอง การปรับค่าถ่วงน้ำหนักของแบบจำลองเพื่อลดความแตกต่างระหว่างข้อมูลขาออกกับข้อมูลคาดหวังให้มากที่สุด การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะทำหลาย ๆ รอบกับชุดข้อมูลฝึกสอนทีละชุดจนกว่าค่าน้ำหนักจะลู่เข้า เมื่อจบกระบวนการเรียนรู้จะได้พารามิเตอร์ของแบบจำลองเพื่อให้แบบจำลองพร้อมที่จะทดสอบการพยากรณ์ โดยเมื่อป้อนค่าข้อมูลขาเข้าจากชุดทดสอบแบบจำลองจะคำนวณค่าตัวแปรขาออก คือ ผลการพยากรณ์ แล้วแบบจำลองจะคำนวณความแตกต่างระหว่างตัวแปรขาออกกับตัวแปรคาดหวังเพื่อหาค่าผิดพลาดของการพยากรณ์ หากค่าผิดพลาดยังไม่อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้จำเป็นต้องฝึกสอนแบบจำลองจนกว่าจะได้พารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม

2.2.1 แบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า



รูปที่ 2.1 ประสาทแบบไปข้างหน้าชนิด 1 ชั้นซ่อน

จากรูปที่ 2.1 แสดงโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าชนิด 1 ชั้นซ่อน โดยกำหนดให้ที่เวลา t ใด ๆ X_n คือ ตัวแปรขาเข้าของชั้นขาเข้าตัวที่ n , H_m คือ ตัวแปรขาออกจากชั้นซ่อนตัวที่ m , Y_o คือ ตัวแปรขาออกตัวที่ o , W_{nm}^{ih} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นขาเข้ากับชั้นซ่อน, W_{mo}^{ho} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นขาออก

สามารถแสดงรูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทในรูปฟังก์ชันคณิตศาสตร์ต่อไปนี้

$$f(X_1 + X_2 + \dots + X_n, W_{11}^{ih} + W_{12}^{ih} + \dots + W_{nm}^{ih} + W_{11}^{ho} + \dots + W_{mo}^{ho}) = g(X_i) \quad (2.19)$$

โดย g คือ ฟังก์ชันกระตุ้นสำหรับแปลงสัญญาณที่รับเข้าก่อนส่งค่าออก ค่าถ่วงน้ำหนัก W_{nm}^{ih} และ W_{mo}^{ho} ได้จากการฝึกสอนแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลฝึกสอน ขั้นตอนวิธีเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation algorithm) ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้กฎลูกโซ่ (Chain rule)

กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้ามีดังนี้

1. กำหนดจำนวนหน่วยในชั้นขาเข้า (N) จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน (M) จำนวนหน่วยในชั้นขาออก (O) จำนวนตัวอย่างข้อมูลขาเข้าและข้อมูลคาดหวัง จำนวนรอบการเรียนรู้ (Learning rate round) ของโครงข่ายประสาท (R) และพารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้ (Learning rate, η) ในช่วง 0 ถึง 1
2. สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับโครงข่ายประสาทเริ่มต้นในช่วง -1 ถึง 1
3. รับค่าข้อมูลขาเข้าจากตัวอย่างข้อมูลขาเข้าในแถวแรกเพื่อคำนวณหาค่าข้อมูลขาออกของโครงข่ายประสาท

4. คำนวณค่าผลรวมของหน่วยในชั้นซ่อน F_m ด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ดังสมการต่อไปนี้

$$F_m = \sum_{n=1}^N X_{n,t} * W_{nm}^{ih} \quad (2.20)$$

ค่าข้อมูลขาออกของชั้นซ่อนหลังจากปรับค่า

$$H_m = f(F_m) \quad (2.21)$$

ฟังก์ชันที่ใช้ปรับค่า $f(x)$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.22)$$

5. คำนวณข้อมูลขาออกของหน่วยชั้นขาออก จากนั้นปรับค่าผลรวมด้วยฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ (Sigmoid activation function) โดยจะได้ค่าของหน่วยชั้นขาออกอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังสมการต่อไปนี้

$$Y_o = \sum_{m=1}^M H_m * W_{mo}^{ho} \quad (2.23)$$

Y_o คือ ข้อมูลขาออกตัวที่ o

6. คำนวณค่าผิดพลาดระหว่างข้อมูลขาออกกับข้อมูลคาดหวังในแถวแรก หากค่าผิดพลาดอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ โครงข่ายประสาทจะเรียนรู้ข้อมูลแถวต่อไป และทำกระบวนการ 1-5 หากเข้าสู่ข้อมูลแถวสุดท้ายจะหยุดและไปทำกระบวนการข้อที่ 7 คือ คำนวณความผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างข้อมูลขาออกและข้อมูลคาดหวังเฉลี่ยในรูปแบบดัชนีความคลาดเคลื่อนค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Mean squared error, MSE)

ค่าผิดพลาดแต่ละแถวของข้อมูลคำนวณจากสมการต่อไปนี้

$$e^{(v)} = \sum_{o=1}^O \frac{1}{2} (Y_o - Y_o)^2 \quad (2.24)$$

โดยกำหนดให้ Y_o คือ ข้อมูลคาดหวังตัวที่ o , v คือ แถวของชุดข้อมูลฝึกสอน

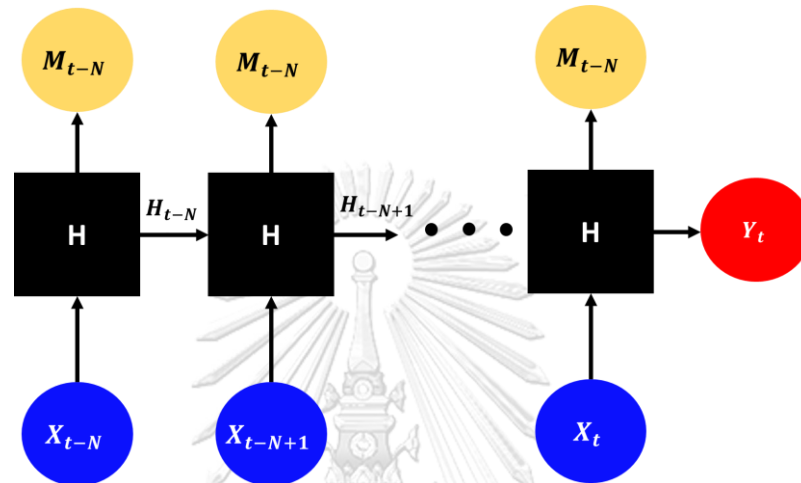
7. คำนวณค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ยในรูปแบบความคลาดเคลื่อนค่าเฉลี่ยกำลังสอง ดังสมการต่อไปนี้

$$E = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V e^{(v)} \quad (2.25)$$

โดย V คือ จำนวนตัวอย่างหรือจำนวนแถวของชุดข้อมูลขาเข้า

2.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ

โครงข่ายประสาทแบบวนกลับนั้นใช้สำหรับใช้งานกับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นลำดับ (Sequence) โดยมีส่วนสำคัญ 2 ส่วน คือ ตัวแปรสถานะของชั้นซ่อนก่อนหน้า และข้อมูลขาเข้า ณ ตอนนั้น ประโยชน์ของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ คือ การนำค่าของตัวแปรสถานะของชั้นซ่อนก่อนหน้ากลับมาใช้ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับแสดงดังรูปที่ 2.2 ดังนี้



รูปที่ 2.2 โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ

จากรูปที่ 2.2 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับซึ่งประกอบด้วยชั้นขาเข้า ชั้นซ่อน และชั้นขาออก กำหนดให้ X_t คือ ตัวแปรขาเข้าที่เวลา t , H_t คือ ตัวแปรสถานะชั้นซ่อนที่เวลา t และ Y_t คือ ตัวแปรขาออกที่เวลา t

กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับอธิบายได้ดังนี้

กำหนดให้ $X = [X_{t-N}, X_{t-N+1}, \dots, X_t]_{M \times N}$ แทนเมตริกของตัวแปรขาเข้า, X_t เป็นเวกเตอร์ตัวแปรขาเข้าที่เวลา t โดย N คือ จำนวนลำดับข้อมูลขาเข้า และ M คือ จำนวนตัวแปรขาเข้า

1. ชั้นขาเข้ารับข้อมูลขาเข้า X_t ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนได้เป็นข้อมูลขาออกจากชั้นซ่อน คือ M_t
2. คำนวณสถานะตัวแปรชั้นซ่อนที่เวลา t , H_t โดยเกี่ยวข้องกับข้อมูลขาเข้าที่เวลาก่อนหน้า คือ X_{t-1}

$$H_t = f_h(U_h * H_{t-1} + W_h X_t + B_h) \quad (2.26)$$

3. คำนวณข้อมูลขาออกที่เวลา t , Y_t ดังนี้

$$Y_t = f_y(W_y H_t + B_y) \quad (2.27)$$

โดย f_h คือ ฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อน (ฟังก์ชันแทนเอชหรือซิกมอยด์), f_y คือ ฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นขาออก, W_h เมตริกค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อน, W_y เมตริกค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นขาออก, U_h คือ เมตริกแปลงของชั้นซ่อน, B_h คือ ไบแอสของชั้นซ่อน และ B_y คือ ไบแอสของชั้นขาออก

4. คำนวณความผิดพลาดระหว่างตัวแปรขาออกกับตัวแปรคาดหวังที่เวลา t

$$e^{(v)} = \sum_{o=1}^O \frac{1}{2} (Y_o - Y_o)^2 \quad (2.28)$$

โดย O คือ จำนวนตัวแปรขาออกที่เวลา t , Y_o คือ ตัวแปรคาดหวังตัวที่ o , v คือ แถวของชุดข้อมูลฝึกสอน

5. ปรับค่าของเมตริกถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อนและชั้นขาออก W_h, W_y จากค่าความผิดพลาดในขั้นตอนที่ 4

6. ทำกระบวนการ 1 ถึง 5 ซ้ำจนกว่าจะได้ค่าเมตริกน้ำหนักที่ทำให้ค่าความผิดพลาดระหว่างตัวแปรขาออกกับตัวแปรคาดหวังอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

7. คำนวณค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ยในรูปแบบความคลาดเคลื่อนค่าเฉลี่ยกำลังสอง ดังสมการต่อไปนี้

$$E = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V e^{(v)} \quad (2.29)$$

โดย V คือ จำนวนตัวอย่างหรือจำนวนแถวของชุดข้อมูลขาเข้า

เนื่องจากในการปรับค่าเมตริกถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทแบบวงกลับต้องอาศัยการแพร่กระจายย้อนกลับด้วยค่าผิดพลาด ซึ่งการคำนวณหาค่าเกรเดียนต์ของฟังก์ชันคำนวณความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลขาออกและข้อมูลคาดหวังเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักมีความซับซ้อน เพราะต้องอาศัยข้อมูลย้อนหลังจากช่วงเวลาก่อนหน้าผ่านการใช้ข้อมูลตัวแปรสถานะของชั้นซ่อนที่เวลาก่อนหน้า, H_{t-1} และข้อมูลขาเข้าที่เวลาปัจจุบัน, X_t ทำให้กระบวนการแพร่ย้อนกลับต้องคำนวณตั้งแต่เวลา $t=1$ ถึง t

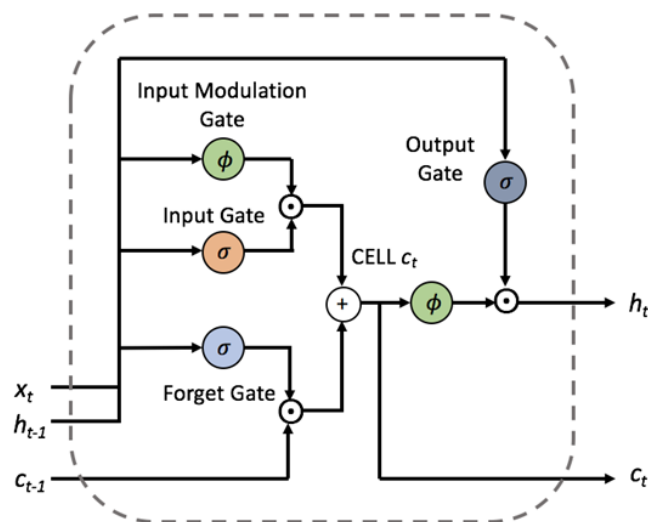
$$\frac{\partial E}{\partial W} = \sum_{k=1}^t \frac{\partial E_t}{\partial Y_t} \frac{\partial Y_t}{\partial H_t} \frac{\partial H_t}{\partial H_k} \frac{\partial H_k}{\partial W} \quad (2.30)$$

โดยที่

$$\frac{\partial H}{\partial H_k} = \prod_{i=k+1}^t \frac{\partial H_i}{\partial H_{i-1}} \quad (2.31)$$

จากสมการที่ (2.30) พบว่าการคำนวณค่าเกรเดียนต์ของฟังก์ชันความคลาดเคลื่อน E ต้องอาศัยการคูณพจน์ที่มีจำนวนมากตามช่วงเวลา จึงมีปัญหาหากค่าเกรเดียนต์น้อย (น้อยกว่า 1) ทำให้การคูณของพจน์ที่ต่อเนื่องยาวจะเกิดปัญหาเกรเดียนต์เข้าใกล้ศูนย์ (Gradient vanishing) ซึ่งจะเกิดปัญหานี้เมื่อข้อมูลมีลำดับยาวเกินไป ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาเกรเดียนต์เข้าใกล้ศูนย์สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลำดับยาว [6] จึงมีการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทแบบวงกลับชนิดความจำระยะยาว (Long short-term memory based recurrent neural network, LSTM based RNN) เพื่อแก้ปัญหาเกรเดียนต์เข้าใกล้ศูนย์

2.2.3 โครงข่ายประสาทแบบวงกลับชนิดความจำระยะยาว



รูปที่ 2.3 โครงข่ายประสาทแบบวงกลับชนิดความจำระยะยาว

จากรูปที่ 2.3 แสดงโครงข่ายประสาทแบบวงกลับชนิดความจำระยะยาว (ที่มา: www.medium.com) โครงข่ายประสาทแบบวงกลับชนิดความจำระยะยาวมีคุณสมบัติ คือ หน่วยความจำภายในโครงข่ายสามารถกำหนดได้ว่าตัวแปรสถานะในอดีตควรนำมาใช้ต่อ คือ เขียน (Write), ควรไม่ถูกใช้ต่อ คือ ลืมหรืออนุญาตให้อ่านได้ อธิบายดังนี้

1. การลืม คือ การล้างสถานะในชั้นซ่อนที่เวลาก่อนหน้าออกไป ซึ่งตัดสินใจโดยประตูลืม (Forget gate) หากประตูลืมเท่ากับศูนย์ คือให้ลบสถานะในชั้นซ่อนที่เวลาก่อนหน้าออกไป หากประตูลืมเท่ากับ 1 คือให้เก็บสถานะในชั้นซ่อนที่เวลาก่อนหน้าเอาไว้ ดังสมการต่อไปนี้

$$f_t = \sigma_f (W_{x,f} X_t + W_{h,f} H_{t-1} + B_f) \quad (2.32)$$

โดย σ_f คือ ฟังก์ชันประตูลืม (Forget gate's function) , $W_{x,f}$ คือ เมตริกถ่วงน้ำหนักของประตูลืมชั้นขาเข้า, $W_{h,f}$ คือ เมตริกถ่วงน้ำหนักของประตูลืมชั้นซ่อน, B_f คือ ไบแอสของประตูลืม

2. การเขียน คือ การตัดสินใจว่าข้อมูลขาเข้าที่เวลาใหม่ควรจะถูกอัดเข้าตัวแปรสถานะของชั้นซ่อนด้วยหรือไม่ ซึ่งเป็นหน้าที่ของประตูขาเข้า (Input gate) ดังสมการต่อไปนี้

$$i_t = \sigma_i(W_{x,i}X_t + W_{h,i}H_{t-1} + B_i) \quad (2.33)$$

โดย σ_i คือ ฟังก์ชันประตูขาเข้า, $W_{x,i}$ คือ เมตริกถ่วงน้ำหนักของประตูขาเข้าชั้นขาเข้า, $W_{h,i}$ คือ เมตริกถ่วงน้ำหนักของประตูขาเข้าชั้นซ่อนและ B_i คือ ไบแอสของประตูขาเข้า

คำนวณสถานะผู้สมัคร (Candidate state) ด้วยฟังก์ชันกระตุ้นแทนเอชดังสมการต่อไปนี้

$$g_t = \tanh(W_{x,c}X_t + W_{h,c}H_{t-1} + B_c) \quad (2.34)$$

3. ปรับสถานะของเซลล์ชั้นซ่อน (Update cell state)

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \quad (2.35)$$

โดย $c_t = f_t$

4. การอ่าน คือ ตัดสินใจว่าจะส่งค่าสถานะของชั้นซ่อนที่เวลาก่อนหน้า h_{t-1} กับข้อมูลขาเข้าที่เวลาปัจจุบัน, X_t ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นของประตูขาออก (Output gate) หรือไม่

$$O_t = \sigma(W_{x,o}X_t + W_{h,o}H_{t-1} + B_o) \quad (2.36)$$

ดังนั้นจะได้ตัวแปรสถานะของชั้นซ่อนที่เวลา t , H_t คำนวณจากสมการต่อไปนี้

$$H_t = O_t \odot \tanh(c_t) \quad (2.37)$$

ในบทที่ 3 จะกล่าวถึงกระบวนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นต่อไป

2.3 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

เนื่องจากในงานวิจัยจะใช้แบบจำลองปริภูมิสถานะ (State space model) สำหรับจำลองระบบไฟฟ้าของไมโครกริด สามารถแสดงรูปแบบของแบบจำลองปริภูมิสถานะได้ดังต่อไปนี้

1. แบบจำลองปริภูมิสถานะ

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \quad (2.38)$$

โดยที่

$x(k) \in R^n$ คือ ตัวแปรสถานะ (State variable) มีค่าบนเวกเตอร์จำนวนจริง (Real vector) ที่มีมิติเท่ากับ n

$u(k) \in R^m$ คือ สัญญาณขาเข้า (Input variable) หรือสัญญาณควบคุม (Control Signal) มีค่าบนเวกเตอร์จำนวนจริงที่มีมิติ m

$y(k) \in R^p$ คือ สัญญาณขาออก (Output) มีค่าบนเวกเตอร์จำนวนจริงที่มีมิติ p

$A \in R^{n \times n}$ คือ เมทริกซ์พลวัต (Dynamic matrix)

$B \in R^{n \times m}$ คือ เมทริกซ์ขาเข้า

$C \in R^{p \times n}$ คือ เมตริกขาออกหรือเมตริกตรวจรู้ (Sensor matrix)

เมื่อ k แทนช่วงเวลาใด ๆ ตั้งแต่ k ถึง $k+T$ โดยที่ T คือ จำนวนช่วงเวลาสำหรับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

2. หลักการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

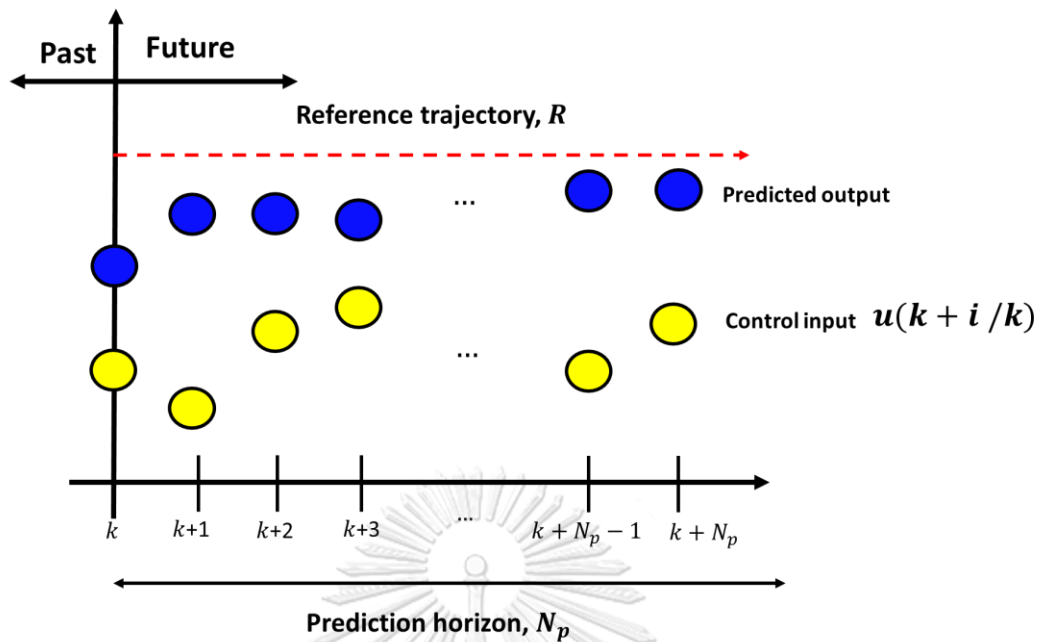
การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Model predictive control, MPC) ใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์และตัวแปรสถานะในระบบที่สนใจทำนายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาออก ณ ช่วงเวลาที่ถัดไป แล้วนำค่าที่ได้มาคำนวณค่าการควบคุมที่เหมาะสมที่ใช้ในการควบคุมระบบพลวัต (Plant) โดยค่าการควบคุมของแบบจำลองนี้สามารถคำนวณได้จากผลเฉลยของการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด จากรูปที่ 7 สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงานของ การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง ได้ดังนี้ ที่เวลา k

ขั้นตอนที่ 1 เตรียมข้อมูลพารามิเตอร์ของระบบพลวัตเพื่อสร้างแบบจำลองปริภูมิสถานะของระบบพลวัต

ขั้นตอนที่ 2 นำเข้าข้อมูลที่เกี่ยวข้องสำหรับตัวแปรควบคุม ตัวแปรสถานะและตัวแปรขาออก

ขั้นตอนที่ 3 ออกแบบการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง ได้แก่ พารามิเตอร์ช่วงเวลาการทำนาย (Prediction horizon, N_p) และพารามิเตอร์ช่วงเวลาการควบคุม (Control horizon, N_c) และช่วงเวลาการจำลองผล (Simulation time, T)

ขั้นตอนที่ 4 กำหนดสมการจุดประสงค์สำหรับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดและข้อกำหนดหรือเงื่อนไขของตัวแปรควบคุม การเปลี่ยนแปลงของตัวแปรควบคุม ตัวแปรสถานะและตัวแปรขาออก เมื่อแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดจะได้คำตอบ คือ ตัวแปรควบคุมของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองที่เวลา k ถึง $k+N_p$, $U(k)$ จะนำคำตอบจากตัวแปร $U(k)$ ที่เวลา k , $u(k)$ มาใช้สำหรับคำนวณหาค่าตัวแปรสถานะที่เวลา $k+1$, $x(k+1)$ และตัวแปรขาออกที่เวลา $k+1$, $y(k+1)$ เพื่อใช้ต่อไปในช่วงเวลา $k=k+1$ จากนั้นทำขั้นตอนที่ 1 ถึง 4 ซ้ำ จนกว่าจะจบช่วงเวลาการจำลองที่ $k=k+T$



รูปที่ 2.4 หลักการทำงานของ การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

จากรูปที่ 2.4 แสดงหลักการของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับการหาค่าตัวแปรควบคุมที่เวลา k ถึง $k + N_p$ โดยเริ่มต้นจะทราบว่าตัวแปรขาออกที่เวลา k , $y(k)$ โดยการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดตามสมการจุดประสงค์และเงื่อนไขจะได้ตัวแปรควบคุมที่เวลา k ถึง $k + N_p$, $U(k)$ โดยการทำนายค่าของตัวแปรขาออกที่เวลา $k + 1$ ถึง $k + N_p$ จะใช้ค่าของตัวแปรสถานะที่ทำนายได้ที่เวลา $k + 1$ ถึง $k + N_p$ โดยกระบวนการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดจะแก้ปัญหาเพื่อให้ได้ตัวแปรควบคุมที่ทำให้ตัวแปรขาออกมีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณอ้างอิง (Reference trajectory, R) มากที่สุด ซึ่งตัวแปรควบคุมที่ได้ตั้งแต่เวลา $k + 1$ ถึง $k + N_p$ จะใช้เพียงช่วงเวลาเริ่มต้น, k สำหรับเป็นตัวแปรควบคุมระบบพลวัตที่เวลา k เท่านั้น

เวกเตอร์ตัวแปรควบคุม ตัวแปรสถานะและตัวแปรขาออกแสดงในรูปการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองได้ดังนี้

1. ตัวแปรควบคุมของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง, $U(k)$

ให้ $x(k)$ เป็นตัวแปรสถานะที่วัดค่าได้ ณ ช่วงเวลา k ซึ่งเป็นข้อมูลของระบบพลวัต ณ ช่วงเวลา k

$$U(k) = [u^T(k), u^T(k+1), \dots, u^T(k+N_p)]^T \quad (2.39)$$

เมื่อทราบค่าของตัวแปรสถานะที่เวลา k , $x(k)$ สามารถทำนายค่าตัวแปรสถานะในอนาคตล่วงหน้าไป N_p ช่วงเวลา ดังนั้น N_p คือ ช่วงความกว้างของหน้าต่างการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสามารถเขียนตัวแปรสถานะที่เวลา k ถึง $k + N_p$ ได้ดังนี้

$$X(k) = [x^T(k+1|k), x^T(k+2|k), \dots, x^T(k+N_p|k)]^T \quad (2.40)$$

โดยที่ $x(k+i|k)$ คือ ตัวแปรสถานะเชิงทำนายที่เวลา $k+i$ ที่ได้จากการใช้ข้อมูลของตัวแปรสถานะที่เวลาปัจจุบัน $x(k)$

การทำนายตัวแปรสถานะในอนาคตที่เวลา k ถึง $k+N_p$ สามารถคำนวณได้จากการใช้เมตริกของแบบจำลองปริภูมิสถานะ A, B, C และตัวแปรควบคุมดังต่อไปนี้

$$x(k+1|k) = Ax(k) + Bu(k)$$

$$x(k+2|k) = Ax(k+1|k) + Bu(k+1)$$

$$= A^2x(k) + ABu(k) + Bu(k+1)$$

$$\begin{aligned} x(k+N_p|k) &= A^{N_p}x(k) + A^{N_p-1}Bu(k) + A^{N_p-2}Bu(k+1) + \dots \\ &\quad + A^{N_p-N_c}Bu(k+N_p) \end{aligned} \quad (2.41)$$

จากตัวแปรสถานะที่ทำนาย สามารถทำนายตัวแปรขาออกที่เวลา k ถึง $k+N_p$ ดังนี้

$$y(k+1|k) = CAx(k) + CBu(k)$$

$$y(k+2|k) = CA^2x(k) + CABu(k) + CBu(k+1)$$

$$\vdots$$

$$(2.42)$$

$$\begin{aligned} y(k+N_p|k) &= CA^{N_p}x(k) + CA^{N_p-1}Bu(k) + \dots \\ &\quad + CA^{N_p-2}Bu(k+1) + \dots + CA^{N_p-N_c}Bu(k+N_c) \end{aligned}$$

จากสมการแสดงให้เห็นว่าตัวแปรสถานะในอนาคตและตัวแปรขาออกในอนาคตที่ทำนายได้มาจากข้อมูลของตัวแปรสถานะที่เวลาปัจจุบันและตัวแปรควบคุมที่เวลาปัจจุบันและอนาคต กำหนดให้

$$Y(k) = [y(k+1|k), \dots, y(k+N_p|k)]^T \quad (2.43)$$

$$U(k) = [u(k), u(k+1), \dots, u(k+N_c)]^T \quad (2.44)$$

เงื่อนไขบังคับของตัวแปรควบคุม ตัวแปรสถานะและตัวแปรขาออก

เงื่อนไขบังคับของตัวแปรควบคุม ตัวแปรสถานะและตัวแปรขาออกของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถแสดงในรูปของตัวแปรควบคุมได้ดังนี้

1. เงื่อนไขบังคับขอบบนและขอบล่าง (Boundary constraint)

$$U^{\min} \leq U(k) \leq U^{\max} \quad (2.45)$$

$$U^{\min} = [u^{\min}(k), u^{\min}(k+1), \dots, u^{\min}(k+N_c)]^T \quad (2.46)$$

$$U^{\max} = [u^{\max}(k), u^{\max}(k+1), \dots, u^{\max}(k+N_c)]^T \quad (2.47)$$

โดย u^{\max} เป็นเวกเตอร์ขนาด $I \times 1$, u^{\min} เป็นเวกเตอร์ขนาด $I \times 1$ เมื่อ I คือ จำนวนตัวแปรควบคุม, U^{\max} และ U^{\min} ขอบบนและขอบล่างของตัวแปรควบคุม $U(k)$

2. เงื่อนไขบังคับอสมการ (Inequality constraint)

$$A_{in}U(k) \leq B_{in} \quad (2.48)$$

$$B_{in} = [b_{in}(k), b_{in}(k+1), \dots, b_{in}(k+N_p)]^T \quad (2.49)$$

โดย A_{in} คือ เมตริกสัมประสิทธิ์ของเงื่อนไขบังคับอสมการของตัวแปรควบคุม $U(k)$, B_{in} คือ เวกเตอร์อสมการของตัวแปรควบคุม $U(k)$, b_{in} เป็นเวกเตอร์ขนาด $s \times 1$ เมื่อ s คือ จำนวนของเงื่อนไขอสมการ

3. เงื่อนไขบังคับสมการ (Equality constraint)

$$A_{eq}U(k) \leq B_{eq} \quad (2.50)$$

$$B_{eq} = [b_{eq}(k), b_{eq}(k+1), \dots, b_{eq}(k+N_p)]^T \quad (2.51)$$

A_{eq} คือ สัมประสิทธิ์เมตริกสมการของตัวแปรควบคุม, $U(k)$, b_{eq} เป็นเวกเตอร์ขนาด $r \times 1$ เมื่อ r คือ จำนวนของเงื่อนไขบังคับสมการ

2.4 สรุป

ในบทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีของแบบจำลองทางอนุกรมเวลา ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติและแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล โดยอธิบายหลักการสร้างแบบจำลองตามระเบียบวิธีการของบ็อกซ์และเจนกินส์ ต่อมาได้กล่าวถึงทฤษฎีของโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและโครงข่ายประสาทแบบวงกลับรวมถึงกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท โดยแบบจำลองทางอนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทจะนำไปใช้เพื่อพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้นดังจะกล่าวต่อไปในบทที่ 3 ต่อมาได้อธิบายถึงหลักการของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและเงื่อนไขบังคับของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองเพื่อใช้สำหรับเป็นพื้นฐานในการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในบทที่ 4

บทที่ 3

การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น

ระบบจัดการพลังงานจำเป็นต้องอาศัยข้อมูลการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าเป็นข้อมูลขาเข้า ดังนั้นความแม่นยำในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นส่งผลต่อประสิทธิภาพการจัดสรรพลังงานของระบบจัดการพลังงาน ในบทที่ 3 นี้จะกล่าวถึงการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น 1 ชั่วโมงและ 48 ชั่วโมง แบบจำลองที่นำมาใช้สำหรับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น คือ แบบจำลองทางอนุกรมเวลา ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล และแบบจำลองโครงข่ายประสาท ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า และแบบวนกลับ สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทมีวิธีการเลือกตัวแปรขาเข้าให้กับแบบจำลองด้วยวิธีสารสนเทศร่วมเพื่อหาตัวแปรต้นที่มีนัยสำคัญกับตัวแปรตาม ซึ่งตัวแปรตามก็คือความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า ซึ่งผลลัพธ์ความผิดพลาดในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าจะเปรียบเทียบกันระหว่างแบบจำลองทางอนุกรมเวลาและแบบจำลองโครงข่ายประสาท

3.1 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า

การสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้านั้นประกอบด้วย 6 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 การเตรียมข้อมูล

ในขั้นตอนนี้เป็นการเตรียมข้อมูลสำหรับชุดฝึกสอนและชุดทดสอบให้กับแบบจำลองพยากรณ์

ขั้นตอนที่ 2 ดำเนินการกับข้อมูล

ในขั้นตอนนี้เป็นการเตรียมข้อมูลโดยการทำให้เป็นปรกติ (Normalization) ด้วยวิธีค่ามาตรฐาน (Standard score method) เพื่อให้ข้อมูลมีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ตามสมการที่ (3.1) ต่อไปนี้

$$X_i = \frac{Y_i - \mu}{\sigma} \quad (3.1)$$

โดย X_i คือ ค่าบรรทัดฐานของข้อมูล, Y_i คือ ค่าจริงข้อมูล, σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล, μ คือ ค่าเฉลี่ย (mean) ของข้อมูล

ขั้นตอนที่ 3 การพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ (Developed forecasting model)

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการกำหนดชนิดของแบบจำลองพยากรณ์ ได้แก่ แบบจำลองทางอนุกรมเวลาและแบบจำลองโครงข่ายประสาท โดยเมื่อเลือกชนิดของแบบจำลองพยากรณ์แล้วต้องกำหนดรูปแบบของแบบจำลองดังนี้ แบบจำลองทางอนุกรมเวลาเป็นการกำหนดอันดับของแบบจำลอง ส่วนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเป็นการกำหนดจำนวนตัวแปรขาเข้า จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นขาออก

ขั้นตอนที่ 4 การฝึกสอนแบบจำลอง

สำหรับแบบจำลองทางอนุกรมเวลาจะใช้ข้อมูลชุดฝึกสอนเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของแบบจำลองด้วยวิธีภาวะความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood method) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทได้จากการฝึกสอนแบบจำลองด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับของเลเวนเบิร์กมาร์ควอร์ต (Backpropagation of Levenberg's Marquart) เมื่อฝึกสอนแบบจำลองจนได้พารามิเตอร์ที่ทำให้ดัชนีชี้วัดความผิดพลาดในการพยากรณ์และความพอดีกับข้อมูลในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

ขั้นตอนที่ 5 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

หลังจากฝึกสอนแบบจำลองเรียบร้อยแล้วจะนำแบบจำลองไปทดสอบพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลทดสอบเพื่อประเมินประสิทธิภาพในการพยากรณ์ โดยใช้ดัชนีชี้วัดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ 2 ดัชนี ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Root mean squared error, RMSE) และความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute error, MAE) คำนวณได้ดังสมการที่ (3.2) และ (3.3) โดยแบบจำลองที่ให้ค่าดัชนีชี้วัดความผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยที่สุดจะนำไปใช้พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าเพื่อเป็นข้อมูลขาเข้าให้กับระบบจัดการพลังงานซึ่งจะกล่าวต่อไปในบทที่ 4 เรื่องการจัดสรรพลังงานของไมโครกริด

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\|Y_i - \hat{Y}_i\|)^2} \quad (3.2)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n (\|Y_i - \hat{Y}_i\|)}{n} \quad (3.3)$$

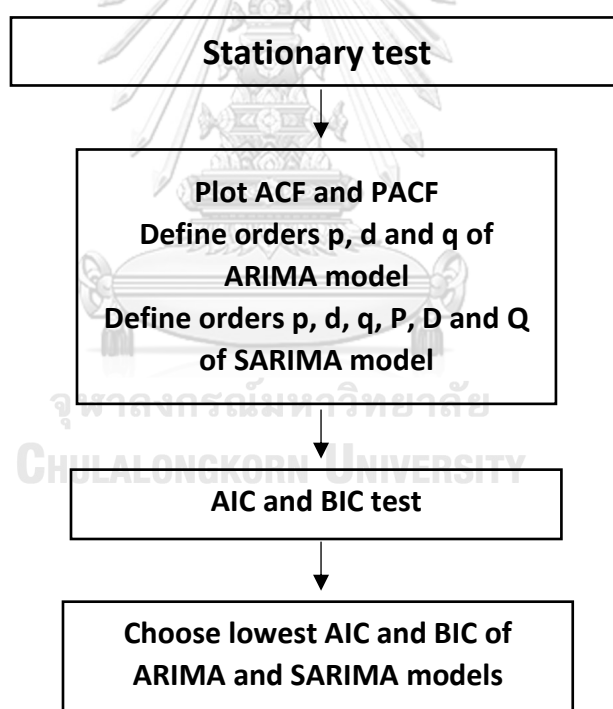
โดยที่ n คือ จำนวนตัวอย่างของข้อมูลชุดฝึกสอนหรือชุดทดสอบ, Y_i คือ ข้อมูลคาดหวัง (Target data) และ \hat{Y}_i คือ ข้อมูลขาออก (Output data)

3.2 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาที

3.2.1 แบบจำลองทางอนุกรมเวลา

แบบจำลองทางอนุกรมเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติและแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล โดยระเบียบวิธีขั้นตอนการสร้างแบบจำลองทางอนุกรมเวลาจะใช้วิธีพื้นฐานแบบจำลองอนุกรมเวลาของบ็อกและเจนกินส์ (Box and Jenkins) กระบวนการพัฒนาแบบจำลองทางอนุกรมเวลาสำหรับพยากรณ์แสดงดัง

รูปที่ 3.1 ต่อไปนี้



รูปที่ 3.1 กระบวนการพัฒนาแบบจำลองทางอนุกรมเวลาสำหรับพยากรณ์

ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลและการดำเนินการกับข้อมูลทำตามขั้นตอนที่ 1 และ 2 ของหัวข้อ 3.1 ต่อมา ในกระบวนการพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ทางอนุกรมเวลาดัง

รูปที่ 3.1 อธิบายได้ดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดชนิดของแบบจำลอง

ในขั้นตอนนี้เป็นการกำหนดชนิดแบบจำลองทางอนุกรมเวลา ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่บูรณาการอัตโนมัติและแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดรูปแบบของแบบจำลอง

กำหนดลำดับของแบบจำลอง สำหรับแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่บูรณาการอัตโนมัติอัตโนมัติเป็นการกำหนดลำดับของ $AR(p), MA(q), I(d)$ ส่วนแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่บูรณาการอัตโนมัติอัตโนมัติเชิงฤดูกาล เป็นการกำหนดลำดับของ $AR(p), MA(q), I(d), SAR(P), I(D), SMA(Q)$ ซึ่งกระบวนการในการกำหนดลำดับอธิบายได้ดังต่อไปนี้

กรณีแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่บูรณาการอัตโนมัติ

1. ตรวจสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary test) ด้วยวิธี Augment Dickey Fuller (ADF) เพื่อวิเคราะห์ว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่งหรือไม่ หากข้อมูลไม่นิ่งต้องบูรณาการข้อมูลด้วยการทำกระบวนการบูรณาการ (Differencing process), $I(d)$

2. กำหนดลำดับของ $AR(p)$ และ $MA(q)$ โดยการพล็อตกราฟ ณ อันดับความหยุดนิ่งของข้อมูล ซึ่งจะพิจารณาลำดับ $AR(p)$ และ $MA(q)$ จากการพล็อตฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนและฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองใช้อธิบายความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลากับค่าในอดีต เพื่อบ่งบอกถึงแนวโน้ม ความเป็นคาบ ฤดูกาล และส่วนเหลือ ส่วนค่าอัตโนมัติสำหรับอธิบายอนุกรมเวลาที่มีข้อมูลส่วนเหลือ เพื่อกำหนดพารามิเตอร์ของแบบจำลองได้

กรณีแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล

1. ตรวจสอบความนิ่งของข้อมูลส่วนที่ไม่เป็นฤดูกาลด้วยวิธีรากที่สองหนึ่งหน่วยของ Augment Dickey Fuller (ADF) เพื่อวิเคราะห์ความนิ่งของข้อมูล หากข้อมูลไม่นิ่งต้องทำกระบวนการบูรณาการ, $I(d)$

2. ตรวจสอบความเป็นฤดูกาลจากการพล็อตกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง หากพบแท่งล่าช้า (Lag) ที่เป็นฤดูกาลยื่นออกชัดเจน (ค่าแตกต่างไปจากศูนย์) จะสามารถสรุปได้ว่าอนุกรมเวลาดังกล่าวมีความเป็นฤดูกาลเป็นองค์ประกอบรวม

3. ตรวจสอบความนิ่งของข้อมูลส่วนฤดูกาลด้วยวิธีรากที่สองหนึ่งหน่วยของ Augment Dickey Fuller (Augment Dickey Fuller Unit Root) หากผลการตรวจสอบความหยุดนิ่งปฏิเสธ

สมมติฐาน ณ ้นัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ จะถือว่าอนุกรมเวลาที่มีความหยุดนิ่งที่อันดับผลต่างของส่วนเชิงฤดูกาล

4. กำหนดลำดับ $AR(p), MA(q)$ โดยพิจารณา 3 ถึง 5 แห่งล่าช้าแรกและกำหนดลำดับ $SAR(P), SMA(Q)$ โดยพิจารณาแห่งล่าช้าที่เป็นฤดูกาล จากการพล็อตกราฟฟังก์ชันอัตโนมัติสหสัมพันธ์ย่อย และฟังก์ชันอัตโนมัติสหสัมพันธ์

ขั้นตอนที่ 3 ฝึกสอนแบบจำลอง

พารามิเตอร์ของแบบจำลองทางอนุกรมเวลาหาได้จากการประมาณค่าด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood estimation, MLE)

ขั้นตอนที่ 4 เลือกแบบจำลองจากค่าสถิติ

ในงานวิจัยนี้จะใช้ค่าสถิติ คือ เกณฑ์สารสนเทศของอาไคเคะ (Akaike's information criterion, AIC) และเกณฑ์สารสนเทศของเบย์ส์ (Bayesian information criterion, BIC) โดยจะเลือกแบบจำลองอนุกรมเวลาที่ให้ค่าเกณฑ์สารสนเทศของอาไคเคะและเบย์ส์ต่ำที่สุดเพื่อนำไปทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

เมื่อได้แบบจำลองที่เลือกมาแล้วจะทดสอบด้วยสถิติของ Ljung-Box Q แล้วต้องไม่มีนัยสำคัญ กล่าวคือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนหรือส่วนเหลือ (Residual, e) มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และความแปรปรวนคงที่และความคลาดเคลื่อนแต่ละค่าเป็นอิสระต่อกัน ดังนั้นส่วนเหลือมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (e เท่ากับศูนย์)

$$e = \frac{\sum_{v=1}^V \|(Y_v - \hat{Y}_v)\|}{V} \quad (3.4)$$

โดย Y_v คือ ข้อมูลคาดหวังแถวที่ v , \hat{Y}_v คือ ข้อมูลขาออกแถวที่ v , V คือ จำนวนแถวของข้อมูลชุดฝึกสอน

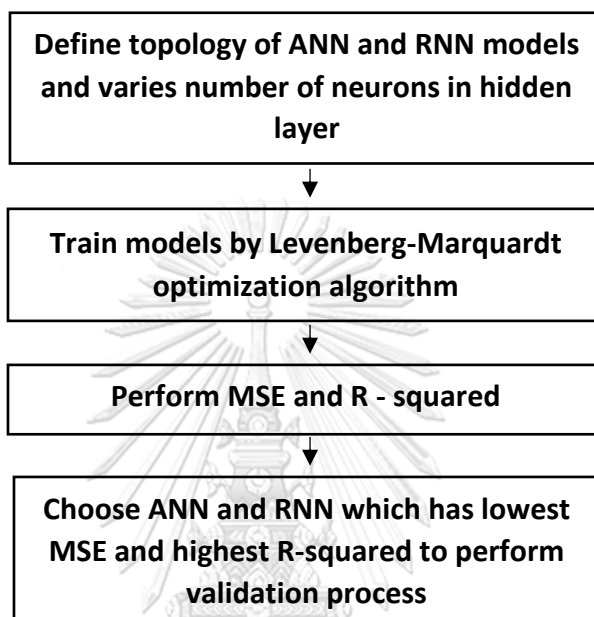
และความแปรปรวนของส่วนเหลือ คือ

$$r = \frac{\sum_{v=1}^V \|Y_v - \hat{Y}_v\|}{V - 2} \quad (3.5)$$

หลังจากได้แบบจำลองทางอนุกรมเวลาที่มีค่า AIC และ BIC ต่ำที่สุดและส่วนเหลือมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์แล้ว จะประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยข้อมูลชุดทดสอบตามขั้นตอนที่ 5 ในหัวข้อที่

3.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาท

แบบจำลองโครงข่ายประสาทที่ใช้ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาที ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า และแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ กระบวนการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทสำหรับพยากรณ์แสดงดังรูปที่ 3.2 ต่อไปนี้



รูปที่ 3.2 กระบวนการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทสำหรับพยากรณ์

ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลและการดำเนินการกับข้อมูลทำตามขั้นตอนที่ 1 และ 2 ของหัวข้อ 3.1 ต่อมาในกระบวนการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทอธิบายได้ดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดชนิดแบบจำลอง

กำหนดแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดรูปแบบของแบบจำลอง

1. กำหนดรูปแบบจำลอง

กำหนดรูปแบบโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า เขียนแทนด้วย ANN (จำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้า, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน, จำนวนนิวรอนในชั้นขาออก) และโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ เขียนแทนด้วย RNN (จำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้า, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน, จำนวนนิวรอนในชั้นขา

ออก) โดยจำนวนนิเวรอนในชั้นขาเข้าก็คือจำนวนตัวแปรขาเข้าและจำนวนนิเวรอนในชั้นขาออกก็คือจำนวนตัวแปรขาออกของโครงข่ายประสาท

2. การเลือกตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองโครงข่ายประสาท

แบบจำลองโครงข่ายประสาทต้องกำหนดจำนวนนิเวรอนในชั้นขาเข้า โดยวิธีการในการกำหนดจำนวนนิเวรอนคือการกำหนดจำนวนตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ซึ่งหลักการในการเลือกตัวแปรขาเข้ามีหลายวิธี วิธีที่เหมาะสมในการเลือกตัวแปรกับแบบจำลองที่ไม่เป็นเชิงเส้น คือ วิธีสารสนเทศร่วม

วิธีสารสนเทศร่วม

วิธีสารสนเทศร่วมเป็นวิธีสำหรับเลือกตัวแปรขาเข้าสำหรับแบบจำลองที่ไม่เป็นเชิงเส้น โดยสามารถวัดความเกี่ยวข้องระหว่างตัวแปรขาเข้าและตัวแปรขาออกของแบบจำลองได้เหมาะสมกับปัญหาไม่เป็นเชิงเส้น R. Battiti, 1994 นำเสนอวิธีการเลือกตัวแปรแบบกริดดี (Greedy selection method) ซึ่งใช้ค่าสารสนเทศร่วมเป็นการกำหนดความสัมพันธ์ของตัวแปรขาเข้าและตัวแปรขาออก กำหนดให้ค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรที่เลือกมาทดสอบกับตัวแปรขาออก เขียนแทนด้วย $I(S; C)$ โดย S คือ เซตของตัวแปรที่เลือกมาทดสอบค่าสารสนเทศร่วม และ C คือ เซตของตัวแปรขาออก, X_i คือ ตัวแปรอิสระตัวที่ i จากเซต S , Y_i คือ ตัวแปรขาออกตัวที่ i จากเซต C สามารถคำนวณค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปร X_i และ Y_i ดังสมการต่อไปนี้

$$I(X_i; Y_i) = \sum_{x \in X_i} \sum_{y \in Y_i} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (3.6)$$

โดยที่

X_i คือ ตัวแปรอิสระตัวที่ i จากเซตตัวแปรอิสระ S , Y_i คือ ตัวแปรขาออกตัวที่ i จากเซตตัวแปรอิสระ C , $p(x, y)$ คือ ฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมของ x และ y , $p(x)$, $p(y)$ คือ ฟังก์ชันความน่าจะเป็นตามขอบ (Marginal probability function) ของ x และ y

เนื่องจากวิธีที่ R. Battiti, 1994 นำเสนอนั้นต้องอาศัยการประมาณค่าของฟังก์ชันความน่าจะเป็น ดังนั้นค่าความผิดพลาดจากการประมาณค่าในส่วนฟังก์ชันความน่าจะเป็นเพียงเล็กน้อย อาจก่อให้เกิดความผิดพลาดในกระบวนการเลือกตัวแปรได้ P. A. Estevez และคณะ, 2009 เสนอวิธีการเลือกตัวแปรแบบสารสนเทศร่วมที่ปรับปรุงจากวิธีของ [24] ด้วยการเลือกลักษณะสารสนเทศร่วมปรกติ (Normalized mutual information feature selection, NMIFS) ระหว่างตัวแปร X_i และ

Y_i สามารถคำนวณได้จากการใช้ค่าน้อยที่สุดของเอนโทรปีของตัวแปร X_i และ Y_i ดังสมการต่อไปนี

$$NI(X_i;Y_i) = \frac{I(X_i;Y_i)}{\min\{H(X_i),H(Y_i)\}} \quad (3.7)$$

โดย $H(X_i)$ คือ เอนโทรปีของตัวแปรอิสระ X_i , $H(Y_i)$ คือ เอนโทรปีของตัวแปรขาออก Y_i

การกำหนดความสัมพันธ์ด้วยค่าสารสนเทศร่วม

ในการกำหนดความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามจะพิจารณาจากสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรทั้งสอง โดยหากค่าสารสนเทศร่วมตั้งแต่ศูนย์ถึงค่าบวก หมายถึง ตัวแปรอิสระนั้น ๆ มีความเกี่ยวข้องหรือสัมพันธ์กับตัวแปรขาออก

ค่าสารสนเทศร่วมน้อยกว่าศูนย์ หมายถึง ตัวแปรอิสระนั้น ๆ ไม่มีความสัมพันธ์หรือไม่เกี่ยวข้องกันกับตัวแปรขาออก

เมื่อคำนวณค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรขาออกแล้ว จะทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis test) เพื่อพิจารณาว่าค่าสารสนเทศนั้นแตกต่างจากศูนย์หรือไม่ ซึ่งเป็นกระบวนการทดสอบนัยสำคัญของตัวแปรอิสระนั้น ๆ กับตัวแปรตาม

สมมติฐานการทดสอบสารสนเทศร่วม

กำหนดให้ สมมติฐานหลัก เขียนแทนด้วย H_0 หมายถึง ค่าสารสนเทศร่วมของตัวแปรอิสระกับตัวแปรขาออกมีค่าเท่ากับศูนย์

กำหนดให้ สมมติฐานรองหรือสมมติฐานทางเลือก เขียนแทนด้วย H_1 หมายถึง ค่าสารสนเทศร่วมของตัวแปรอิสระกับตัวแปรขาออกมีค่าไม่เท่ากับศูนย์

กำหนดระดับนัยสำคัญ α ที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ โดยกำหนดให้ α มีค่า 0.05 เงื่อนไขการยอมรับหรือปฏิเสธสมมติฐานหลัก H_0 โดยกำหนดให้ถ้า p-value ของค่าสารสนเทศร่วมของตัวแปรอิสระกับตัวแปรขาออกมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ α ให้ปฏิเสธสมมติฐานหลัก H_0 ถ้า p-value ของค่าสารสนเทศร่วมของตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามมากกว่าหรือเท่ากับ α ยอมรับสมมติฐานหลัก H_0

ตัวแปรสำหรับทดสอบสารสนเทศร่วม

ตัวแปรอิสระที่นำมาทดสอบหาค่าสารสนเทศร่วมกับตัวแปรตามนั้นได้แก่ ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load) ความแตกต่างของความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load differences) อุณหภูมิ

(Temperature) และความเข้มแสง (Irradiance) สามารถกำหนดนิยามของตัวแปรดังตารางที่ 3.1 ต่อไปนี้

ตารางที่ 3.1 นิยามของตัวแปรอิสระสำหรับทดสอบสารสนเทศร่วม

สัญลักษณ์	ความหมาย
L_t	ความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เวลา t
T_t	อุณหภูมิที่เวลา t
I_t	ความเข้มแสงที่เวลา t
DL_t	ความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เวลา t กับ $t-1$
DL_{t-d}	ความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เวลา $t-d$ กับ $t-d-1$
I_{t-d}	ความเข้มแสงที่เวลา $t-d$
T_{t-d}	อุณหภูมิที่เวลา $t-d$

จากตารางที่ 3.1 แสดงนิยามของตัวแปรอิสระที่นำมาทดสอบสารสนเทศร่วม โดยกำหนดให้ d คือ ตัวแปรประวิง (Delay variable)

ขั้นตอนที่ 3 การฝึกสอนแบบจำลอง

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทใช้วิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอนด้วยชุดข้อมูลสำหรับการสอน ก่อนที่จะพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลทดสอบ โดยเทคนิคที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท คือ การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation learning) ด้วยอัลกอริทึมการหาค่าเหมาะที่สุดของ เลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ด (Backpropagation of Levenberg-Marquardt) เพื่อใช้ในการปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาท โดยจะเปรียบเทียบผลลัพธ์ข้อมูลขาออกที่ได้จากการพยากรณ์กับข้อมูลขาออกคาดหวัง ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าไปสู่โครงข่ายประสาทเพื่อใช้ในการปรับปรุงค่าน้ำหนักต่อไป เมื่อฝึกสอนโครงข่ายประสาทจนได้ค่าดัชนีประเมินประสิทธิภาพ 2 ค่า ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนค่าเฉลี่ยกำลังสองและค่าสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันอัตราสัมพัทธ์กำลังสองเขียนแทนด้วย R^2 อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้แล้ว จะหยุดกระบวนการฝึกสอนแบบจำลอง แล้วได้แบบจำลองพร้อมพารามิเตอร์ตั้งสมการต่อไปนี้ คำนวณความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กำลังสองตั้งสมการต่อไปนี้

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\|Y_i - \hat{Y}_i\|)^2 \quad (3.8)$$

$$R^2 = \frac{\sum (Y_i - \bar{Y}_i)(Y_i - \bar{Y})}{\sum (Y_i - \bar{Y}_i)^2 (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (3.9)$$

โดยที่ Y_i คือ ข้อมูลขาออก \bar{Y}_i คือ ค่าเฉลี่ยข้อมูลขาออก Y_i คือ ข้อมูลคาดหวังที่ i และ \bar{Y} คือ ค่าเฉลี่ยข้อมูลคาดหวัง

หากค่า MSE มีค่าน้อยมาก ๆ เกือบเข้าใกล้ศูนย์แสดงว่าแบบจำลองมีการพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้นและค่า R หรือ R^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 หมายถึง ข้อมูลที่พยากรณ์มีทิศทางไปทางเดียวกันข้อมูลที่คาดหวัง

ต่อมาเมื่อฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทที่มีค่าพารามิเตอร์พร้อมแล้วจะประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองดังขั้นตอนที่ 5 ของหัวข้อที่ 3.1

3.2.3 ตัวอย่างเชิงตัวเลข

ในหัวข้อนี้กล่าวถึงผลการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา โดยขั้นตอนการสร้างแบบจำลองทางอนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทดังอธิบายในหัวข้อที่ 3.2.1 และ 3.2.2 ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ได้แก่ ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าและสภาพภูมิอากาศย้อนหลังในปี พ.ศ. 2557 ของอำเภอเมือง จังหวัดแม่ฮ่องสอน ในงานวิจัยฉบับนี้ได้แบ่งข้อมูลสำหรับใช้พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าออกเป็นข้อมูลชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ ทั้งหมด 3 ฤดูกาล คือ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาวในปี พ.ศ. 2557 ตั้งแต่วันที่ 1 พฤษภาคม ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2557 โดยเก็บข้อมูลเป็นอนุกรมเวลาทุก ๆ 30 นาที ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 3.2 ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น

ฤดูกาล	ข้อมูลชุดฝึกสอน		ข้อมูลชุดทดสอบ	
	เริ่มต้น	สิ้นสุด	เริ่มต้น	สิ้นสุด
ฤดูร้อน	1 พฤษภาคม	15 มิถุนายน	16 มิถุนายน	30 มิถุนายน
ฤดูหนาว	1 กรกฎาคม	30 สิงหาคม	1 กันยายน	30 กันยายน
ฤดูฝน	1 ตุลาคม	30 พฤศจิกายน	1 ธันวาคม	31 ธันวาคม

กำหนดชนิดแบบจำลองและรูปแบบของแบบจำลองตามขั้นตอนที่ 1 และ 2 ของขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ ดังต่อไปนี้

1. แบบจำลองทางอนุกรมเวลา

สามารถกำหนดรูปแบบของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติและแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาลดังต่อไปนี้

1. ในฤดูร้อน แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ เขียนแทนด้วย $ARIMA(p, d, q)$ เปลี่ยนค่าของลำดับ p ตั้งแต่ 1 ถึง 5, d ตั้งแต่ 1 ถึง 2 และ q ตั้งแต่ 1 ถึง 4 สำหรับแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล เขียนแทนด้วย $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$ เปลี่ยนค่าลำดับ p, d, q แบบเดียวกับแบบจำลอง $ARIMA(p, d, q)$ ส่วน P เปลี่ยนค่าตั้งแต่ 1 ถึง 8, Q ตั้งแต่ 1 ถึง 3 และ D ตั้งแต่ 1 ถึง 2 และ s มีค่า 48 เนื่องจากข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้ามีคาบเวลาเท่ากับ 48 ช่วงเวลา ดังนั้นจะได้แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติทั้งหมด 40 แบบจำลองและแบบจำลอง ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาลทั้งหมด 1920 แบบจำลอง

2. ในฤดูฝน แบบจำลองทางอนุกรมเวลาชนิด $ARIMA(p, d, q)$ เปลี่ยนค่าของลำดับ p ตั้งแต่ 1 ถึง 8, ตั้งแต่ 1 ถึง 2 และ q ตั้งแต่ 1 ถึง 4

ส่วนแบบจำลอง $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$ เปลี่ยนค่าของลำดับ P ตั้งแต่ 1 ถึง 5, Q ตั้งแต่ 1 ถึง 4 และ D ตั้งแต่ 1 ถึง 2 ดังนั้นจะได้แบบจำลอง ARIMA ทั้งหมด 64 แบบจำลองและ SARIMA ทั้งหมด 2560 แบบจำลอง

3. ในฤดูหนาว แบบจำลองทางอนุกรมเวลาชนิด $ARIMA(p, d, q)$ เปลี่ยนค่าของลำดับ p ตั้งแต่ 1 ถึง 9, d ตั้งแต่ 1 ถึง 2 และ q ตั้งแต่ 1 ถึง 5 ส่วนแบบจำลอง SARIMA เปลี่ยนค่าของลำดับ P ตั้งแต่ 1 ถึง 8, Q ตั้งแต่ 1 ถึง 5 และ D ตั้งแต่ 1 ถึง 2 ดังนั้นจะได้แบบจำลอง ARIMA ทั้งหมด 90 แบบจำลองและ SARIMA ทั้งหมด 7200 แบบจำลอง

2. แบบจำลองโครงข่ายประสาท

ตัวแปรอิสระที่นำมาทดสอบค่าสารสนเทศร่วมกับตัวแปรตามเพื่อกำหนดตัวแปรขาเข้าให้กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับแสดงดังตารางที่ 3.3 แสดงตัวแปรอิสระทั้งหมด 20 ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้า โดยจะคำนวณค่าสารสนเทศร่วมแบ่งออกเป็น 3 ฤดูกาล โดยข้อมูลแต่ละฤดูกาลมีดังนี้ ในฤดูร้อนมีตัวอย่างข้อมูล (Sample) 2918 ตัวอย่าง ในฤดูฝนมี 4406 ตัวอย่าง และในฤดูหนาวมี 4360 ตัวอย่าง ในการคำนวณค่าสารสนเทศร่วมของแต่ละตัวแปรต้นกับตัวแปรตามจะใช้ 96 ตัวอย่างในการคำนวณสารสนเทศร่วม 1 ค่า ดังนั้นจะได้ว่าในฤดูร้อนมีค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรต้นแต่ละตัวกับตัวแปรตาม 30 ค่า ในฤดูฝนมี 45 ค่าและในฤดูหนาวมี 45 ค่า

ตารางที่ 3.3 ตัวแปรอิสระสำหรับคำนวณค่าสารสนเทศร่วมของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา

ชนิดตัวแปร	ประวัจ				
	ประวัจ 1	ประวัจ 2	ประวัจ 3	ประวัจ 4	ประวัจ 5
ความต้องการใช้ไฟฟ้า	L_{t-1}	L_{t-2}	L_{t-3}	L_{t-4}	L_{t-5}
ความแตกต่างของความ ต้องการใช้ไฟฟ้า	DL_{t-1}	DL_{t-2}	DL_{t-3}	DL_{t-4}	DL_{t-5}
อุณหภูมิ	T_{t-1}	T_{t-2}	T_{t-3}	T_{t-4}	T_{t-5}
ความเข้มแสง	I_{t-1}	I_{t-2}	I_{t-3}	I_{t-4}	I_{t-5}

เมื่อคำนวณค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตามได้แล้ว จะทดสอบสมมติฐานว่าค่าสารสนเทศร่วมดังกล่าวมีนัยสำคัญ นั่นคือ ค่าสารสนเทศร่วมไม่เท่ากับศูนย์กำหนดให้ระดับนัยสำคัญในการทดสอบสมมติฐาน แทนด้วย $\alpha = 0.0005$ ผลการหาค่า p-value ของค่าสารสนเทศระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม 3 ฤดูกาล แสดงดังตารางที่ 5 ถึง 7 ต่อไปนี้

จากผลการทดสอบสมมติฐานดังตารางที่ ตารางที่ 3.4 ถึง ตารางที่ 3.6 พบว่าในฤดูร้อน ตัวแปรอิสระที่มีนัยสำคัญกับความต้องการใช้ไฟฟ้าเรียงลำดับจากมากไปน้อย ได้แก่ ตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแปรความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแปรอุณหภูมิ และตัวแปรความเข้มแสง ตามลำดับ ในฤดูฝน ตัวแปรอิสระที่มีนัยสำคัญกับความต้องการใช้ไฟฟ้าเรียงลำดับจากมากไปน้อย ได้แก่ ตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแปรความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแปรอุณหภูมิ และตัวแปรความเข้มแสง ตามลำดับ และในฤดูหนาว จากผลลัพธ์พบว่าตัวแปรอิสระที่มีนัยสำคัญมากที่สุดคือตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้า และตัวแปรที่มีนัยสำคัญน้อยที่สุดคือตัวแปรความเข้มแสง เพื่อเป็นการยืนยันว่าผลลัพธ์ของการทดสอบสมมติฐานค่าสารสนเทศร่วมถูกต้อง จะออกแบบรูปแบบของจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าด้วยจำนวนตัวแปรเข้าแตกต่างกันตามผลของการทดสอบสมมติฐานค่าสารสนเทศร่วม แล้ววิเคราะห์ผลของตัวแปรเข้าต่อผลลัพธ์การพยากรณ์ของแต่ละแบบจำลอง

ตารางที่ 3.4 การทดสอบสมมติฐานของตัวแปรต้นกับตัวแปรตามในฤดูร้อน

ตัวแปร	คะแนน Z (Z-score)	P-value ($\times 10^{-9}$)
L_{t-1}	5.919275	1.64
L_{t-4}	5.905934	1.77
L_{t-3}	5.814677	3.02
L_{t-2}	6.102788	3.16
L_{t-1}	5.807242	3.16
DL_{t-2}	5.737729	4.80
DL_{t-4}	5.699111	6.04
DL_{t-5}	5.456141	24
DL_{t-1}	5.364081	41
DL_{t-3}	4.615040	2000
I_{t-1}	3.862954	56000
T_{t-5}	3.832381	63500
T_{t-4}	3.763120	83900
T_{t-3}	3.685482	114100
T_{t-2}	3.688911	112600
T_{t-1}	3.639435	136600
I_{t-5}	3.675122	118900
I_{t-3}	3.620482	147000
I_{t-2}	3.561108	184600
I_{t-4}	3.551874	191200

ตารางที่ 3.5 การทดสอบสมมติฐานของตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามในฤดูฝน

ตัวแปร	คะแนน Z (Z-score)	P-value($\times 10^{-9}$)
L_{t-4}	6.052340385	0.672
L_{t-5}	6.114837107	0.737
L_{t-1}	6.032348517	0.776
L_{t-2}	6.153166875	1.54
L_{t-3}	5.912093468	1.71
DL_{t-5}	5.794206573	3.42
DL_{t-2}	5.702379134	5.93
DL_{t-1}	5.693395617	6.25
DL_{t-3}	5.654872925	7.84
DL_{t-4}	5.646075133	8.25
T_{t-2}	5.626848595	9.22
T_{t-1}	5.035141495	239
T_{t-4}	4.788205328	841
T_{t-5}	4.569047537	102400
T_{t-3}	4.576514048	102400
I_{t-1}	4.520587582	103100
I_{t-5}	4.500458853	103400
I_{t-3}	4.493350541	103500
I_{t-4}	4.386973473	105700
I_{t-2}	7.717984559	101700

ตารางที่ 3.6 การทดสอบสมมติฐานของตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามในฤดูหนาว

ตัวแปร	คะแนน Z (Z-score)	P-value($\times 10^{-9}$)
L_{t-1}	5.986640881	1.08
L_{t-4}	5.972954593	1.18
L_{t-2}	5.912227242	1.71
L_{t-3}	6.170615399	2.31
L_{t-5}	5.802922135	3.24
DL_{t-3}	4.600048116	2100
DL_{t-2}	4.184158613	14300
DL_{t-5}	4.011929888	30100
DL_{t-1}	3.928594795	42700
DL_{t-4}	3.682507664	115500
T_{t-4}	2.367851427	894590
T_{t-3}	2.365181414	901060
T_{t-5}	2.365178472	901070
T_{t-2}	2.359462054	915070
T_{t-1}	2.339741857	964850
I_{t-4}	2.172119037	1492330
I_{t-1}	2.168523942	1505940
I_{t-2}	2.160488826	1536740
I_{t-3}	2.159400682	15409500
I_{t-5}	2.150377218	15762700

โดยกำหนดรูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับดัง ตารางที่ 3.7
ต่อไปนี

ตารางที่ 3.7 แบบจำลองโครงข่ายประสาทสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1

ช่วงเวลา

แบบจำลอง	ตัวแปรขาเข้า			
	L_{t-d}	DL_{t-d}	T_{t-d}	I_{t-d}
M1				
M2				
M3				
M4				
M5				
M6				

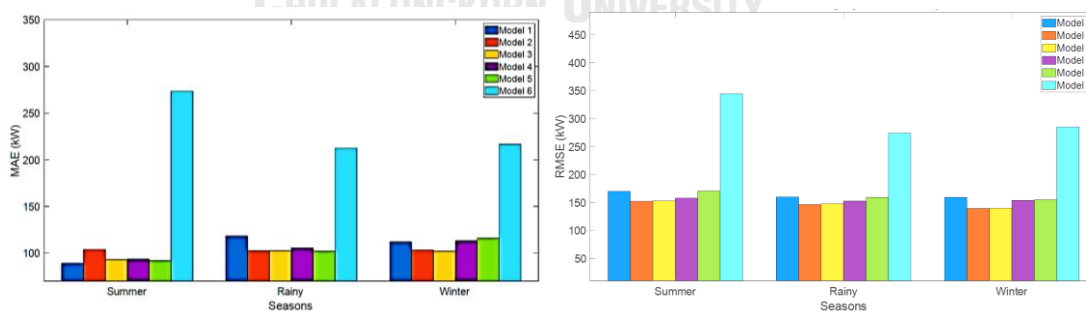
การกำหนดรูปแบบของแบบจำลอง ได้แก่ ชนิดตัวแปรขาเข้าสำหรับแบบจำลองและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (Hidden layer) โดยจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นมีตั้งแต่ 1 ถึง 20 นิวรอน จาก การทดสอบสมมติฐานของค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม ดังตารางที่ 5 ถึง 7 พบว่าตัวแปรที่มีนัยสำคัญเรียงลำดับจากมากทีสุดไปน้อยทีสุด ได้แก่ ตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแปรความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสง ตามลำดับ สามารถออกแบบรูปแบบจำลองของโครงข่ายประสาทได้ทั้งหมด 6 แบบจำลอง แบบจำลองที่ 1 กำหนดให้มีจำนวนตัวแปรขาเข้า 20 ตัว ได้แก่ ตัวแปรความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 5 ช่วงเวลา ตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 5 ช่วงเวลา ตัวแปรอุณหภูมีย้อนหลัง 5 ช่วงเวลาและตัวแปรความเข้มแสงย้อนหลัง 5 ช่วงเวลา แบบจำลองที่ 2 มีตัวแปรขาเข้า 15 ตัวแปร แบบจำลองนี้ไม่มีตัวแปรความเข้มแสงย้อนหลัง แบบจำลองที่ 3 มีตัวแปรขาเข้า 10 ตัวแปร ได้แก่ ตัวแปรความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 5 ช่วงเวลา ตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 5 ช่วงเวลา และตัวแปรความเข้มแสงย้อนหลัง 5 ช่วงเวลา แบบจำลองที่ 4 ไม่มีตัวแปรอุณหภูมิและความเข้มแสงย้อนหลัง 5 ช่วงเวลา แบบจำลองที่ 5 ไม่มีตัวแปรความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังและแบบจำลองที่ 6 ไม่มีตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังเป็นตัวแปรขาเข้า

จะประเมินประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาทีด้วยชุดข้อมูลทดสอบตามขั้นตอนที่ 5 ของหัวข้อที่ 3.1 ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ในรูปแบบดัชนี RMSE และ MAE ของแบบจำลองทางอนุกรมเวลาดังตารางต่อไปนี้

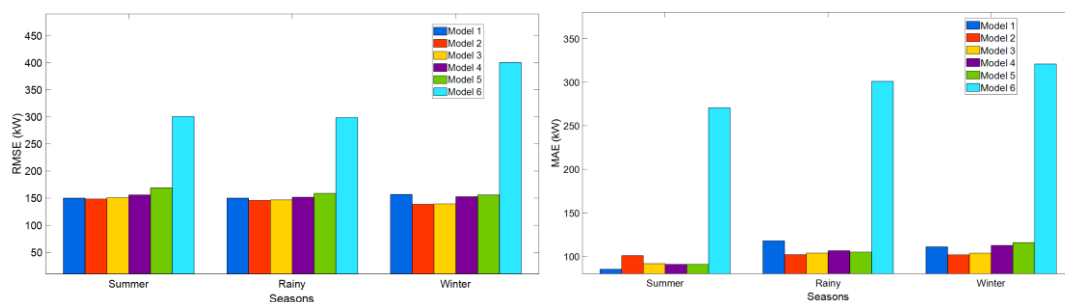
ตารางที่ 3.8 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาทีของ
แบบจำลองทางอนุกรมเวลา

Model	Training Set				Validation Set			
	RMSE		MAE		RMSE		MAE	
	kW	%	kW	%	kW	%	kW	%
Summer								
ARIMA (3, 2, 1)	301.05	7.76	265.16	6.83	305.08	9.32	275.17	8.41
SARIMA (3, 2, 1) (2, 2, 3) ₄₈	299.85	7.72	264.89	6.82	301.75	9.22	270.87	8.28
Rainy								
ARIMA (7, 2, 1)	302.54	9.25	270.85	8.28	303.51	7.03	274.72	6.36
SARIMA (7, 2, 1) (1, 2, 1) ₄₈	299.45	9.15	265.85	8.12	300.14	6.95	269.61	6.24
Winter								
ARIMA (5, 2, 2)	301.84	8.65	267.35	7.66	302.39	7.05	269.83	6.25
SARIMA (5, 2, 2) (4, 2, 2) ₄₈	302.74	8.67	267.84	7.67	303.85	7.03	268.36	6.21

ดัชนีชี้วัดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ในรูปแบบ RMSE และ MAE ของแบบจำลอง
โครงข่ายประสาททั้ง 6 แบบจำลองแสดงในรูปที่ 3.3 และ รูปที่ 3.4 ดังนี้



รูปที่ 3.3 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา
ด้วยแบบจำลอง ANN



รูปที่ 3.4 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ชั่วโมง ด้วยแบบจำลอง RNN

จากรูปที่ 3.3 และรูปที่ 3.4 สามารถเรียงลำดับแบบจำลองที่ให้ค่า RMSE และ MAE มากที่สุดไปน้อยที่สุดในแต่ละฤดูกาลได้ดังนี้

ในฤดูร้อนเรียงลำดับได้ดังนี้: M6, M5, M4, M3, M1 และ M2, ฤดูฝนเรียงลำดับได้ดังนี้: M6, M5, M1, M4, M3 และ M2 และในฤดูหนาวเรียงลำดับได้ดังนี้: M6, M1, M5, M3 และ M2

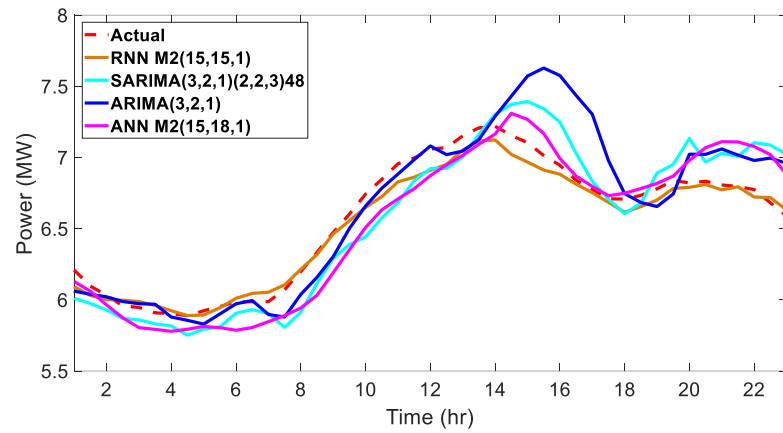
พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบจำลองที่ 2 (ANN M2 และ RNN M2) ที่ไม่มีตัวแปรความเข้มแสงเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองมีค่า RMSE และค่า MAE น้อยกว่าแบบจำลองอีก 5 แบบจำลองซึ่งมีตัวแปรความเข้มแสงเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ดังนั้นจึงสามารถยืนยันได้จากผลของสารสนเทศร่วมที่ว่าตัวแปรความเข้มแสงมีนัยสำคัญน้อยที่สุดในขณะที่แบบจำลองที่ 6 (ANN M6 และ RNN M6) ที่ไม่มีตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าเป็นตัวแปรขาเข้า พบว่าค่า RMSE และ MAE มากกว่าแบบจำลองอีก 5 แบบจำลอง สามารถสรุปได้ว่าตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองที่มีนัยสำคัญมากที่สุด จากผลการประเมินความผิดพลาดในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ชั่วโมง แบบจำลองโครงข่ายประสาท M2 พยากรณ์ได้ดีมากกว่าแบบจำลองที่เหลือ 5 แบบจำลอง โดยค่า RMSE และ MAE ของแบบจำลองโครงข่ายประสาททั้ง 6 แบบจำลอง เลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและโครงข่ายประสาทแบบวงกลับที่มีค่าดัชนี RMSE และ MAE น้อยที่สุดในแต่ละฤดูกาลมาเปรียบเทียบกันดังตารางที่ 10 ต่อไปนี้

ตารางที่ 3.9 RMSE และ MAE ของแบบจำลอง ANN และ RNN สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา

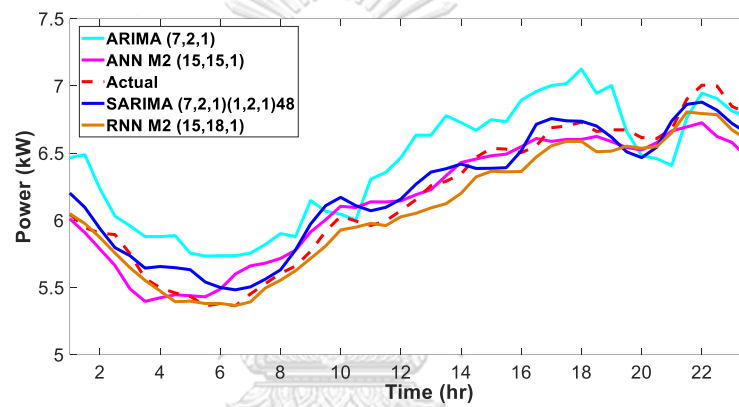
Model	RMSE (kW)	MAE (kW)
Summer		
ANN M2 (15, 18, 1)	162.61	109.17
RNN M2 (15, 15, 1)	148.40	100.78
Rainy		
ANN M2 (15, 15, 1)	146.53	102.59
RNN M2 (15, 18, 1)	145.89	101.89
Winter		
ANN M2 (15, 15, 1)	150.77	96.26
RNN M2 (15, 15, 1)	138.74	101.85

จากตารางที่ 3.8 และตารางที่ 3.9 แสดงดัชนีความผิดพลาดในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาของแบบจำลองทางอนุกรมเวลาและแบบจำลองโครงข่ายประสาท ในรูปแบบ RMSE และ MAE พบว่าทั้ง 3 ช่วงเวลา ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว แบบจำลองโครงข่ายประสาทมี RMSE และ MAE น้อยกว่าแบบจำลองทางอนุกรมเวลา โดยในช่วงเวลาฤดูร้อนแบบจำลอง RNN M2 (15, 15, 1) มีค่า RMSE เท่ากับ 148.39 กิโลวัตต์ และค่า MAE เท่ากับ 100.78 กิโลวัตต์ ในฤดูฝน แบบจำลอง RNN M2 (15, 18, 1) มีค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 145.89 กิโลวัตต์ และ MAE เท่ากับ 101.89 กิโลวัตต์ และฤดูหนาว แบบจำลอง RNN M2 (15, 15, 1) มีค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 138.74 กิโลวัตต์ และค่า MAE เท่ากับ 101.85 กิโลวัตต์

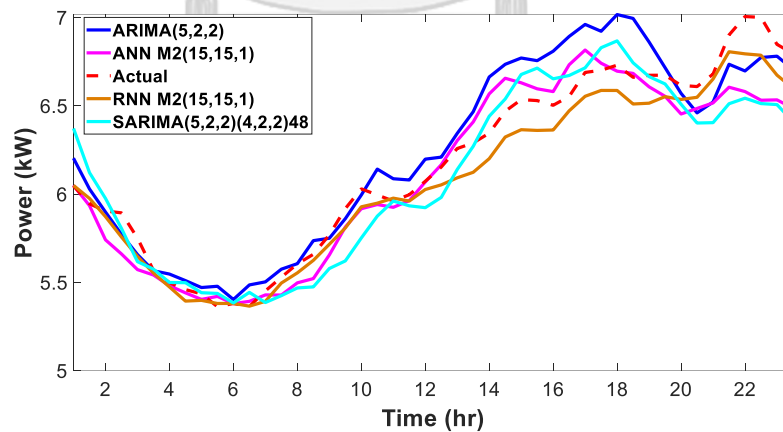
ผลลัพธ์การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาด้วยแบบจำลองทางอนุกรมและแบบจำลองโครงข่ายประสาทที่มีค่า RMSE และ MAE ที่มีค่าต่ำที่สุดของแต่ละช่วงเวลา แสดงรูปที่ 3.5 ตัวอย่างการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาในฤดูร้อนโดยในช่วงฤดูร้อนแสดงการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา เป็นระยะเวลา 48 ช่วงเวลาของวันที่ 18 มิถุนายน พ.ศ. 2557 ในฤดูฝนแสดงการพยากรณ์ของวันที่ 18 กันยายน พ.ศ. 2557 และฤดูหนาวแสดงการพยากรณ์ของวันที่ 18 ธันวาคม พ.ศ. 2557



รูปที่ 3.5 ตัวอย่างการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่งหน้า 1 ช่วงเวลาในฤดูร้อน



รูปที่ 3.6 ตัวอย่างการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่งหน้า 1 ช่วงเวลาในฤดูฝน



รูปที่ 3.7 ตัวอย่างการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่งหน้า 1 ช่วงเวลาในฤดูหนาว

3.3 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วัน

ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วันจะใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับ ซึ่งเหตุผลที่เลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเนื่องจากผลลัพธ์การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาที แบบจำลองดังกล่าวให้ผลลัพธ์ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์น้อยที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองชนิดอื่น ๆ โดยผลลัพธ์ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วันจะนำไปเป็นข้อมูลขาเข้าให้กับระบบจัดการพลังงานสำหรับการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดดังจะกล่าวต่อไปในบทที่ 4

กระบวนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเพื่อใช้สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วัน สามารถอธิบายดังรูปที่ 3.2 ของกระบวนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทของหัวข้อ 3.2.2

ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับในส่วนของ การเตรียมข้อมูลและดำเนินการกับข้อมูลดังกระบวนการตามขั้นตอนที่ 1 และ 2 ของหัวข้อที่ 3.1 ต่อมาสำหรับกระบวนการพัฒนาแบบจำลองของแบบจำลองทั้ง 2 ชนิดอธิบายดังนี้

3.3.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดชนิดของแบบจำลอง

แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าใช้สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดรูปแบบของแบบจำลอง

กำหนดรูปแบบโครงข่ายประสาทไปข้างหน้าเขียนแทนด้วย ANN (จำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้า, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน, จำนวนนิวรอนในชั้นขาออก) โดยจำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้าก็คือจำนวนตัวแปรขาเข้าและจำนวนนิวรอนในชั้นขาออกก็คือจำนวนตัวแปรขาออกของโครงข่ายประสาท โดยการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วันจะมีตัวแปรขาออกทั้งหมด 48 ตัวแปร เนื่องจากพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า 48 ชั่วโมง (time step) ช่วงเวลาละ 30 นาที

การเลือกตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองโครงข่ายประสาท

ในขั้นตอนนี้เป็นการกำหนดตัวแปรขาเข้าให้กับแบบจำลอง โดยใช้วิธีสารสนเทศสร่วมคำนวณความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามเพื่อกำหนดตัวแปรอิสระที่มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ขั้นตอนการเลือกตัวแปรขาเข้าด้วยวิธีสารสนเทศดังขั้นตอนที่ 2 ของหัวข้อ 3.2.2

ขั้นตอนที่ 3 การฝึกสอนแบบจำลอง

ในขั้นตอนนี้เป็นการหาพารามิเตอร์ของแบบจำลอง โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับดังแสดงในขั้นตอนที่ 3 ของหัวข้อ 3.2.2

ต่อมาในขั้นตอนสุดท้ายของการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าคือการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ทำดังขั้นตอนที่ 5 ของหัวข้อ 3.1

3.3.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับ

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดชนิดของแบบจำลอง

กำหนดชนิดของแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงสำหรับงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับ

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดรูปแบบของแบบจำลอง

กำหนดรูปแบบโครงข่ายประสาทแบบวงกลับ เขียนแทนด้วย RNN (จำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้า, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน, จำนวนนิวรอนในชั้นขาออก) โดยจำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้าก็คือจำนวนตัวแปรขาเข้าและจำนวนนิวรอนในชั้นขาออกก็คือจำนวนตัวแปรขาออกของโครงข่ายประสาท โดยการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วันจะมีตัวแปรขาออกทั้งหมด 48 ตัวแปร เนื่องจากพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า 48 ช่วงเวลา (time step) ช่วงเวลาละ 30 นาที

การเลือกตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองโครงข่ายประสาท

ในขั้นตอนนี้เป็นการกำหนดตัวแปรขาเข้าให้กับแบบจำลอง โดยใช้วิธีสารสนเทศสร่วมคำนวณความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามเพื่อกำหนดตัวแปรอิสระที่มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ขั้นตอนการเลือกตัวแปรขาเข้าด้วยวิธีสารสนเทศดังขั้นตอนที่ 2 ของหัวข้อ 3.2.2

ขั้นตอนที่ 3 การฝึกสอนแบบจำลอง

ในขั้นตอนนี้เป็นการหาพารามิเตอร์ของแบบจำลอง โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับดังแสดงในขั้นตอนที่ 3 ของหัวข้อ 3.2.2

ต่อมาในขั้นตอนสุดท้ายของการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับคือการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ทำดังขั้นตอนที่ 5 ของหัวข้อ 3.1

ในหัวข้อที่ 3.3.3 จะกล่าวถึงตัวอย่างเชิงตัวเลขของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับ

3.3.2 ตัวอย่างเชิงตัวเลข

ในหัวข้อนี้กล่าวถึงผลการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงหรือ 1 วัน โดยขั้นตอนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวงกลับดังอธิบายในหัวข้อที่ 3.3.1 และ 3.3.2

ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ได้แก่ ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าและสภาพภูมิอากาศย้อนหลังในปี พ.ศ. 2557 ของอำเภอเมือง จังหวัดแม่ฮ่องสอน ในงานวิจัยฉบับนี้ได้แบ่งข้อมูลสำหรับใช้พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าออกเป็นข้อมูลชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ ทั้งหมด 3 ฤดูกาล คือ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาวในปี พ.ศ. 2557 ตั้งแต่วันที่ 1 พฤษภาคม ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2557 โดยเก็บข้อมูลเป็นอนุกรมเวลาทุก ๆ 30 นาที ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 3.10 ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น

ฤดูกาล	ข้อมูลชุดฝึกสอน		ข้อมูลชุดทดสอบ	
	เริ่มต้น	สิ้นสุด	เริ่มต้น	สิ้นสุด
ฤดูร้อน	1 พฤษภาคม	15 มิถุนายน	16 มิถุนายน	30 มิถุนายน
ฤดูหนาว	1 กรกฎาคม	30 สิงหาคม	1 กันยายน	30 กันยายน
ฤดูฝน	1 ตุลาคม	30 พฤศจิกายน	1 ธันวาคม	31 ธันวาคม

กำหนดรูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวงกลับ ได้แก่ จำนวนตัวแปรขาเข้า จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และจำนวนตัวแปรขาออก โดยการกำหนดตัวแปรขาเข้าจะใช้วิธีการเลือกตัวแปรวิธีสารสนเทศร่วม โดยการคำนวณหาค่าสารสนเทศร่วมนี้จะคำนวณระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับเวกเตอร์ของความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า h ชั่วโมง แทนด้วย

L_{t+h} และกำหนดให้ d แทนค่าประวิงของตัวแปรอิสระ กำหนดตัวแปรอิสระสำหรับทดสอบสารสนเทศร่วมดังตารางที่ 3.11 ต่อไปนี้

ตารางที่ 3.11 ตัวแปรอิสระสำหรับคำนวณค่าสารสนเทศร่วมของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

ตัวแปรอิสระ	ประวิง (Delay)				
	48	47	...	2	1
L_{t-d}	L_{t-48}	L_{t-47}	...	L_{t-2}	L_{t-1}
DL_{t-d}	DL_{t-48}	DL_{t-47}	...	DL_{t-2}	DL_{t-1}
T_{t-d}	T_{t-48}	T_{t-47}	...	T_{t-2}	T_{t-1}
I_{t-d}	I_{t-48}	I_{t-47}	...	I_{t-2}	I_{t-1}

จากตารางที่ 3.11 แสดงตัวแปรอิสระทั้งหมด 192 ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้า โดยการคำนวณค่าสารสนเทศร่วมแบ่งออกเป็น 3 ฤดูกาล โดยข้อมูลแต่ละฤดูกาลมีดังนี้ ในฤดูร้อนมีตัวอย่างข้อมูล 2918 ตัวอย่าง ในฤดูฝนมี 4406 ตัวอย่าง และในฤดูหนาวมี 4360 ตัวอย่าง ในการคำนวณค่าสารสนเทศร่วมของแต่ละตัวแปรต้นกับตัวแปรตามจะใช้ 96 ตัวอย่างในการคำนวณสารสนเทศร่วม 1 ค่า ดังนั้นจะได้ว่าในฤดูร้อนจะมีค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรต้นแต่ละตัวกับตัวแปรตาม 30 ค่า ในฤดูฝนมี 45 ค่าและในฤดูหนาวมี 45 ค่า จากผลการคำนวณค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรต้นแต่ละชนิดกับตัวแปรตาม พบว่ามีค่าสารสนเทศร่วมมากกว่าศูนย์ จึงทดสอบสมมติฐานว่าค่าสารสนเทศร่วมดังกล่าวมีนัยสำคัญ นั่นคือ ค่าสารสนเทศร่วมไม่เท่ากับศูนย์ โดยกำหนดให้ระดับนัยสำคัญในการทดสอบสมมติฐาน แทนด้วย $\alpha = 0.0005$ ผลการหาค่า p-value ของค่าสารสนเทศระหว่างตัวแปรต้นกับตัวแปรตาม 3 ฤดูกาล แสดงในภาคผนวก ก ต่อไปนี้

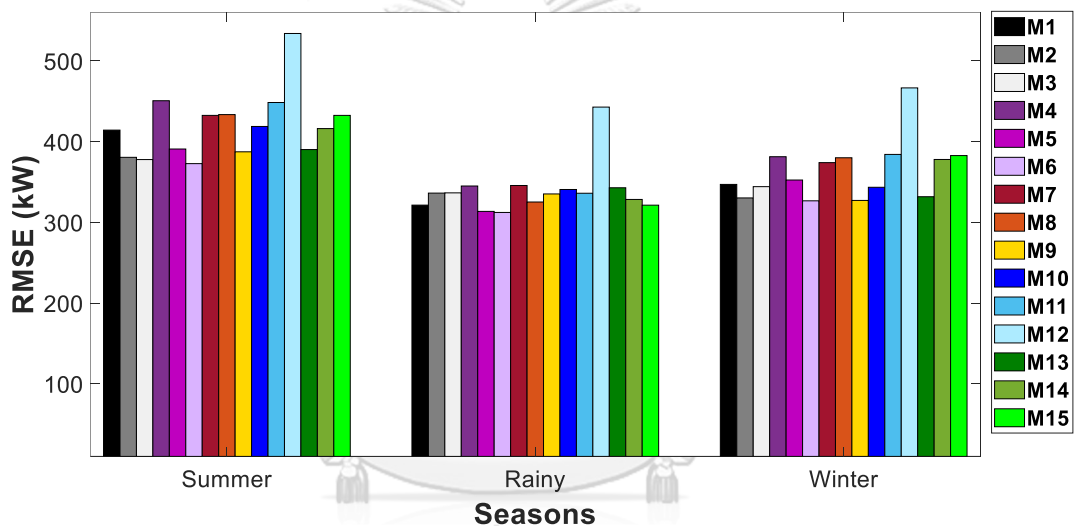
จากผลการทดสอบนัยสำคัญพบว่าตัวแปรอุณหภูมิที่มีนัยสำคัญคือ ตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงไม่มีนัยสำคัญต่อตัวแปรตามนั่นคือ ค่า p-value มากกว่า α ดังนั้นเพื่อเป็นการสรุปได้ว่าตัวแปรอุณหภูมีย้อนหลังและตัวแปรความเข้มแสงทั้ง 1 ถึง 48 ชั่วโมง ไม่มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรพาเข้าให้กับแบบจำลอง จึงออกแบบรูปแบบจำลองโครงข่ายประสาทที่มีการจำนวนตัวแปรพาเข้าแตกต่างกันจากผลของการทดสอบสมมติฐานของค่าสารสนเทศร่วม ดังจะกล่าวต่อไปในผลลัพธ์การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงเพื่อดูผลของตัวแปรพาเข้าที่มีอิทธิพลต่อประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงของแบบจำลองโครงข่ายประสาท

ตารางที่ 3.12 แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวกกลับสำหรับ
พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

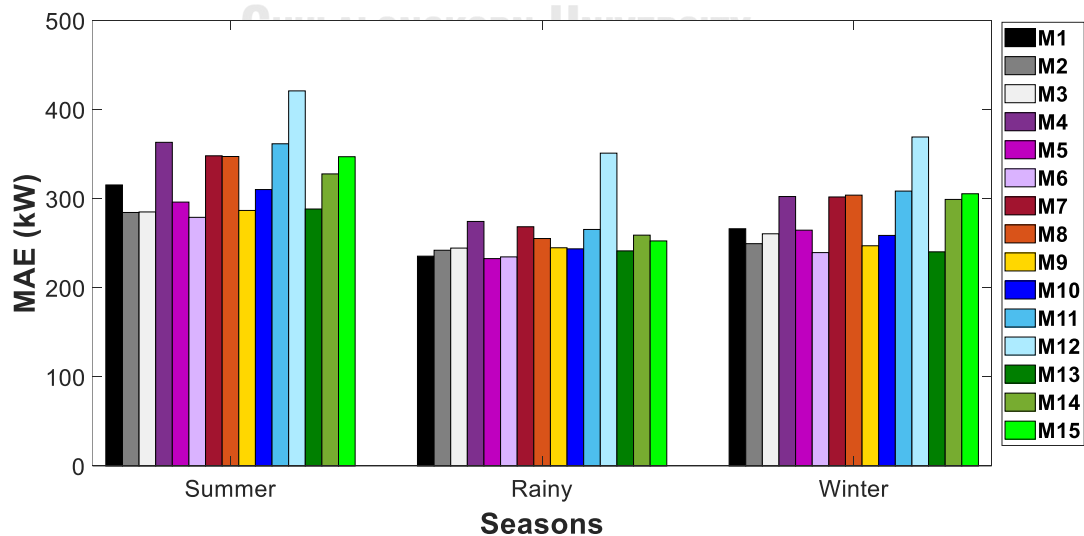
แบบจำลอง	ตัวแปรขาเข้า			
	DL_{t-d}	L_{t-d}	T_{t-d}	I_{t-d}
M1				
M2				
M3				
M4				
M5				
M6				
M7				
M8				
M9				
M10				
M11				
M12				
M13				
M14				
M15				

จากผลลัพธ์การทดสอบค่าสารสนเทศสร่วมสามารถออกแบบรูปแบบโครงข่ายประสาทแบบวกกลับ ได้แก่ ตัวแปรขาเข้าสำหรับแบบจำลองและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (Hidden layer) โดยออกแบบให้มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นมีตั้งแต่ 1 ถึง 20 นิวรอน จากการทดสอบสมมติฐานของค่าสารสนเทศสร่วมระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปร พบว่าตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงไม่มีนัยสำคัญกับตัวแปรขาออก ดังนั้นสามารถกำหนดรูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทได้ทั้งหมด 15 รูปแบบ เพื่อวิเคราะห์ผลของตัวแปรที่มีนัยสำคัญต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์และยืนยันว่าตัวแปรที่ไม่มีนัยสำคัญต่อตัวแปรขาออก ไม่ช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า โดยรูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงดังตารางที่ 12 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวกกลับทั้งหมด 15 แบบจำลองโดยแต่ละแบบจำลองมีตัวแปรขาเข้าแตกต่างกัน

ตามผลการทดสอบสมมติฐานของค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม จึง ออกแบบรูปแบบของแบบจำลองให้มีตัวแปรขาเข้าแตกต่างกัน เพื่อวิเคราะห์ผลของตัวแปรขาเข้าต่อ ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง เมื่อฝึกสอนแบบจำลองเรียบร้อยแล้วจะนำแบบจำลอง ไปทดสอบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง ด้วยดัชนีชี้วัด ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ ได้แก่ RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า ล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับ RMSE และ MAE ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าแสดงดังตารางที่ 3.13 ถึง ตารางที่ 3.15 และรูปที่ 3.8 และรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.8 RMSE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN



รูปที่ 3.9 MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN

ตารางที่ 3.13 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย
แบบจำลอง ANN ในฤดูร้อน

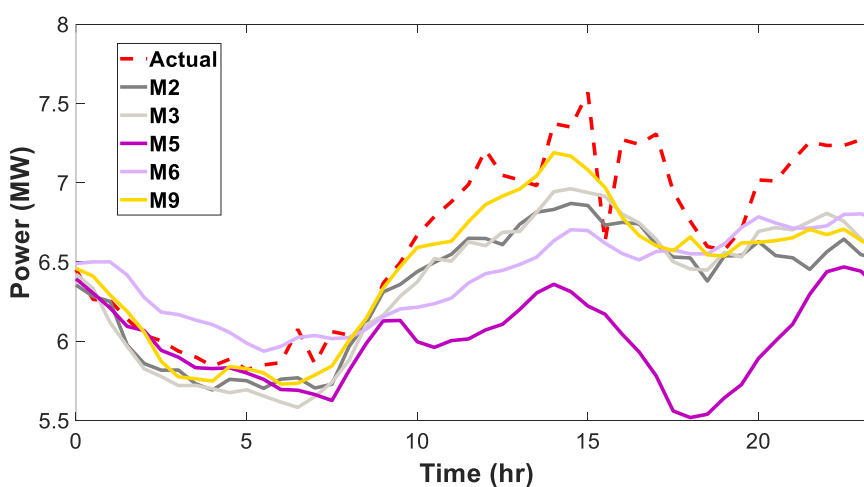
Model	Training set		Validation set	
	RMSE (kW)	MAE (kW)	RMSE (kW)	MAE (kW)
ANN M1	231.91	176.59	338.81	253.97
ANN M2	251.41	191.33	338.81	253.97
ANN M3	243.45	187.20	361.41	268.24
ANN M4	303.00	239.82	345.95	256.97
ANN M5	234.39	178.95	367.13	295.38
ANN M6	237.13	180.05	342.67	252.23
ANN M7	307.88	243.95	317.27	255.21
ANN M8	301.62	237.68	336.64	257.58
ANN M9	230.33	173.87	333.89	264.98
ANN M10	229.97	173.02	373.20	280.48
ANN M11	296.06	233.54	352.56	263.78
ANN M12	434.41	352.67	407.43	318.94
ANN M13	237.69	179.00	353.41	283.60
ANN M14	290.59	228.97	326.58	258.47
ANN M15	296.21	232.84	346.81	255.25

ตารางที่ 3.14 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย
แบบจำลอง ANN ในฤดูฝน

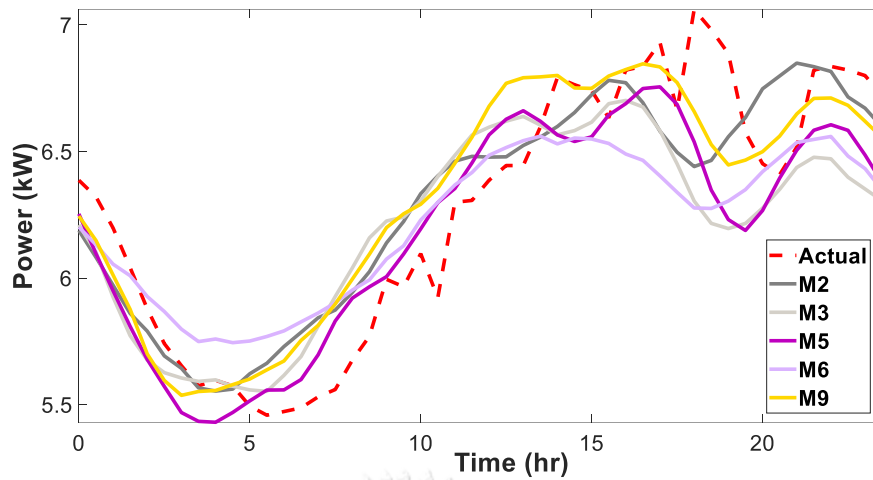
Model	Training set		Validation set	
	RMSE (kW)	MAE (kW)	RMSE (kW)	MAE (kW)
ANN M1	178.12	134.14	305.50	212.55
ANN M2	175.53	132.37	311.84	219.91
ANN M3	183.10	138.65	305.17	212.31
ANN M4	238.43	186.87	307.35	220.97
ANN M5	185.54	139.81	319.22	217.88
ANN M6	172.61	129.84	300.40	202.09
ANN M7	231.70	181.29	312.41	223.38
ANN M8	232.31	182.35	328.25	238.13
ANN M9	185.28	141.75	322.93	223.41
ANN M10	175.73	133.18	328.54	221.36
ANN M11	231.21	181.12	303.77	227.05
ANN M12	310.16	246.65	308.78	228.97
ANN M13	177.32	132.97	303.84	204.92
ANN M14	237.05	185.97	304.45	219.47
ANN M15	236.02	186.42	302.15	221.86

ตารางที่ 3.15 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย
แบบจำลอง ANN ในฤดูหนาว

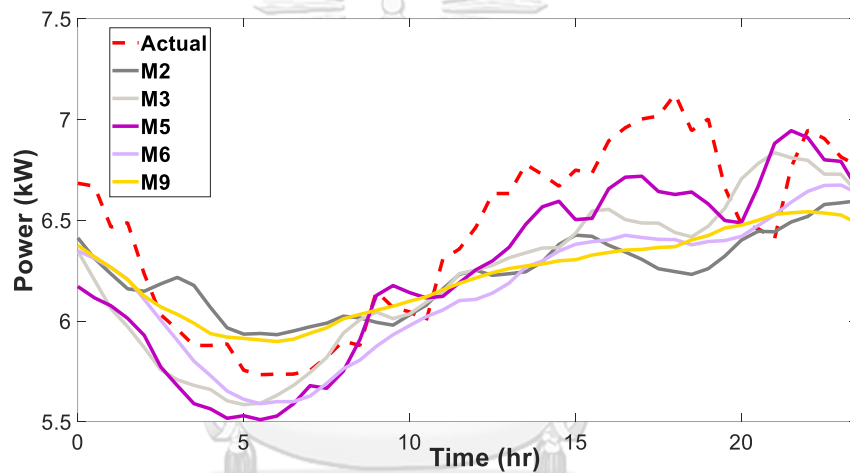
Model	Training set		Validation set	
	RMSE (kW)	MAE (kW)	RMSE (kW)	MAE (kW)
ANN M1	202.28	151.28	334.26	254.51
ANN M2	206.08	153.67	333.18	252.69
ANN M3	205.75	154.12	336.08	246.05
ANN M4	223.22	171.77	373.85	296.97
ANN M5	201.89	150.46	340.21	258.33
ANN M6	211.35	156.88	300.95	211.84
ANN M7	224.89	171.22	367.43	289.08
ANN M8	231.96	179.88	353.86	269.11
ANN M9	205.57	152.60	346.44	260.74
ANN M10	203.74	151.93	307.33	216.31
ANN M11	217.03	165.34	379.04	293.60
ANN M12	385.27	311.83	333.21	246.27
ANN M13	211.52	157.43	301.99	218.84
ANN M14	228.28	176.38	363.29	277.39
ANN M15	230.45	178.64	345.90	272.55



รูปที่ 3.10 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูร้อน



รูปที่ 3.11 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูฝน



รูปที่ 3.12 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN ในฤดูหนาว

จากรูปที่ 3.10 ถึง รูปที่ 3.12 แสดงการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว โดยแสดงการพยากรณ์ฤดูกาลละ 5 แบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ RMSE และ MAE ต่ำที่สุดของแต่ละฤดูกาล

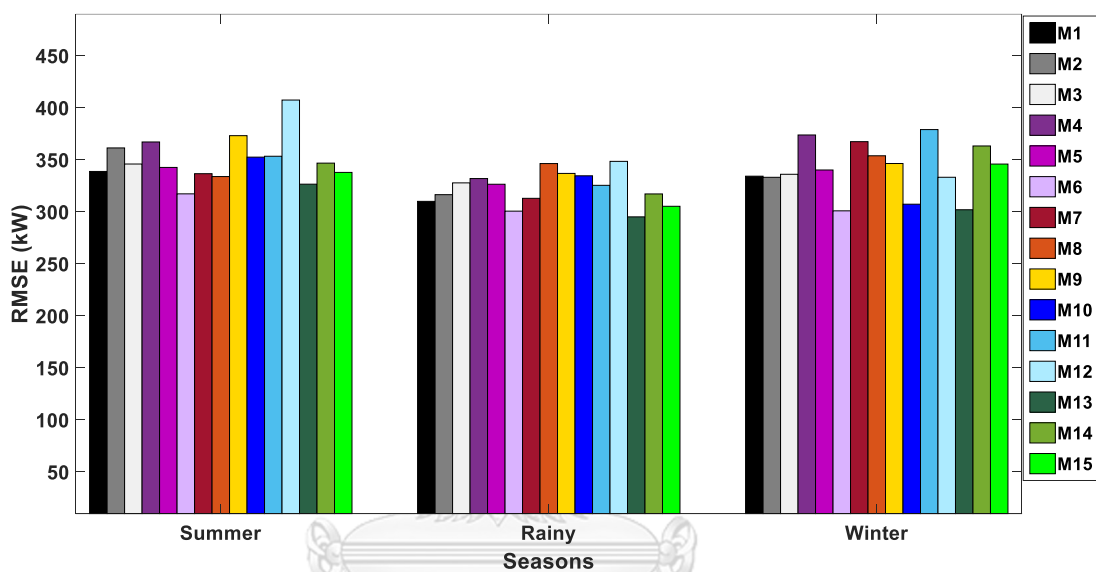
เรียงลำดับผลลัพธ์แบบจำลองที่ให้ RMSE และ MAE ต่ำที่สุดได้ดังนี้

ฤดูร้อน: ANN M6, ANN M3, ANN M2, ANN M9, ANN M5 ฤดูฝน: ANN M6, ANN M9, ANN M2, ANN M3, ANN M5, ฤดูหนาว: ANN M6, ANN M9, ANN M2, ANN M3, ANN M5

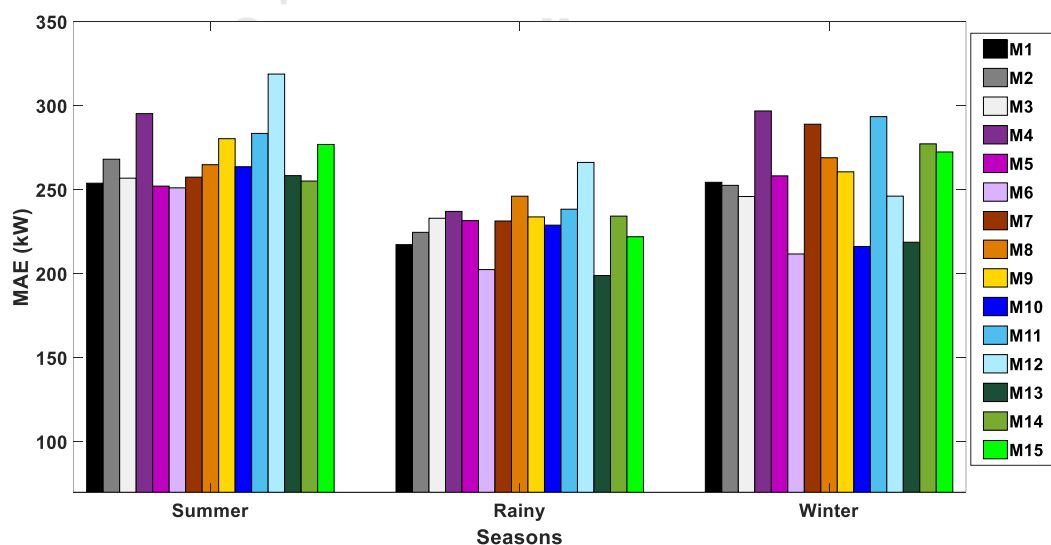
จากผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในรูปดัชนี RMSE และ MAE พบว่าแบบจำลอง ANN M6 ให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่ดีที่สุด ซึ่งแบบจำลองนี้มีตัวแปรขาเข้า คือ L_{t-48} และ DL_{t-48} ซึ่งตรงกับผลลัพธ์ของการทดสอบค่าสารสนเทศร่วมที่ว่าตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 48

ช่วงเวลาและความแตกต่างของความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 48 ชั่วโมงมีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง จากทั้ง 15 แบบจำลองพบว่า ANN M12 ให้ผลลัพธ์การพยากรณ์แ่งที่ดีที่สุด เนื่องจากไม่มีตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังเป็นตัวแปรขาเข้า ซึ่งตัวแปรชนิดนี้มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง

ต่อมารูปที่ 3.13 และ รูปที่ 3.14 และตารางที่ 3.16 ถึง ตารางที่ 3.18 แสดงผลลัพธ์ RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ



รูปที่ 3.13 RMSE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN



รูปที่ 3.14 MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN

ตารางที่ 3.16 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง
ด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูร้อน

Model	Training set		Validation set	
	RMSE (kW)	MAE (kW)	RMSE (kW)	MAE (kW)
RNN M1	93.41	63.78	344.30	265.40
RNN M2	91.15	66.05	310.57	234.50
RNN M3	96.99	66.59	307.80	235.10
RNN M4	112.50	79.11	380.70	313.25
RNN M5	100.81	69.52	320.21	238.40
RNN M6	89.88	60.71	302.77	229.05
RNN M7	114.30	81.97	362.55	298.11
RNN M8	144.82	106.46	363.52	297.33
RNN M9	101.34	69.79	317.42	236.79
RNN M10	114.91	81.03	348.82	260.23
RNN M11	206.30	154.00	378.52	311.61
RNN M12	165.83	125.57	464.04	370.99
RNN M13	100.59	86.16	320.88	246.50
RNN M14	217.29	165.62	346.19	277.79
RNN M15	276.54	212.14	362.55	297.09

ตารางที่ 3.17 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง
ด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูฝน

Model	Training set		Validation set	
	RMSE (kW)	MAE (kW)	RMSE (kW)	MAE (kW)
RNN M1	79.07	59.08	291.36	195.46
RNN M2	78.03	58.17	306.25	201.11
RNN M3	79.20	59.58	306.55	204.53
RNN M4	96.75	73.65	315.04	234.44
RNN M5	97.87	74.11	312.28	206.65
RNN M6	84.57	64.11	283.59	192.72
RNN M7	101.17	77.01	315.68	228.46
RNN M8	104.63	79.73	295.21	215.26
RNN M9	98.89	75.36	305.21	204.89
RNN M10	93.36	70.13	310.73	203.67
RNN M11	178.00	136.17	306.08	225.44
RNN M12	153.78	119.72	412.83	311.10
RNN M13	109.45	83.47	312.85	208.39
RNN M14	190.45	145.92	298.40	219.05
RNN M15	201.70	152.67	291.30	212.57

ตารางที่ 3.18 RMSE และ MAE ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง
ด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูหนาว

Model	Training set		Validation set	
	RMSE (kW)	MAE (kW)	RMSE (kW)	MAE (kW)
RNN M1	92.62	65.41	307.01	226.20
RNN M2	96.84	69.69	290.26	209.49
RNN M3	100.01	71.25	304.24	220.57
RNN M4	104.86	75.00	341.33	262.40
RNN M5	115.22	82.27	312.45	204.65
RNN M6	90.46	75.23	28717	199.46
RNN M7	110.51	79.89	334.01	261.91
RNN M8	143.57	107.53	340.04	263.96
RNN M9	112.12	80.23	289.69	207.13
RNN M10	130.14	95.91	303.46	218.75
RNN M11	171.59	126.48	344.19	268.52
RNN M12	238.59	186.20	426.60	329.23
RNN M13	108.13	99.99	291.76	200.31
RNN M14	178.14	131.86	337.93	259.16
RNN M15	210.58	161.80	342.75	265.51

จากตารางที่ 3.16 ถึง ตารางที่ 3.18 พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับที่ 6 (RNN M6) ให้ผลลัพธ์ความคลาดเคลื่อนในรูปแบบดัชนี RMSE และ MAE เนื่องจากแบบจำลอง RNN M6 ไม่มีตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ซึ่งสอดคล้องกับผลลัพธ์การทดสอบสมมติฐานของตัวแปรอิสระที่มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองที่ว่าตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงไม่มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง โดยให้ค่าการทดสอบสมมติฐานของค่าสารสนเทศระหว่างตัวแปรดังกล่าวกับตัวแปรตามเท่ากับ ศูนย์ ในทางตรงกันข้ามแบบจำลองที่ให้ผลการพยากรณ์โดยมีความคลาดเคลื่อนในรูปแบบความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองและความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยมากที่สุด คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับที่ 11 (RNN M11) เนื่องจากแบบจำลองดังกล่าวไม่มีตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าและตัวแปรความแตกต่างของความต้องการใช้ไฟฟ้าเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง แต่ตัวแปร 2 ชนิดนี้จากผลการทดสอบสมมติฐานของการมีนัยสำคัญของการเป็นตัวแปร

ขาเข้า พบว่าตัวแปรทั้ง 2 ชนิดมีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง จากผลการทดสอบสมมติฐานที่ว่าค่าสารสนเทศร่วมระหว่างตัวแปรดังกล่าวแต่ละชนิดกับตัวแปรตามมีค่าสารสนเทศร่วมมากกว่าศูนย์ ดังนั้นผลการพยากรณ์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับที่ 6 สามารถยืนยันได้ว่าตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงไม่มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลอง ในขณะที่ตัวแปรที่มีนัยสำคัญต่อการเป็นตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองคือ ตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าและตัวแปรความแตกต่างของความต้องการใช้ไฟฟ้า ผลลัพธ์การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับสามารถประเมินความเหมาะสมของแบบจำลอง (Goodness of fit) จากสมการจุดประสงค์การทำให้เป็นปรกติของความคลาดเคลื่อนค่าเฉลี่ยกำลังสอง(Normalized mean squared error, NMSE) ดังสมการต่อไปนี้ [19]

$$fit = 1 - \frac{\|y(:,i) - \hat{y}(:,i)\|^2}{\|y(:,i) - \text{mean}(y(:,i))\|^2} \quad (3.10)$$

โดยกำหนดให้ $\|y(:,i) - \hat{y}(:,i)\|^2$ แสดงบรรทัดฐานของผลต่างระหว่างตัวแปรขาออกและตัวแปรคาดหวังที่ i ทั้งหมด N_y ตัวอย่าง จะได้ค่าความเหมาะสมของแบบจำลองในรูปแบบเวกเตอร์ เมื่อ N_y คือ จำนวนตัวแปรขาออกของแบบจำลอง เมื่อได้เวกเตอร์ค่าความเหมาะสมของแบบจำลองแล้วจะคำนวณขนาดเวกเตอร์ในรูปแบบค่าเฉลี่ยดังสมการต่อไปนี้

$$avg_{fit} = \frac{\sum_{i=1}^{N_y} fit(i) \times 100}{N_y} \quad (3.11)$$

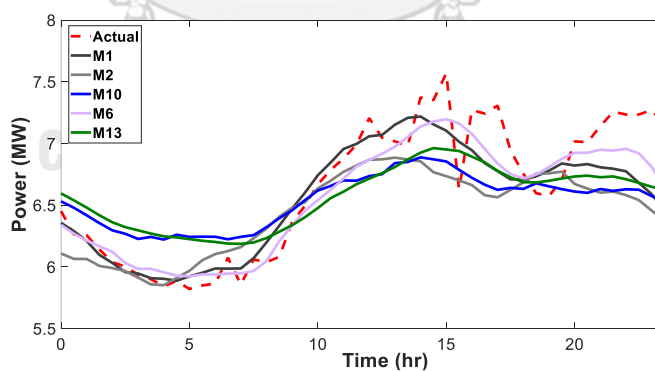
โดยกำหนดให้ avg_{fit} แทนค่าความเหมาะสมของแบบจำลองในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 100 เปอร์เซ็นต์ หากมีค่าเข้าใกล้ 100 เปอร์เซ็นต์ คือ แบบจำลองมีความเหมาะสมสูง หมายถึงพยากรณ์ได้แม่นยำเหมาะสม ต่อมาใน

ตารางที่ 3.19 แสดงค่าความเหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวงกลับแบบจำลองที่ 6 M6 (96, 20, 48) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ให้ผลการพยากรณ์คลาดเคลื่อนในรูปแบบ RMSE และ MAE น้อยที่สุดดังต่อไปนี้

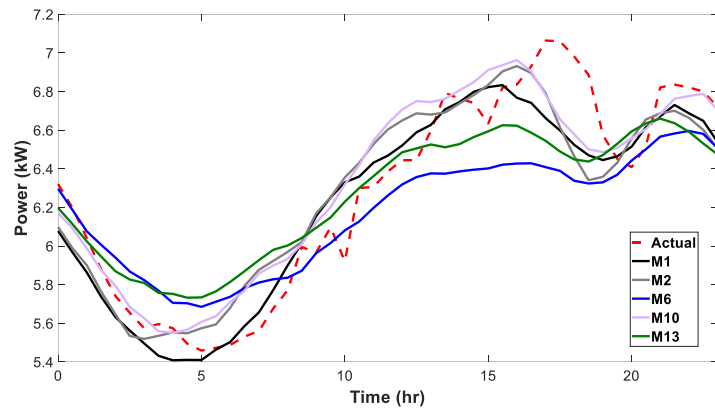
ตารางที่ 3.19 เปอร์เซ็นต์ความเหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบสำหรับพยากรณ์
ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

ฤดูกาล	เปอร์เซ็นต์ความเหมาะสม (Percentage Fit) (%)	
	ANN	RNN
ฤดูร้อน	44.03	55.58
ฤดูฝน	34.52	54.30
ฤดูหนาว	46.03	53.42

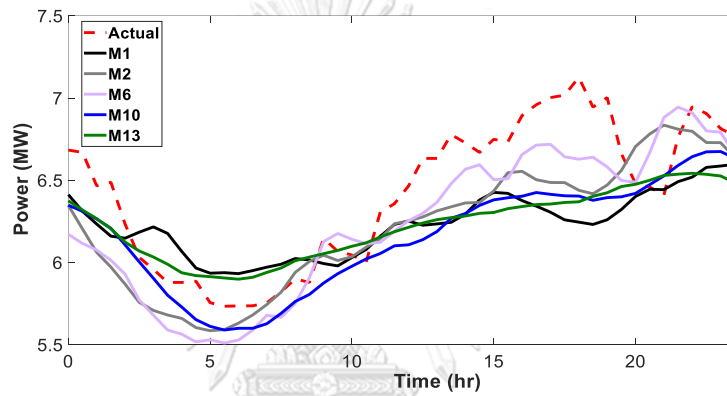
ต่อมาเลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวงกลับที่มี RMSE และ MAE ต่ำที่สุดมา 5 แบบจำลอง เพื่อพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงทั้ง 3 ฤดูกาลดังแสดงในรูปที่ 3.15 ถึง 3.17 แสดงการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว



รูปที่ 3.15 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูร้อน

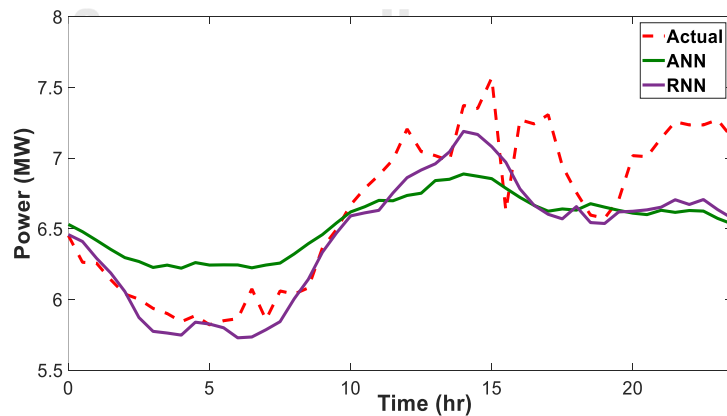


รูปที่ 3.16 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูฝน

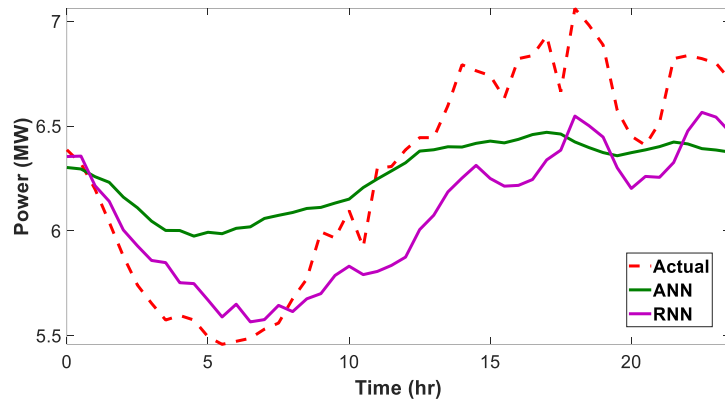


รูปที่ 3.17 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง RNN ในฤดูหนาว

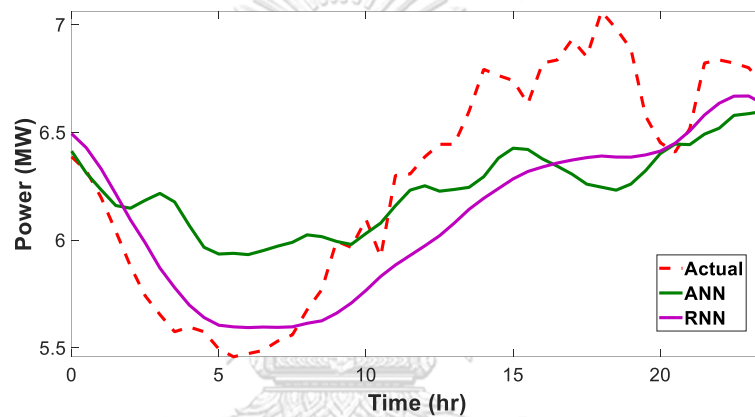
รูปที่ 3.18 ถึง รูปที่ 3.20 แสดงการเปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับทั้ง 3 ฤดูกาล



รูปที่ 3.18 เปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN และ RNN ในฤดูร้อน



รูปที่ 3.19 เปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย
แบบจำลอง ANN และ RNN ในฤดูฝน



รูปที่ 3.20 เปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วย
แบบจำลอง ANN และ RNN ในฤดูหนาว

3.4 อภิปรายและสรุปผล

ในบทที่ 3 นี้กล่าวถึงการนำแบบจำลองทางอนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทสำหรับใช้พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าระยะสั้น 1 ชั่วโมงหรือ 30 นาทีและ 48 ชั่วโมงหรือ 1 วัน โดยการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ชั่วโมงจะใช้แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ บูรณาการอัตโนมัติ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและวกกลับ โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทจะใช้วิธีการเลือกตัวแปรด้วยวิธีสารสนเทศร่วมเพื่อกำหนดตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองที่มีนัยสำคัญต่อตัวแปรขาออก (ความต้องการใช้ไฟฟ้า) จากผลลัพธ์พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวกกลับให้ผลลัพธ์ในการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนในรูปแบบ RMSE และ MAE น้อยที่สุด เหตุผลที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวกกลับพยากรณ์ได้ดีที่สุดเนื่องจากโครงข่ายประสาทแบบวกกลับสามารถวิเคราะห์

ข้อมูลที่เป็นลำดับได้ดีที่สุด เนื่องจากการพยากรณ์ข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลาจึงสามารถเรียนรู้การเปลี่ยนแปลงตามลำดับเวลาได้ดี ทำให้ผลลัพธ์การพยากรณ์แม่นยำขึ้นด้วย

ต่อมาการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงหรือ 1 วันจะใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ โดยใช้วิธีสารสนเทศร่วมสำหรับเลือกตัวแปรขาเข้าให้กับแบบจำลอง เพื่อกำหนดตัวแปรขาเข้าที่มีนัยสำคัญ จากผลลัพธ์การพยากรณ์ด้วยแบบจำลองที่ไม่มีตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงให้ผลลัพธ์ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงได้ดีที่สุด โดยผลลัพธ์สอดคล้องกับผลการหาค่าสารสนเทศร่วมที่ว่าตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงไม่มีนัยสำคัญต่อตัวแปรขาออก เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับให้ผลลัพธ์ในรูปแบบ RMSE และ MAE ที่ต่ำกว่าเนื่องจากแบบจำลองชนิดนี้มีคุณสมบัติในการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นลำดับเวลาได้ดี ทำให้สามารถพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เป็นอนุกรมเวลาได้ดีกว่าเช่นเดียวกันกับผลลัพธ์การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ชั่วโมง

ดังนั้นแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับที่ 6 (RNN M6) ที่มีตัวแปรขาเข้า คือ ตัวแปรความต้องการใช้ไฟฟ้าและตัวแปรความแตกต่างของความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 1 ถึง 48 ชั่วโมงจะนำไปใช้พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงสำหรับเป็นข้อมูลขาเข้าให้กับการจัดสรรพลังงานในบทที่ 4 ต่อไป

บทที่ 4

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริด

ในบทที่ 4 กล่าวถึงการศึกษากลยุทธ์ของการจัดสรรพลังงานในสภาวะปกติของแม่ฮ่องสอน โดยใช้ข้อมูลสภาพระบบไฟฟ้าย้อนหลัง ปี พ.ศ. 2557 ของอำเภอเมือง จังหวัดแม่ฮ่องสอน ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กกราย 30 นาที ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์กราย 30 นาที ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังกราย 30 นาที และข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นล่วงหน้า 48 ชั่วโมงหรือ 1 วันจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับในบทที่ 3 เพื่อใช้เป็นข้อมูลขาเข้าให้กับระบบจัดการพลังงาน

ระบบไฟฟ้าไมโครกริดประกอบด้วย โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่สะงา โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กผาบ่อง โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผาบ่อง โรงไฟฟ้าดีเซลผาบ่อง ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ และสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์ และ 22 กิโลโวลต์ เชื่อมโยงระหว่างไมโครกริดแม่ฮ่องสอนกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก

4.1 การกำหนดปัญหา

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในบทที่ 4 นี้เพื่อ 2 จุดประสงค์ ดังนี้

1. จุดประสงค์ด้านค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวม (Total operating cost, TOC) ต่ำที่สุด โดยคำนึงถึงค่าใช้จ่ายสำหรับการเดินเครื่องผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าต่าง ๆ ในพื้นที่ไมโครกริด การชาร์จและดิสชาร์จของระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ และค่าใช้จ่ายการซื้อหรือขายไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด (Peak demand charge)

2. จุดประสงค์ด้านการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม (Total Carbon-dioxide emission, TCOE) ต่ำที่สุด โดยคำนึงถึงการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงและการผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าดีเซล

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในสภาวะปกติแบ่งออกเป็น 4 แบบแผน ดังนี้

1. แบบแผนปกติ (Normal mode) คือ แบบแผนที่ไมโครกริดผลิตไฟฟ้าจากแหล่งจ่ายพลังงานในพื้นที่ไมโครกริด ซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักและขายพลังงานไฟฟ้าส่วนเกินจากความต้องการใช้ไฟฟ้าให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก

2. แบบแผนไม่ซื้อไฟ (Zero import mode) คือ แบบแผนที่ไม่โครกริตไม่ซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยพลังงานไฟฟ้าสำหรับความต้องการใช้ไฟฟ้ามาจากแหล่งผลิตพลังงานในพื้นที่ไม่โครกริตเท่านั้น

3. แบบแผนไม่ขายไฟ (Zero export mode) คือ แบบแผนที่ไม่โครกริตผลิตไฟฟ้าจากแหล่งจ่ายพลังงานในพื้นที่ไม่โครกริตและซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แต่จะไม่ขายพลังงานไฟฟ้าส่วนเกินจากความต้องการใช้ไฟฟ้าให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก

4. แบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ (Zero net energy mode) คือ แบบแผนที่ไม่โครกริตผลิตไฟฟ้าจากแหล่งจ่ายพลังงานในพื้นที่ไม่โครกริตและซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แต่มีเงื่อนไขว่าพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักตลอดช่วงเวลากำหนดการจัดสรรพลังงานต้องเท่ากับพลังงานไฟฟ้าที่ขายให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักตลอดช่วงเวลากำหนดการจัดสรรพลังงาน

ระบบไฟฟ้าไม่โครกริตประกอบด้วยแหล่งจ่ายพลังงานทดแทน (Renewable power plant) และโรงไฟฟ้าพลังงานฟอสซิล (Conventional power plant) โดยมีกำลังผลิตดังแสดงในตารางที่ 4.1 ต่อไปนี้

ตารางที่ 4.1 กำลังผลิตของแหล่งกำเนิดไฟฟ้าจังหวัดแม่ฮ่องสอน

ลำดับที่	แหล่งผลิตไฟฟ้า	กำลังผลิตไฟฟ้า (กิโลวัตต์)
1	โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่สะงา	10,000
2	โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กผาบ่อง	2,100
3	โรงไฟฟ้าดีเซลผาบ่อง	4,400
4	โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผาบ่อง	500
5	ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่	4,000 กิโลวัตต์, 1,000 กิโลวัตต์-ชั่วโมง

โดยในงานวิจัยนำเสนอกลยุทธ์การจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองเพื่อวางแผนและสั่งการผลิตไฟฟ้า การซื้อขายพลังงานไฟฟ้าร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักและการซาร์จหรือดิสซาร์จของระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ ซึ่งการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับการจัดสรรพลังงานของระบบไฟฟ้าไม่โครกริตแสดงดังรูปที่ ต่อไปนี้

ผลลัพธ์ของการจัดสรรพลังงานทั้ง 4 แบบแผนจะเปรียบเทียบกันในรูปแบบค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม โดยแต่ละแบบแผนจะมีกลยุทธ์การจัดการพลังงานแตกต่างกันตามเงื่อนไขหรือข้อกำหนดด้านระบบไฟฟ้า ซึ่งแต่ละแบบแผนของการจัดสรรพลังงานแบ่งออกเป็นการจัดการพลังงานสำหรับ 3 ฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว เนื่องจากแต่ละฤดูกาลจะมีข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าและกำลังการผลิตจากแหล่งพลังงานทดแทน

แตกต่างกัน ทำให้สามารถศึกษาผลการจัดการพลังงานสำหรับสภาพระบบที่แตกต่างกันได้ โดยเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างการจัดการพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Model predictive control, MPC) กับการจัดการพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน (Energy management system, EMS) [16]

การจัดการพลังงานไฟฟ้าสำหรับโครกริตนั้นจะดำเนินการภายใต้เงื่อนไขบังคับต่าง ๆ โดยพิจารณาความสมดุลของแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าในพื้นที่ ระบบกักเก็บพลังงานไฟฟ้าและการแลกเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้าระหว่างไมโครกริตกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักให้เท่ากับความต้องการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่ทุก ๆ ช่วงเวลาที่จัดการพลังงาน

4.2 แบบจำลองระบบไฟฟ้าของไมโครกริต

จาก [16] แสดงแบบจำลองปริภูมิสถานะของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก โรงไฟฟ้าดีเซล ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ สายส่งไฟฟ้าแรงสูงเชื่อมต่อระหว่างไมโครกริตกับระบบโครงข่ายไฟฟ้าหลักในรูปแบบจำลองปริภูมิสถานะของระบบพลวัตเชิงเส้นเวลาวิฤติ (Linear state space model) ที่มีสัญญาณขาเข้าและสัญญาณขาออก

1. แบบจำลองโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์

โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ (Solar Power Plant) กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่เวลา k , $P_{pv}(k)$ สามารถพยากรณ์ด้วยการใช้อุณหภูมิที่เวลา k , $T_c(k)$ และความเข้มแสงที่เวลา k , $G_t(k)$

$$P_{pv}(k) = \frac{G_t(k)}{G_{rf}} (P_{pv,rt} + \mu(T_c(k) - T_{rf})) \quad (4.1)$$

โดย

μ คือ ค่าคงที่อุณหภูมิ, $P_{pv,rt}$ คือ กำลังไฟฟ้าสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์, G_{rf} คือ ความเข้มแสงอ้างอิง, T_{rf} คือ อุณหภูมิอ้างอิง กำหนดให้ $P_{pv}(k) = u_{pv}(k)$

โดย $u_{pv}(k)$ คือ สัญญาณควบคุมกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่เวลา k เงื่อนไขบังคับของกำลังผลิตไฟฟ้าโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์

$$0 \leq u_{pv}(k) \leq U_{pv}^{\max} \quad (4.2)$$

2. แบบจำลองโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก

โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่สะงาและผาบ่องเป็นแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าหลักของแม่ฮ่องสอน แต่กำลังผลิตไฟฟ้านั้นขึ้นอยู่กับปริมาณน้ำในเขื่อน ดังนั้นสามารถเขียนกำลังผลิตไฟฟ้าในรูปของปริมาณน้ำได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\sum_k u_{h,i}(k) = T \cdot \bar{u}_{h,i,m} \quad (4.3)$$

$\bar{u}_{h,i,m}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าเฉลี่ยของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i , เดือนที่ m ในหน่วยกิโลวัตต์, $u_{h,i}(k)$ คือ สัญญาณควบคุมการผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i ณ เวลา k

เงื่อนไขบังคับการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กมีดังนี้

1. เงื่อนไขบังคับกำลังผลิตไฟฟ้า

$$U_{h,i}^{\min} \leq u_{h,i}(k) \leq U_{h,i}^{\max} \quad (4.4)$$

เนื่องจากกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก (Min-hydro power plant) ขึ้นอยู่กับปริมาณน้ำในเขื่อนของแต่ละฤดูกาล ดังนั้นสามารถกำหนดเงื่อนไขกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแต่ละฤดูกาล ดังนี้

$$U_{h,i,sm}^{\min} \leq u_{h,i}(k) \leq U_{h,i,sm}^{\max} \quad (4.5)$$

$$U_{h,i,rm}^{\min} \leq u_{h,i}(k) \leq U_{h,i,rm}^{\max} \quad (4.6)$$

$$U_{h,i,wt}^{\min} \leq u_{h,i}(k) \leq U_{h,i,wt}^{\max} \quad (4.7)$$

โดย $U_{h,i,sm}^{\min}, U_{h,i,sm}^{\max}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก หน่วยที่ i^{th} ในฤดูร้อน, $U_{h,i,rm}^{\min}, U_{h,i,rm}^{\max}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก หน่วยที่ i^{th} ในฤดูฝน, $U_{h,i,wt}^{\min}, U_{h,i,wt}^{\max}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก หน่วยที่ i^{th} ในฤดูหนาว

2. เงื่อนไขบังคับการเพิ่มลดกำลังผลิตไฟฟ้า

$$|u_{h,i}(k) - u_{h,i}(k-1)| \leq R_{h,i} U_{h,i}^{\max} \quad (4.8)$$

โดย $U_{h,i}^{\max}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำหน่วยที่ i , $R_{h,i}$ คือ อัตราการปรับเพิ่มลดกำลังผลิตของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กต่อหนึ่งช่วงเวลาในหน่วยเปอร์เซ็นต์

3. แบบจำลองโรงไฟฟ้าดีเซล

จาก [16] พิจารณาให้โรงไฟฟ้าดีเซล (Diesel Power Plant) เป็นแบบสถิตเชิงเส้นและไม่สนใจพลวัตของระบบเนื่องจากช่วงเวลาการจัดการของระบบจัดการพลังงานขนาดเล็กคือ 30 นาที ซึ่งมากเพียงพอต่อการไม่ต้องวิเคราะห์พลวัตของระบบ

เงื่อนไขบังคับของโรงไฟฟ้าดีเซล

1. เงื่อนไขบังคับกำลังผลิตไฟฟ้า

$$0 \leq u_d(k) \leq U_d^{\max} \quad (4.9)$$

เมื่อ U_d^{\max} คือ กำลังผลิตไฟฟ้าสูงสุดของโรงไฟฟ้าดีเซล

2. เงื่อนไขบังคับการเพิ่มลดกำลังผลิตไฟฟ้า

$$|u_d(k) - u_d(k-1)| \leq R_d U_d^{\max} \quad (4.10)$$

เมื่อ

R_d คือ อัตราการปรับเพิ่มลดกำลังผลิตของโรงไฟฟ้าดีเซลต่อหนึ่งช่วงเวลาในหน่วยเปอร์เซ็นต์ ในกรณีสถานะแยกโดด จะได้ว่า R_d มีค่า 20 เปอร์เซ็นต์ คิดจากช่วงเวลา 5 นาที, $u_d(k)$ คือสัญญาณควบคุมการผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าดีเซล ณ เวลา k

4. แบบจำลองระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่

ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ใช้สำหรับลดกำลังไฟฟ้าสูงสุดของความต้องการใช้ไฟฟ้า ช่วยเก็บพลังงานสำหรับแหล่งจ่ายพลังงานทดแทนในช่วงที่ไม่ใช่ช่วงการใช้ไฟฟ้าสูงสุด เป็นต้น พลังงานในระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่สามารถตรวจวัดได้จากสถานะการประจุ (State of charge, SOC) ดังนั้นสถานะของการชาร์จจะเป็นตัวกำหนดพลังงานไฟฟ้าที่แบตเตอรี่สามารถจ่ายไฟได้มากที่สุดและสามารถชาร์จไฟได้มากที่สุดในช่วงเวลาหนึ่งๆ กำหนดให้ $x_s(k)$ คือ สถานะการชาร์จของแบตเตอรี่ที่เวลา k แสดงดังสมการต่อไปนี้

$$x_s(k+1) = x_s(k) + \eta_c \eta_i u_{sc}(k) - \frac{u_{sd}(k)}{\eta_d \eta_i} \quad (4.11)$$

โดยที่ $u_{sc}(k)$ คือ สัญญาณควบคุมของการชาร์จพลังงานเข้าแบตเตอรี่ในช่วงเวลา k , $u_{sd}(k)$ คือ สัญญาณควบคุมของการดิสชาร์จพลังงานออกจากแบตเตอรี่ในช่วงเวลา k , $x_s(k)$ คือ สถานะของแบตเตอรี่ที่เวลา k , η_c, η_d คือ ประสิทธิภาพการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่, η_i คือ ประสิทธิภาพของอินเวอร์เตอร์

สามารถคำนวณประสิทธิภาพของแบตเตอรี่ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\eta = \eta_i^2 \eta_c \eta_d \quad (4.12)$$

แบบจำลองปริภูมิสถานะของแบตเตอรี่สามารถเขียนได้ดังนี้

$$x(k+1) = x(k) + \begin{bmatrix} \eta_c \eta_i & -\frac{1}{\eta_d \eta_i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{sc}(k) \\ u_{sd}(k) \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

เงื่อนไขบังคับของแบตเตอรี่

1. เงื่อนไขบังคับสถานะชาร์จของแบตเตอรี่

$$S^{\min} \leq x_s(k) \leq S^{\max} \quad (4.14)$$

โดยที่ S^{\min} และ S^{\max} คือ ระดับข้อจำกัดสถานะการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่ ในงานวิจัยนี้ ใช้สถานะการชาร์จของแบตเตอรี่ที่ 50 ถึง 90 เปอร์เซ็นต์หรือ 1000 กิโลวัตต์-ชั่วโมง ถึง 1800 กิโลวัตต์-ชั่วโมง

สามารถจัดรูปตัวแปรสถานะของแบตเตอรี่ในรูปแบบตัวแปรควบคุม $u_{sc}(k), u_{sd}(k)$ ดังนี้

$$S^{\min} \leq x_s(k) + \eta_c \eta_i u_{sc}(k) \frac{1}{\eta_d \eta_i u_{sd}(k)} \leq S^{\max} \quad (4.15)$$

2. เงื่อนไขบังคับของพลังงานการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่

$$0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max} \quad (4.16)$$

$$0 \leq u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max} \quad (4.17)$$

โดยที่ U_{sc}^{\max} และ U_{sd}^{\max} คือ กำลังไฟฟ้าจำกัดสำหรับการชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่

5. แบบจำลองสายส่งไฟฟ้าแรงสูง

การซื้อขายไฟฟ้าระหว่างไมโครกริดกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักนั้นจะผ่านสายส่งไฟฟ้า 3 วงจร คือ 2 วงจร จากสายส่งไฟฟ้าแรงดัน 22 กิโลโวลต์ และ 1 วงจรจากสายส่งไฟฟ้าแรงดัน 115 กิโลโวลต์ กำหนดให้ราคาค่าไฟฟ้าแบ่งตามระดับแรงดันและช่วงเวลาของการใช้ (Time of use, TOU) 2 ช่วงเวลา คือ T_{pk} ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าสูง (Peak time) คือ 9.00 น. – 22.00 น. และ T_{op} ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าต่ำ (Off-peak time) คือ 22.00 น. – 9.00 น. โดยคำนึงถึงกำลังไฟฟ้าสูญเสียขณะซื้อไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้ามายังพื้นที่ไมโครกริดและการจ่ายโหลด กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่งไฟฟ้ากรณีขายไฟฟ้าผ่านสายส่ง 115 และ 22 กิโลโวลต์

$$Trans.Loss = u_{ot,1}(k)L_{tl,1} + u_{ot,2}(k)L_{tl,2} \quad (4.18)$$

โดย $u_{ot,1}, u_{ot,2}$ คือ สัญญาณควบคุมการขายไฟฟ้าจากไมโครกริดไปยังโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แม่ฮ่องสอนของสายส่ง 115 กิโลโวลต์ ที่เชื่อมต่อระหว่างแม่ฮ่องสอน (MHS) กับแม่แตง (MT) และ 22 กิโลโวลต์ ที่เชื่อมต่อระหว่างแม่ฮ่องสอน (MHS) กับจอมทอง (JT) ตามลำดับ $L_{tl,1}, L_{tl,2}$ คือ สัดส่วนกำลังไฟฟ้าสูญเสียของสายส่งขณะขายไฟฟ้าออกไปยังแม่แตงและจอมทองด้วยสายส่งแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ ตามลำดับ

เงื่อนไขบังคับของสายส่งไฟฟ้า

1. เงื่อนไขบังคับกำลังไฟฟ้า

$$U_{in,tl}^{\min} \leq u_{in,i(t_p)} \leq U_{in,tl}^{\max} \quad (4.19)$$

$$U_{ot,tl}^{\min} \leq u_{ot,i(t_p)} \leq U_{ot,tl}^{\max} \quad (4.20)$$

โดยที่ i^{th} คือ สายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์, $U_{tl}^{\min}, U_{tl}^{\max}$ คือ กำลังไฟฟ้าสูงสุดที่สายส่งสามารถส่งผ่านได้

2. เงื่อนไขบังคับสมดุลของระบบไฟฟ้า

ข้อกำหนดสมดุลพลังงานของระบบไฟฟ้า (Power balance constraint, PBC) เป็นข้อกำหนดพื้นฐานที่สำคัญอย่างมากของระบบไฟฟ้า โดยกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ ความต้องการใช้ไฟฟ้า และกำลังไฟฟ้าสูญเสียในแต่ละช่วงเวลาต้องสมดุล สามารถแสดงสมการสมดุลพลังงานได้ดังนี้

$$u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) + u_d(k) + u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) - u_{ot,1}(k) - u_{ot,2}(k) - u_{sc}(k) + u_{sd}(k) = P_l(k)(1 + L_d) \quad (4.21)$$

โดย $P_l(k)$ คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้า สำหรับงานวิจัยนี้จะใช้ค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าจากแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นด้วยวิธีโครงข่ายประสาทแบบวงกลับ ดังที่กล่าวในบทที่ 3, L_d คือ สัดส่วนของกำลังไฟฟ้าสูญเสียจากการจ่ายไฟฟ้าผ่านสายส่งไฟฟ้า โดยกำหนดให้

$$0 \leq L_d \leq 5\% \quad (4.22)$$

ดังนั้นจะได้ว่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียจากการจ่ายโหลด

$$Dist.Loss = \sum_k P_l(k)L_d \quad (4.23)$$

4.3 กลยุทธ์การจัดสรรพลังงาน

4.3.1 แบบแผนปกติ

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนปกติ โดยไมโครกริดเชื่อมต่อกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก ผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ เพื่อซื้อและขายพลังงานไฟฟ้าร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก การจัดการพลังงานของแบบแผนปกติสามารถอธิบายดังต่อไปนี้

บรรทัดที่ 1 ถึง 8 แสดงกลยุทธ์การจัดสรรพลังงานกรณีไม่มีความต้องการใช้ไฟฟ้า ต่อมา บรรทัดที่ 9 ถึง 20 แสดงกลยุทธ์การจัดสรรพลังงานกรณีความต้องการใช้ไฟฟ้าอยู่ในช่วงความสามารถในการจ่ายไฟด้วยกำลังผลิตต่ำสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ ที่มีอยู่จริง ณ ช่วงเวลาใด ในบรรทัดที่ 20 ถึง 30 แสดงการจัดการพลังงานกรณีความต้องการใช้ไฟฟ้าอยู่ในช่วงความสามารถในการจ่ายไฟด้วยกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ ต่อมาในบรรทัดที่ 31 ถึง 35 เป็นการจัดการพลังงานกรณีความต้องการใช้ไฟฟ้ามากกว่ากำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ และเงื่อนไขสุดท้ายคือกรณีที่ความต้องการใช้ไฟฟ้ามากกว่ากำลังผลิตจากแหล่งพลังงานทดแทน การซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักและระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่จำเป็นต้องมีการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพิ่มเติม

$$\begin{aligned}
 &1 \quad \text{if} \quad P_l(k) = 0 \\
 &2 \quad \text{then} \quad u_{h,1}(k) = u_{h,2}(k) = u_{in,1}(k) = u_{in,2}(k) = u_{sd}(k) = u_d(k) = 0 \\
 &3 \quad \text{if} \quad u_{pv}(k) > 0 \text{ and } S^{\min} \leq x_s(k) \leq S^{\max} \\
 &4 \quad \text{then} \quad \text{if} \quad C_{ot,1} > C_{sc} \\
 &5 \quad \quad \quad \text{then} \quad U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max} \\
 &6 \quad \quad \quad \text{else} \quad C_{ot,1} < C_{sc} \\
 &7 \quad \quad \quad \text{then} \quad 0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max} \\
 &8 \quad \quad \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \\
 &9 \quad \text{else if} \quad P_l(k) \leq U_{h,1}^{\min} + U_{h,2}^{\min} + u_{pv}(k) \\
 &10 \quad \text{then} \quad u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\min}, \quad |u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max}
 \end{aligned}$$

$$11 \quad u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\min}, \quad |u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max}$$

$$12 \quad u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$$

$$13 \quad \text{if} \quad u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0 \quad \text{and}$$

$$14 \quad S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$$

$$15 \quad \text{then if} \quad C_{ot,1} > C_{sc}$$

$$16 \quad \text{then} \quad U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$$

$$17 \quad \text{else} \quad C_{ot,1} < C_{sc}$$

$$18 \quad \text{then} \quad 0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$$

$$19 \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

$$20 \quad \text{else if} \quad P_l(k) \leq U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k)$$

$$21 \quad \text{then} \quad U_{h,1}^{\min} \leq u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max}, \quad |u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max}$$

$$22 \quad U_{h,2}^{\min} \leq u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max}, \quad |u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max}$$

$$23 \quad u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$$

$$24 \quad \text{if} \quad u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0 \quad \text{and}$$

$$25 \quad S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$$

$$26 \quad \text{then if} \quad C_{ot,1} > C_{sc}$$

$$27 \quad \text{then} \quad U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$$

$$28 \quad \text{else} \quad C_{ot,1} < C_{sc}$$

$$29 \quad \text{then} \quad 0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$$

$$30 \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

$$31 \quad \text{else if} \quad P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k),$$

$$32 \quad \text{then} \quad u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}, \quad u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}, \quad u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}, \quad 0 \leq u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}$$

$$33 \quad \eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq \eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k))$$

34

$$35 \quad U_{in,1}^{\min} < u_{in,1}(k) \leq U_{in,1}^{\max}, \quad U_{in,2}^{\min} < u_{in,2}(k) \leq U_{in,2}^{\max}$$

$$\begin{aligned}
36 \quad & \text{else if } P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + U_{pv}^{\max}(k) + u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) + u_{sd}(k) \\
37 \quad & \text{then } u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}, u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}, u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max} \\
38 \quad & U_{h,1}^{\min} < u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max} \\
39 \quad & U_{h,2}^{\min} < u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max} \\
40 \quad & 0 < u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}, \\
41 \quad & \eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq \\
42 \quad & \eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \\
43 \quad & U_{in,1}^{\min} < u_{in,1}(k) \leq U_{in,1}^{\max}, \\
44 \quad & U_d^{\min} < u_d(k) \leq U_d^{\max} \\
45 \quad & |u_d(k) - u_d(k-1)| \leq R_d U_d^{\max} \\
46 \quad & \text{end}
\end{aligned} \tag{4.24}$$

4.3.2 แบบแผนไม่ซื้อไฟ

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ซื้อไฟนั้นแตกต่างจากการจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติในส่วนของการใช้แหล่งจ่ายพลังงาน โดยการจัดสรรพลังงานของแบบแผนปกติจะมีการจัดสรรพลังงานโดยใช้แหล่งจ่ายพลังงานในพื้นที่ ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่และมีการซื้อขายไฟฟ้าร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยจะพิจารณาการซื้อไฟตามจุดประสงค์การจัดสรร ส่วนการจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟนั้นจัดสรรพลังงานโดยใช้แหล่งจ่ายพลังงานในพื้นที่และระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่เท่านั้น ไม่มีการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก ซึ่งแหล่งพลังงานหลักคือโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ หากพลังงานไฟฟ้าจากแหล่งจ่ายดังกล่าวไม่เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า จำเป็นต้องเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพื่อช่วยจ่ายพลังงานไฟฟ้าให้เพียงพอโดยแสดงการจัดสรรพลังงานดังสมการที่ 4.25 ซึ่งมีเงื่อนไขการจัดสรรพลังงานที่แตกต่างของแบบแผนไม่ซื้อไฟกับแบบแผนปกติ คือ เงื่อนไขการจัดสรรบรรทัดที่ 34 โดยพลังงานที่ผลิตได้จากแหล่งพลังงานทดแทนและการจ่ายไฟฟ้าด้วยระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ไม่เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า ไมโครกริดจำเป็นต้องเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซล แต่หากเป็นการจัดสรรพลังงานของแบบแผนปกติ ไมโครกริดจะพิจารณาที่จะซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักก่อน เนื่องจากค่าใช้จ่ายต่ำกว่าและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ต่ำกว่า

1 if $P_l(k) = 0$

2 then $u_{h,1}(k) = u_{h,2}(k) = u_{sd}(k) = u_d(k) = 0$

3 if $u(k) > 0$ and $S^{\min} \leq x_s(k) \leq S^{\max}$

4 then if $C_{ot,1} > C_{sc}$

5 then $U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$

6 else $C_{ot,1} < C_{sc}$

7 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$

8
$$\frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

9 else if $P_l(k) \leq U_{h,1}^{\min} + U_{h,2}^{\min} + u_{pv}(k)$,

10 then $u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\min}$, $|u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max}$

11 $u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\min}$, $|u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max}$

12 $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$

13 if $u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0$ and

14 $S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$

15 then if $C_{ot,1} > C_{sc}$

16 then $U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$

17 else $C_{ot,1} < C_{sc}$

18 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$

19
$$\frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

20 else if $P_l(k) \leq U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k)$

21 then $U_{h,1}^{\min} \leq u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max}$, $|u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max}$

22 $U_{h,2}^{\min} \leq u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max}$, $|u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max}$

23 $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$

24 if $u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0$ and
 25 $S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$
 26 then if $C_{ot,1} > C_{sc}$
 27 then $U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$
 28 else $C_{ot,1} < C_{sc}$
 29 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$

$$30 \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

31 else if $P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k)$
 32 then $u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}, u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}, u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}, 0 \leq u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}$
 33 $\eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq \eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k))$
 34

35 else if $P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + U_{pv}^{\max}(k) + u_{sd}(k)$
 36 then $u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}, u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}, u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$
 37 $U_{h,1}^{\min} < u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max}$
 38 $U_{h,2}^{\min} < u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max}$
 39 $0 < u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}$,
 40 $\eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq$
 41 $\eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k))$
 42 $U_d^{\min} < u_d(k) \leq U_d^{\max}$
 43 $|u_d(k) - u_d(k-1)| \leq R_d U_d^{\max}$
 44 end

(4.25)

4.3.3 แบบแผนไม่ขายไฟ

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ขายไฟมีความแตกต่างจากการจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติในส่วนของการทำกำไรที่ได้จากการขายไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยการจัดสรรพลังงานของแบบแผนปกตินั้นใช้แหล่งจ่ายพลังงานในพื้นที่ ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ และมีการซื้อขายพลังงานไฟฟ้าร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยหากมีพลังงานไฟฟ้าส่วนเกินจากความต้องการใช้ไฟฟ้าจะขายออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักเพื่อทำกำไร ส่วนการจัดสรรพลังงานของแบบแผนไม่ขายไฟนั้นมีการจัดสรรพลังงานโดยใช้แหล่งจ่ายพลังงานในพื้นที่ ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ และมีการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แต่หากมีพลังงานส่วนเกินจะไม่ขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักแต่จะพิจารณาซาร์จให้กับระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่เท่านั้น ดังนั้นการจัดสรรพลังงานของแบบแผนนี้จะไม่มีการผลิตไฟฟ้าหรือซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักที่มากเกินไป ซึ่งจะพิจารณาจากสถานะของแบตเตอรี่เป็นหลักหากมีการจัดสรรพลังงานส่วนเกินจากความต้องการใช้ไฟฟ้า การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟ อธิบายดังสมการที่ 4.26 โดยการจัดสรรพลังงานที่แตกต่างระหว่างแบบแผนไม่ขายไฟไฟกับแบบแผนปกติ คือ เงื่อนไขในบรรทัดที่ 18 ของสมการที่ 4.26 ซึ่งแสดงการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดกรณีที่มีพลังงานส่วนเกินจากแหล่งจ่ายพลังงานทดแทนที่มากกว่าความต้องการใช้ไฟฟ้าและสถานะของแบตเตอรี่พร้อมซาร์จไฟ โดยแบบแผนไม่ขายไฟไมโครกริดจะพิจารณาซาร์จพลังงานเข้าแบตเตอรี่เท่านั้น ส่วนหากเป็นการจัดสรรของแบบแผนปกติ จะมีการพิจารณา 2 เงื่อนไข คือ ขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักและซาร์จแบตเตอรี่ดังบรรทัดที่ 26 ถึง 30 ของกลยุทธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติ

$$\begin{aligned}
 & 1 \quad \text{if} \quad P_l(k) = 0 \\
 & 2 \quad \text{then} \quad u_{h,1}(k) = u_{h,2}(k) = u_{in,1}(k) = u_{in,2}(k) = u_{sd}(k) = u_d(k) = 0 \\
 & 3 \quad \quad \text{if} \quad u_{pv}(k) > 0 \text{ and } S^{\min} \leq x_s(k) \leq S^{\max}, \\
 & 4 \quad \quad \text{then} \quad 0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max} \\
 & 5 \quad \quad \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \\
 & 6 \quad \text{else if} \quad P_l(k) \leq U_{h,1}^{\min} + U_{h,2}^{\min} + u_{pv}(k) \\
 & 7 \quad \text{then} \quad u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\min}, \quad |u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max} \\
 & 8 \quad \quad \quad u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\min}, \quad |u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max} \\
 & 9 \quad \quad \quad u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}
 \end{aligned}$$

10 if $u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0$ and

11 $S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$

12 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$

$$13 \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

14 else if $P_l(k) \leq U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k)$

15 then $U_{h,1}^{\min} \leq u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max}$, $|u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max}$,

16 $U_{h,2}^{\min} \leq u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max}$, $|u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max}$,

17 $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$

18 if $u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0$ and

19 $S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$

20 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$,

$$21 \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

22 else if $P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k)$

23 then $u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}$, $u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}$, $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$, $0 \leq u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}$

24 $\eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq \eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k))$

25 $U_{in,1}^{\min} < u_{in,1}(k) \leq U_{in,1}^{\max}$

26 else if $P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + U_{pv}^{\max}(k) + u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) + u_{sd}(k)$

27 then $u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}$, $u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}$, $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$

28 $U_{h,1}^{\min} < u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max}$, $U_{h,2}^{\min} < u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max}$

29 $0 < u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}$,

30 $\eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq$

31 $\eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k))$

32 $U_{in,1}^{\min} < u_{in,1}(k) \leq U_{in,1}^{\max}$, $U_d^{\min} < u_d(k) \leq U_d^{\max}$

33 $|u_d(k) - u_d(k-1)| \leq R_d U_d^{\max}$

34 end

(4.26)

4.4.4 แบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ โดยมีข้อกำหนดว่าพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อเข้ามายังไมโครกริดจะต้องเท่ากับพลังงานที่ขายออกจากไมโครกริดสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลัก ตลอดช่วงระยะเวลาการจัดสรรพลังงาน โดย Isaac และคณะ, 2016 ให้นิยามของพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ว่า พลังงานรวมของไมโครกริดเข้าและออกต้องสุทธิเท่ากับศูนย์ตลอดการจัดสรรพลังงาน 1 ปี แบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์เป็นการจัดสรรของไมโครกริดที่มีทรัพยากรเพียงพอที่จะบริหารจัดการการไหลผลกระทบต่อโครงข่ายไฟฟ้าหลักให้น้อยที่สุด ดังนั้นกรณีนี้หากพลังงานจากแหล่งจ่ายพลังงานทดแทนในพื้นที่ไม่เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า จำเป็นต้องเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพื่อช่วยจ่ายพลังงานและเป็นกรณีการจัดสรรพลังงานที่เกิดคาร์บอนไดออกไซด์มากที่สุดเนื่องจากโรงไฟฟ้าดีเซล

ขั้นตอนการจัดสรรพลังงานของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

ขั้นตอนที่ 1 จัดสรรพลังงานทั้ง 3 ฤดูกาลด้วยระบบจัดการพลังงาน (EMS) [16] โดยจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับ 3 ฤดูกาลรวมกันทั้งปี เพื่อหาขอบเขตของพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อและพลังงานไฟฟ้าที่ขายของไมโครกริดร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักในแต่ละฤดูกาล เพื่อนำมากำหนดเงื่อนไขบังคับให้กับพลังงานซื้อและขายแต่ละ 1 วันสำหรับการจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC) ตามฤดูกาลให้กับการจัดสรรพลังงานแต่ละฤดูกาลจากค่าเฉลี่ยพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อและขายแต่ละฤดูกาลที่ได้จากการจัดสรรด้วยระบบจัดการพลังงาน [16]

กำหนดเงื่อนไขบังคับของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ของการจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] ตลอด 3 ฤดูกาลดังนี้

$$\sum_{k=1}^T (P_{in,1}(k) + P_{in,2}(k) - P_{ot,1}(k) - P_{ot,2}(k)) = 0 \quad (4.27)$$

โดยที่

$$P_{in,i} = P_{in,sm,i} + P_{in,rm,i} + P_{in,wt,i} \quad (4.28)$$

$$P_{ot,i} = P_{ot,sm,i} + P_{ot,rm,i} + P_{ot,wt,i} \quad (4.29)$$

$$P_{in,sn} = P_{in,sn,1} + P_{in,sn,2} \quad (4.30)$$

โดยที่ กำหนดให้ $P_{in,i}$ คือ พลังงานไฟฟ้าที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูง i^{th} ตลอดทั้งปี i เท่ากับ 1 ขนาดแรงดัน 115 และ 2 ขนาดแรงดัน 22 กิโลโวลต์, $P_{ot,i}$ คือ พลังงานไฟฟ้าที่ขายออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูง i^{th} ตลอดทั้งปี, $P_{in,sm,i}$, $P_{in,rm,i}$ และ

, $P_{in,wt,i}$ คือ พลังงานไฟฟ้าที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูง i^{th} ในฤดูร้อน ฤดูฝนและฤดูหนาว $P_{ot,sm,i}$, $P_{ot,rm,i}$, $P_{ot,wt,i}$ คือ พลังงานไฟฟ้าที่ขายออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูง i^{th} ในฤดูร้อน ฤดูฝนและฤดูหนาวตามลำดับ, $P_{in,sn}$, $P_{ot,sn}$ คือ พลังงานไฟฟ้าที่ซื้อและขายร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักในแต่ละฤดูกาล, sn คือ ฤดูกาล โดยที่ sm คือ ฤดูร้อน, rn คือ ฤดูฝน และ wt คือ ฤดูหนาว

โดยกลยุทธ์การจัดการจัดสรรพลังงานของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับทั้ง 3 ฤดูกาลนั้น เหมือนกันกับกลยุทธ์การจัดการจัดสรรพลังงานของแบบแผนปกติดังสมการที่ 4.24 โดยจะแตกต่างในส่วนของเงื่อนไขการซื้อพลังงานไฟฟ้าและขายพลังงานไฟฟ้าร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก ดังนี้ จากบรรทัดที่ 34 ของสมการที่ 4.24 แบบแผนปกติมีเงื่อนไขบังคับในการซื้อไฟฟ้าโครงข่ายไฟฟ้าหลักตามเงื่อนไขบังคับกำลังไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของสายส่งไฟฟ้าแรงสูง แต่สำหรับกลยุทธ์การจัดการจัดสรรพลังงานของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์เพิ่มเงื่อนไขบังคับดังสมการที่ (4.27) สำหรับการจัดการจัดสรรพลังงานรวมทั้ง 3 ฤดูกาล

ขั้นตอนที่ 2 จัดสรรพลังงานแต่ละฤดูกาลด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC) โดยจะจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับ 48 ชั่วโมง ดังนั้น 1 วันจะมีการจัดสรรพลังงาน 1 ครั้ง โดยแต่ละฤดูกาลจัดสรรพลังงาน 7 วัน จึงมีการจัดสรรพลังงาน 7 ครั้งต่อ 1 ฤดูกาล

การจัดการจัดสรรพลังงานเริ่มที่ฤดูหนาว ฤดูฝนและฤดูร้อน เนื่องจากฤดูร้อนและฤดูหนาวมีการขายไฟน้อยกว่าฤดูฝน จึงเริ่มที่ 2 ฤดูนี้ก่อน แล้วหากผลลัพธ์การจัดการจัดสรรพบว่า 2 ฤดูดังกล่าวมีการขายพลังงานไฟฟ้าน้อยกว่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่ซื้อและขายของฤดูกาล จะนำส่วนต่างระหว่างพลังงานไฟฟ้าที่ขายจริงกับพลังงานไฟฟ้าที่ขายมากที่สุดของฤดูกาลมาเพิ่มเป็นเงื่อนไขบังคับให้การขายพลังงานไฟฟ้าในฤดูฝน ในรูปแบบของเงื่อนไขสมการ

กำหนดเงื่อนไขการจัดการจัดสรรพลังงานของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองแต่ละฤดูกาลดังนี้

1. ฤดูร้อน

$$\sum_{k=1}^{T_{sm}} u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) \leq P_{in,sm} \quad (4.31)$$

$$\sum_{k=1}^{T_{sm}} u_{ot,1}(k) + u_{ot,2}(k) \leq P_{ot,sm} \quad (4.32)$$

โดยที่ T_{sm} คือ ช่วงเวลาการจัดสรรพลังงานในฤดูร้อน, $u_{in,1}(k), u_{in,2}(k)$ คือ ตัวแปรควบคุมการซื้อพลังงานไฟฟ้าผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ที่เวลา $k, u_{ot,1}(k), u_{ot,2}(k)$ คือ ตัวแปรควบคุมการขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ที่เวลา k

2. ฤดูหนาว

$$\sum_{k=1}^{T_{wt}} u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) \leq P_{in,wt} \quad (4.33)$$

$$\sum_{k=1}^{T_{wt}} u_{ot,1}(k) + u_{ot,2}(k) \leq P_{ot,wt} \quad (4.34)$$

โดยที่ T_{wt} คือ ช่วงเวลาการจัดสรรพลังงานในฤดูหนาว

3. ฤดูฝน

$$\sum_{k=1}^{T_m} u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) \leq P_{in,m} \quad (4.35)$$

$$\sum_{k=1}^{T_m} u_{ot,1}(k) + u_{ot,2}(k) \leq P_{ot,m} \quad (4.36)$$

โดยที่ T_m คือ ช่วงเวลาการจัดสรรพลังงานในฤดูฝน

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^{T_{sm}} (u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) - u_{ot,1}(k) - u_{ot,2}(k)) + \\ & \sum_{k=1}^{T_m} (u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) - u_{ot,1}(k) - u_{ot,2}(k)) \\ & + \sum_{k=1}^{T_{wt}} (u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) - u_{ot,1}(k) - u_{ot,2}(k)) = 0 \end{aligned} \quad (4.37)$$

จาก (4.37) แสดงเงื่อนไขบังคับของการซื้อพลังงานไฟฟ้าและขายพลังงานไฟฟ้าในฤดูฝนที่ต้องทำให้พลังงานสุทธิตลอดทั้งปีเท่ากับศูนย์

การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์นั้นมีความแตกต่างจากแบบแผนปกติในส่วนของเงื่อนไขบังคับที่ว่าผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในแต่ละฤดูกาลต้องสอดคล้องกับเงื่อนไขการซื้อและขายพลังงานไฟฟ้าที่กำหนดของแต่ละฤดูกาล และพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อและขายตลอดช่วง

ระยะเวลาการจัดสรรทั้ง 3 ฤดูกาลต้องเท่ากับศูนย์ ซึ่งกลยุทธ์การจัดสรรพลังงานของแบบแผนนี้อธิบายดังสมการต่อไปนี้

1 if $P_l(k) = 0,$

2 then $u_{h,1}(k) = u_{h,2}(k) = u_{in,1}(k) = u_{in,2}(k) = u_{sd}(k) = u_d(k) = 0,$

3 if $u_{pv}(k) > 0$ and $S^{\min} \leq x_s(k) \leq S^{\max}$

4 then if $C_{ot,1} > C_{sc}$

5 then $U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$

6 else $C_{ot,1} < C_{sc}$

7 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$

8
$$\frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

9 else if $P_l(k) \leq U_{h,1}^{\min} + U_{h,2}^{\min} + u_{pv}(k),$

10 then $u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\min}, |u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max}$

11 $u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\min}, |u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max}$

12 $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$

13 if $u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0$ and

14 $S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$ then if $C_{ot,1} > C_{sc}$

15 then $U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$

16 else $C_{ot,1} < C_{sc}$

17 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$

18
$$\frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

19 else if $P_l(k) \leq U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k),$

20 then $U_{h,1}^{\min} \leq u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max}, |u_{h,1}(k) - u_{h,1}(k-1)| \leq R_{h,1} U_{h,1}^{\max}$

21 $U_{h,2}^{\min} \leq u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max}, |u_{h,2}(k) - u_{h,2}(k-1)| \leq R_{h,2} U_{h,2}^{\max}$

22 $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$

23 if $u_{h,1}(k) + u_{h,2}(k) + u_{pv}(k) - P_l(k) > 0$ and

24 $S^{\min} < x_s(k) < S^{\max}$

25 then if $C_{ot,1} > C_{sc}$

26 then $U_{ot,1}^{\min} \leq u_{ot,1} \leq U_{ot,1}^{\max}$

27 else $C_{ot,1} < C_{sc}$

28 then $0 \leq u_{sc}(k) \leq U_{sc}^{\max}$

$$29 \quad \frac{S^{\min} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i} \leq u_{sc}(k) \leq \frac{S^{\max} - x_s(k) + \frac{u_{sd}}{\eta_d \eta_i}}{\eta_c \eta_i}$$

30 else if $P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + u_{pv}(k)$,

31 then $u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}$, $u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}$, $u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}$, $0 \leq u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}$

32 $\eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq$

32 $\eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k))$

33 $U_{in,1}^{\min} < u_{in,1}(k) \leq U_{in,1}^{\max}$, $U_{in,2}^{\min} < u_{in,2}(k) \leq U_{in,2}^{\max}$,

34 if $sn = sm$

35 then $\sum_{k=1}^{T_{sm}} u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) \leq P_{in,sm}$ and

36 $\sum_{k=1}^{T_{sm}} u_{ot,1}(k) + u_{ot,2}(k) \leq P_{ot,sm}$

37 else if $sn = rn$

38 then $\sum_{k=1}^{T_{rn}} u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) \leq P_{in,rn}$ and

39 $\sum_{k=1}^{T_{rn}} u_{ot,1}(k) + u_{ot,2}(k) \leq P_{ot,rn}$

40 else if $sn = wt$

41 then $\sum_{k=1}^{T_{wt}} u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) \leq P_{in,wt}$ and

42 $\sum_{k=1}^{T_{wt}} u_{ot,1}(k) + u_{ot,2}(k) \leq P_{ot,wt}$

43 else if $P_l(k) > U_{h,1}^{\max} + U_{h,2}^{\max} + U_{pv}^{\max}(k) + u_{in,1}(k) + u_{in,2}(k) + u_{sd}(k)$,

$$\begin{aligned}
44 \quad & \text{then } u_{h,1}(k) = U_{h,1}^{\max}, u_{h,2}(k) = U_{h,2}^{\max}, u_{pv}(k) = U_{pv}^{\max}, \\
45 \quad & U_{h,1}^{\min} < u_{h,1}(k) \leq U_{h,1}^{\max}, \\
46 \quad & U_{h,2}^{\min} < u_{h,2}(k) \leq U_{h,2}^{\max}, \\
47 \quad & 0 < u_{sd}(k) \leq U_{sd}^{\max}, \\
48 \quad & \eta_d \eta_i (S^{\min} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)) \leq -u_{sd}(k) \leq \\
& \eta_d \eta_i (S^{\max} - x_s(k) - \eta_c \eta_i u_{sc}(k)), \\
49 \quad & U_{in,1}^{\min} < u_{in,1}(k) \leq U_{in,1}^{\max}, \\
50 \quad & U_d^{\min} < u_d(k) \leq U_d^{\max}, \\
51 \quad & |u_d(k) - u_d(k-1)| \leq R_d U_d^{\max} \\
52 \quad & \text{end} \tag{4.38}
\end{aligned}$$

กำหนดให้ sn แทนฤดูกาล โดยที่ sm คือ ฤดูร้อน rn คือ ฤดูฝน และ wt คือ ฤดูหนาว จากบรรทัดที่ 34 ถึง 42 ของสมการที่ (4.38) นั้นเพิ่มเงื่อนไขบังคับการจัดสรรพลังงานของกลยุทธ์แบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับการจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับแต่ละฤดูกาล

4.4 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

ในบทที่ 4 นี้จะมีการจัดสรรพลังงานทั้งหมด 4 แบบแผนเพื่อ 2 จุดประสงค์ คือ จุดประสงค์ ด้านค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและจุดประสงค์ด้านการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด สามารถเขียนสมการจุดประสงค์ทั้ง 2 ได้ดังต่อไปนี้

1. ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด

การคิดค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมจะคิดค่าใช้จ่ายในการผลิตไฟฟ้าของแหล่งพลังงานต่าง ๆ การซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก การชาร์จและดิสชาร์จแบตเตอรี่ ถ้าไรจากการขายไฟฟ้าให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักและค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Demand charge) แสดงสมการจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดดังต่อไปนี้

$$TOC = J_{c1} + J_{c2} \quad (4.39)$$

โดยที่ J_{c1} คือ ค่าใช้จ่ายของการจ่ายพลังงานด้วยแหล่งจ่ายพลังงานทดแทน โรงไฟฟ้าดีเซล และการชาร์จและดิสชาร์จแบตเตอรี่, J_{c2} คือ ค่าใช้จ่ายการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ ถ้าไรจากการขายไฟฟ้าให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ และค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (บาท/กิโลวัตต์) ของการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง (On peak, t_{pk})

$$J_{c1} = \sum_{k=1}^T (C_{h,1}u_{h,1}(k) + C_{h,2}u_{h,2}(k) + C_{pv}u_{pv}(k) + (FC_d + C_d)u_d(k) + C_{sc}u_{sc}(k) + C_{sd}u_{sd}(k)) \quad (4.40)$$

โดยที่ $C_{h,1}$, $C_{h,2}$, C_{pv} , $FC_d + C_d$, C_{sc} และ C_{sd} คือ ค่าพลังงานไฟฟ้าต่อหนึ่งหน่วย (กิโลวัตต์-ชั่วโมง) ของการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าพลังงานน้ำขนาดเล็กแม่สะงาและผาบ่อง โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผาบ่อง โรงไฟฟ้าดีเซล การชาร์จและดิสชาร์จของระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่, T คือ ช่วงเวลาการจัดสรรพลังงาน

$$J_{c1} = \sum_{k=2}^T (C_{in,1}u_{in,1}(k) + C_{in,2}u_{in,2}(k) - C_{ot,1}u_{ot,1}(k) - C_{ot,2}u_{ot,2}(k)) + C_{pk,1}P_{pk,1} + C_{pk,2}P_{pk,2} \quad (4.41)$$

โดยที่ $C_{in,1}$ และ $C_{in,2}$ ขึ้นอยู่กับช่วงเวลาของการใช้ (Time of use, TOU) คือ ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงและช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าต่ำดังต่อไปนี้

(4.42)

$$C_{in,1} = \begin{cases} C_{in,1,pk}, k \in t_{pk} \\ C_{in,1,op}, k \in t_{op} \end{cases} \quad (4.43)$$

$$C_{in,2} = \begin{cases} C_{in,2,pk}, k \in t_{pk} \\ C_{in,2,op}, k \in t_{op} \end{cases} \quad (4.44)$$

โดยที่ $C_{in,1,pk}, C_{in,1,op}, C_{in,2,pk}, C_{in,2,op}$ คือ ค่าใช้จ่ายการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงระดับแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ที่ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงและช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าต่ำ ตามลำดับ, t_{pk}, t_{op} คือ ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงและช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าต่ำ

โดยที่ $C_{ot,1}, C_{ot,2}$ ขึ้นอยู่กับช่วงเวลาของการใช้ (Time of use, TOU) คือ ช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าสูง (Peak) และช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าต่ำ (Off-peak) ดังต่อไปนี้

$$C_{ot,1} = \begin{cases} C_{ot,1,pk}, k \in t_{pk} \\ C_{ot,1,op}, k \in t_{op} \end{cases} \quad (4.45)$$

$$C_{ot,2} = \begin{cases} C_{ot,2,pk}, k \in t_{pk} \\ C_{ot,2,op}, k \in t_{op} \end{cases} \quad (4.46)$$

โดยที่ $C_{ot,1,pk}, C_{ot,1,op}, C_{ot,2,pk}, C_{ot,2,op}$ คือ กำไรของไมโครกริดที่ได้จากการขายพลังงานไฟฟ้าให้โครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงระดับแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ที่ช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดและช่วงเวลาที่ไม่ใช่ความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด ตามลำดับ $P_{pk,1}, P_{pk,2}$ คือ ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ ตามลำดับ หน่วยเป็น กิโลวัตต์ และ $C_{pk,1}, C_{pk,2}$ คือ ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์ ตามลำดับ หน่วยเป็น บาท/กิโลวัตต์ คณะกรรมการกำกับกิจการพลังงาน กำหนดนโยบายการคิดอัตราค่าไฟประจำปี พ.ศ. 2555 – 2558 [35] ดังนี้ นิยามของค่าความต้องการไฟฟ้าประเภทกิจการขนาดกลางตามช่วงเวลาของการใช้ คือ ความต้องการพลังงานงานไฟฟ้าหน่วยเป็นกิโลวัตต์เฉลี่ยใน

15 นาทีที่สูงสุดในรอบเดือน เศษของกิโลวัตต์ถ้าไม่ถึง 0.5 กิโลวัตต์ ให้ตัดทิ้ง ตั้งแต่ 0.5 กิโลวัตต์ขึ้นไป คิดเป็น 1 กิโลวัตต์

เนื่องจาก งานวิจัยใช้ข้อมูลค่าพลังงานไฟฟ้าของการแลกเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้าระหว่างไมโครกริดกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักจากอัตราตามช่วงเวลาของการใช้ (Time of use rate, TOU) โดย กภพ. กำหนดอัตราค่าไฟฟ้างวดตามตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 4.2 อัตราค่าไฟฟ้าตามช่วงเวลาการใช้ประเภทกิจการขนาดกลาง

อัตรารายเดือน	ค่าความต้องการพลังไฟฟ้า (บาท/กิโลวัตต์)		ค่าพลังงานไฟฟ้า (บาท/กิโลวัตต์)	
	$C_{pk,1}$	$C_{op,1}$	$C_{pk,2}$	$C_{op,2}$
1. แรงดัน 69 กิโลวัตต์ขึ้นไป	74.14	0	3.5982	2.1572
2. แรงดัน 12-24 กิโลวัตต์	132.93	0	3.6796	2.1760
3. แรงดันต่ำกว่า 12 กิโลวัตต์	210.00	0	3.8254	2.2092

2. การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ต่ำที่สุด

แสดงสมการจุดประสงค์ด้านการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ต่ำที่สุดดังต่อไปนี้

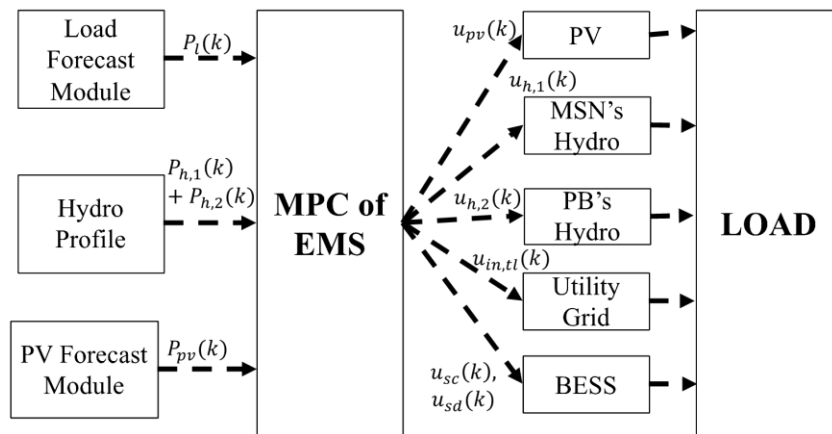
$$TCOE = \sum_{k=1}^T E_{fd} u_d(k) + E_{fg} u_{in,1}(k) + E_{fg} u_{in,2}(k) \quad (4.47)$$

โดยที่ E_{fd} คือ การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ต่อหนึ่งหน่วยกำลังผลิตไฟฟ้า (กิโลวัตต์-ชั่วโมง) ในหน่วยกิโลกรัมของการผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าดีเซล และ E_{fg} คือ ค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ต่อหนึ่งหน่วยการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูง 115 และ 22 กิโลวัตต์ในหน่วยกิโลกรัม

ในงานวิจัยนี้นำเสนอการจัดสรรพลังงานไฟฟ้าของไมโครกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอนใช้หลักการของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองเพื่อหาสัญญาณควบคุมให้กับแหล่งผลิตไฟฟ้าในพื้นที่และพลังงานไฟฟ้าแลกเปลี่ยนระหว่างไมโครกริดกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก กลยุทธ์การจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองแสดงดังรูปที่ 4.1 แสดงการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดโดยใช้หลักการของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง กำหนดให้ $P_l(k)$ คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าเป็นเวลา k ถึง $k + N_p$,

$P_{h,i}(k)$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานน้ำขนาดเล็กหน่วยที่ i^{th} ที่เวลา k ถึง $k + N_p$,

$P_{pv}(k)$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่เวลา k ถึง $k + N_p$,



รูปที่ 4.1 การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

กำหนดสมการจุดประสงค์ตลอดช่วงเวลาการ จัดสรรสำหรับแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าในพื้นที่ และการแลกเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้ากับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก สร้างแบบจำลองของแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้า ระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่และสายส่งไฟฟ้าแรงสูงในรูปแบบปริภูมิสถานะเชิงเส้น โดยมีข้อกำหนดของระบบไฟฟ้าอยู่ในรูปแบบของเงื่อนไขบังคับขอบบนและขอบล่าง เงื่อนไขบังคับอสมการและเงื่อนไขบังคับสมการสำหรับตัวแปรควบคุม กำหนดให้ตัวแปรควบคุมเป็นตัวแทนของกำลังผลิตแต่ละโรงไฟฟ้า การแลกเปลี่ยนพลังงานร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักและการชาร์จและดิสชาร์จพลังงานของแบตเตอรี่ ตัวแปรสถานะคือสถานะการชาร์จของแบตเตอรี่ โดยตัวแปรสถานะจะปรับทุก ๆ ช่วงเวลา (k) ขั้นตอนการจัดสรรพลังงานด้วยหลักการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองอธิบายดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำเข้าข้อมูล ระบบจัดการพลังงานรับข้อมูลเข้า ได้แก่ ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้า ข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าจากแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นชนิดโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ เพื่อให้ง่ายต่อการศึกษาจะใช้ข้อมูลย้อนหลังของปริมาณน้ำในเขื่อนสำหรับเป็นกำลังผลิตไฟฟ้าเฉลี่ยของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กในแต่ละช่วงเวลา ส่วนข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจะใช้ข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 วัน (48 ช่วงเวลา) โดยแยกเป็น 3 ฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝนและฤดูหนาว นอกจากนี้ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าของแหล่งพลังงานทดแทน ได้แก่ โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์และโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก โดยที่ไม่ได้ใช้ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าจริง แต่จะใช้ข้อมูลย้อนหลังและคำนวณกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กที่แตกต่างกันตามฤดูกาลขึ้นอยู่กับปริมาณน้ำในเขื่อน ดังนั้นสมมติให้มีค่าพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานทดแทน

ขั้นตอนที่ 2 แก้ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดตามสมการจุดประสงค์การจัดสรรพลังงาน (Dispatch objective) ที่กำหนดและสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับของระบบไฟฟ้าที่กำหนดขึ้น เพื่อหาค่าเหมาะที่สุดของสัญญาณควบคุม ซึ่งได้แก่ กำลังผลิตของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ กำลังผลิตของโรงไฟฟ้าดีเซล พลังงานไฟฟ้าที่ซื้อและขายกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก การชาร์จและดิสชาร์จของระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ที่แต่ละช่วงเวลาของการควบคุม

ขั้นตอนที่ 3 นำสัญญาณควบคุมที่ได้จากการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดจากขั้นตอนที่ 2 เพื่อเป็นจุดทำงานให้กับแหล่งจ่ายพลังงานของไมโครกริด การซื้อหรือขายพลังงานไฟฟ้าร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก การชาร์จและดิสชาร์จของระบบกักเก็บพลังงานชนิดแบตเตอรี่ที่ช่วงเวลา k

ขั้นตอนที่ 4 นำสัญญาณควบคุมที่เวลา k คำนวณหาตัวแปรสถานะที่เวลา $k + 1$ และตัวแปรขาออกที่เวลา $k + 1$ สำหรับเป็นค่าเริ่มต้นในการจัดสรรพลังงานในช่วงเวลาต่อไปที่ $k + 1$ การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับการจัดสรรพลังงานจะให้ความสำคัญในเรื่องการจ่ายพลังงานไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าแต่ละช่วงเวลา โดยที่ทำให้สมการจุดประสงค์มีค่าต่ำที่สุดและสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับของระบบไฟฟ้าได้แก่ กำลังผลิตของแต่ละโรงไฟฟ้า อัตราการเพิ่มลดกำลังผลิตของโรงไฟฟ้า ในการออกแบบการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับงานวิจัยนี้จะออกแบบให้เป็นแบบจำลองเชิงเส้น

โดยสัญญาณควบคุมกำลังผลิตของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก, $u_{n,1}(k), u_{n,2}(k)$, โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์, $u_{pv}(k)$, พลังงานไฟฟ้าที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก, $u_{ot,1}(k), u_{ot,2}(k)$, การชาร์จและดิสชาร์จพลังงานไฟฟ้าของแบตเตอรี่, $u_{sc}(k), u_{sd}(k)$ พิจารณาให้เป็นตัวแปรควบคุมขาเข้า (Control input) ของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง พารามิเตอร์ของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองประกอบด้วยช่วงเวลาการควบคุม (Control horizon, N_c) และช่วงเวลาการทำนาย (Prediction horizon, N_p)

การจัดสรรพลังงานสำหรับงานวิจัยนี้จะประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองเพื่อพิจารณากำลังผลิตของแต่ละแหล่งผลิตไฟฟ้าและพลังงานไฟฟ้าที่แลกเปลี่ยนระหว่างไมโครกริดกับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยเวกเตอร์ประกอบด้วยกำลังผลิตไฟฟ้าของแหล่งผลิตไฟฟ้าและพลังงานไฟฟ้าที่แลกเปลี่ยนระหว่างไมโครกริดกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักตั้งแต่ช่วงเวลา k ถึง $k + N_p$ แต่ละช่วงเวลา k การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองได้รับข้อมูลขาเข้า ได้แก่ ความต้องการใช้ไฟฟ้า กำลังผลิตจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก และกำลังผลิตจากโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า N_p ช่วงเวลา โดยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดภายใต้เงื่อนไขบังคับของ

ระบบไฟฟ้าไมโครกริด ในการจัดสรรพลังงานของงานวิจัยนี้ การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดทุก ๆ ช่วงเวลา k ดังนั้นกำหนดให้ $N_c = N_p$ การหาสัญญาณควบคุมของแต่ละแหล่งผลิตพลังงานไฟฟ้า การแลกเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้าระหว่างไมโครกริดกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักและการชาร์จและดิสชาร์จแบตเตอรี่ได้จากการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองตามสมการจุดประสงค์และเงื่อนไขบังคับดังต่อไปนี้

1. ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด

Min TOC
 Subject to (4.2), (4.4), (4.5), (4.6), (4.7), (4.48), (4.9), (4.10), (4.14), (4.15)
 (4.16), (4.17), (4.19), (4.20), (4.21), (4.24), (4.25), (4.26), (4.27) (4.49)

2. การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด

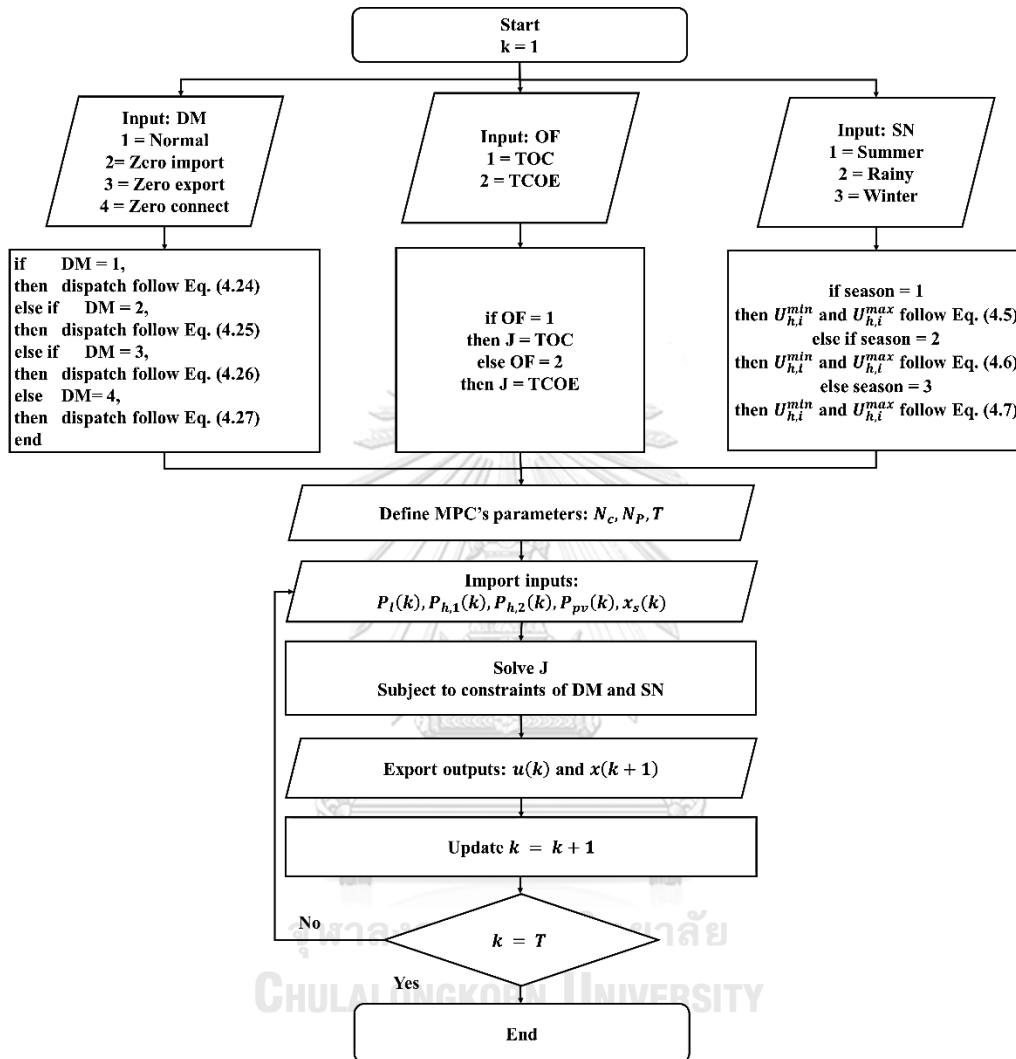
Min $TCOE$
 Subject to (4.2), (4.4), (4.5), (4.6), (4.7), (4.50), (4.9), (4.10), (4.14), (4.15)
 (4.16), (4.17), (4.19), (4.20), (4.21), (4.24), (4.25), (4.26), (4.27) (4.51)

โดย $k = 1, 2, \dots, N_p$

กลยุทธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดทั้ง 4 แบบแผนแสดงดังรูปที่ 29 โดยกำหนดให้ DM คือ แบบแผนการจัดสรรพลังงาน, OF คือ ฟังก์ชันจุดประสงค์, SN คือ ฤดูกาล, J คือ สมการจุดประสงค์ กลยุทธ์การจัดสรรพลังงานอธิบายได้ดังนี้

เริ่มจากกำหนดช่วงเวลาเริ่มต้นการจัดสรรพลังงาน, k เลือกแบบแผนการจัดสรรพลังงานจุดประสงค์การจัดสรรพลังงานและเลือกฤดูกาล กำหนดพารามิเตอร์ของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง ได้แก่ ช่วงเวลาการควบคุม, N_c และช่วงเวลาทำนาย, N_p และจำนวนช่วงเวลาการจัดสรรพลังงาน ต่อมานำเข้าข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าง่วงหน้า N_p ช่วงเวลา ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก่วงหน้า N_p และข้อมูลพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า N_p ช่วงเวลา โดยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะแก้ปัญหาหาค่าเหมาะที่สุดของเวกเตอร์ $U(k)$ ที่ทำให้สมการจุดประสงค์มีค่าต่ำที่สุดและสอดคล้องตามเงื่อนไขบังคับของกลยุทธ์การจัดสรรพลังงาน ต่อมาจะคำนวณสัญญาณควบคุมที่ช่วงเวลา k โดยนำคำตอบจากเวกเตอร์ $U(k)$ เลือกมาเพียงที่ช่วงเวลาแรก k , เพื่อใช้สำหรับเป็นสัญญาณควบคุมที่ช่วงเวลา k ถึง $k+1$ จากนั้นจะปรับค่าของตัวแปรสถานะจาก $x(k)$ เป็น $x(k+1)$ และตัว

แปรขาออก $y(k+1)$ กระบวนการดังกล่าวจะทำซ้ำ ๆ จนกระทั่งเวลาการจำลองหาค่าตัวแปรควบคุมครบช่วงเวลาที่กำหนด, T (Simulation time)



รูปที่ 4.2 แผนผังการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับการจัดสรรพลังงานของไมโครกริด

ต่อมาในหัวข้อที่ 4.5 ถึง 4.8 แสดงตัวอย่างเชิงตัวเลขของผลลัพธ์การจัดสรรพลังงาน 4 แบบแผนของไมโครกริดทั้ง 2 จุดประสงค์ ได้แก่ จุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและจุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดมี 4 แบบแผน ได้แก่ แบบแผนปกติ แบบแผนไมโครกริดไม่ซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แบบแผนไมโครกริดไม่ขายไฟฟ้าให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักและแบบแผนพลังงานรวมสุทธิเป็นศูนย์ ผลลัพธ์ในรูปค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมเปรียบเทียบระหว่างการจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] การจัดสรร

พลังงาน ปรากฏจากความผิดพลาดในระบบไฟฟ้า แต่ละวันจะมีช่วงเวลาการจัดสรรทั้งหมด 48 ชั่วโมง ดังนั้นใน 1 วัน ช่วงเวลาสุดท้าย คือ t_{end} มีค่าเท่ากับ 48 ข้อมูลสภาพระบบไฟฟ้าไมโครกริดที่ใช้เป็นข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้า สภาพภูมิอากาศและกำลังผลิตไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานทดแทนย้อนหลังในปี พ.ศ. 2557 เนื่องจากแต่ละฤดูกาลปริมาณน้ำในเขื่อนแตกต่างกัน โดยกำหนดกำลังผลิตไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดตามสมการที่ 1 ข้อกำหนดกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก กำหนดให้แต่ละฤดูกาล มีกำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดดังนี้

ตารางที่ 4.3 เงื่อนไขบังคับกำลังผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและสูงสุดของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก ทั้ง 3 ฤดูกาล

ฤดูกาล	โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กผาบ่อง		โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กแม่สะงา	
	$U_{h,1}^{\min}$ (กิโลวัตต์)	$U_{h,1}^{\max}$ (กิโลวัตต์)	$U_{h,2}^{\min}$ (กิโลวัตต์)	$U_{h,2}^{\max}$ (กิโลวัตต์)
ฤดูร้อน	0	1000	0	4000
ฤดูฝน	0	2100	0	8000
ฤดูหนาว	0	2100	0	4000

ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าที่ใช้สำหรับเป็นข้อมูลขาเข้าให้กับระบบจัดการพลังงานมี 2 ประเภท คือ ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ชั่วโมงและข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับดังที่กล่าวในบทที่ 3 ข้อมูลกำลังผลิตจากแหล่งพลังงานทดแทน ได้แก่ ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กผาบ่องและแม่สะงาในอดีตที่ได้จากการคำนวณปริมาณน้ำในเขื่อนตามฤดูกาลและข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในอดีต มาใช้เป็นข้อมูลพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานทดแทนล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

โดยการจัดการพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] นั้นจะจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับช่วงเวลาที่ $k = 1$ ถึง $k = k + N_p$ ดังนั้นหากจัดสรรพลังงาน 1 วัน และกำหนดให้ $N_p = 48$ โดยช่วงเวลาของข้อมูลขาเข้า ได้แก่ ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 30 นาที ถึง 1 วัน ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 30 นาทีถึง 1 วัน จะสามารถสรุปได้ว่าระบบจัดการพลังงาน [16] มีการจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับ 1 วัน ส่วนการจัดการพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะมีการจัดสรรพลังงานทุก ๆ 30 นาที โดยจัดสรรพลังงานล่วงหน้าเป็นเวลา k ถึง $k + N_p$ ดังนั้นการจัดการพลังงานของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะจัดสรรพลังงาน 48 ครั้งล่วงหน้า 48 ชั่วโมง สำหรับ 1 วัน

4.5 ตัวอย่างเชิงตัวเลข

ในหัวข้อที่ 4.5 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานของไมโครกริดทั้ง 4 แบบแผน ได้แก่ แบบแผนปกติ แบบแผนไม่ซื้อไฟ แบบแผนไม่ขายไฟ และแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ โดยผลลัพธ์แสดงในรูปของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมตลอดช่วงระยะเวลาการจัดการสรรพลังงาน 1 เดือนของแต่ละฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว ซึ่งจะเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการจัดการสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] สำหรับค่าใช้จ่ายของความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักผ่านสายส่งไฟฟ้าแรงสูงขนาดแรงดัน 115 และ 22 กิโลโวลต์จะกำหนดค่าใช้จ่ายทุก ๆ 7 วันของการจัดการสรรพลังงาน

การจัดการสรรพลังงานจะใช้ข้อมูลเข้าความต้องการใช้ไฟฟ้างว่งหน้า 48 ชั่วโมง 2 ชนิด คือ ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง (Actual Load) และข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Forecasted Load) จากแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นชนิดโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ ดังกล่าวในบทที่ 3

ขั้นตอนการจัดการสรรพลังงานทั้ง 4 แบบแผนใช้กระบวนการหาค่าเหมาะที่สุดของการจัดการสรรดังรูปที่ 4.2 โดยกำหนดเงื่อนไขการจัดการสรรพลังงานทั้ง 4 แบบแผนดังต่อไปนี้

ข้อมูลขาเข้า: ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง (Actual Load) และข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Forecasted Load) ล่วงหน้า 1 ถึง 48 ชั่วโมงจากแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าชนิดโครงข่ายประสาทแบบวนกลับในบทที่ 3 ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กตามฤดูกาลล่วงหน้า 1 ถึง 48 ชั่วโมงและข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 1 ถึง 48 ชั่วโมง

ฤดูกาล: ฤดูร้อน (Summer, SN) ฤดูฝน (Rainy, RN) และฤดูหนาว (Winter, WT)

พารามิเตอร์ของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

ช่วงเวลาการทำนาย (Prediction horizon, N_p) เท่ากับ 48, ช่วงเวลาการควบคุม (Control horizon, N_c) เท่ากับ 48 และช่วงเวลาการจัดการสรรพลังงาน 7 วันหรือ 48×7 เท่ากับ 336 ชั่วโมงสำหรับแต่ละฤดูกาล

จุดประสงค์

ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด (Min TOC) และการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด (Min TCOC)

ผลลัพธ์

1. ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด 30 วันของแต่ละฤดูกาล
2. การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด 30 วันของแต่ละฤดูกาล

กำหนดให้ SN แทนฤดูกาล (Season) OB แทนจุดประสงค์ (Objective) ของการจัดสรรพลังงาน MB แทนหน่วยของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมในรูปแบบ ล้านบาท (Million Baht) Actual แทนข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงและ Forecast แทนข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า

ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนปกติทั้ง 3 ฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว สำหรับ 2 จุดประสงค์การจัดสรรพลังงาน

4.5.1 แบบแผนปกติ

การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติใช้กลยุทธ์การจัดสรรพลังงานดัง (4.24) โดยขั้นตอนการจัดสรรพลังงานใช้กระบวนการหาค่าเหมาะที่สุดของการจัดสรรพลังงานดังรูปที่ 4.2 การจัดสรรพลังงานใช้ระบบจัดการพลังงาน 2 ชนิด ดังนี้

1. การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC) โดยจัดสรรพลังงานทุก ๆ 30 นาทีล่วงหน้า N_p ช่วงเวลา ดังนั้นหากจัดสรรพลังงาน 7 วันจะจัดสรรพลังงานทั้งหมด 336 ครั้ง
2. ระบบจัดการพลังงาน (EMS) [16] โดยจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับการจัดสรรพลังงาน 1 วัน ดังนั้นหากจัดสรรพลังงาน 7 วัน จะจัดสรรพลังงานทั้งหมด 7 ครั้ง

ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] แสดงดังตารางที่ 4.4 โดยกำหนดให้ Actual คือ ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ชั่วโมงและ Forecasted คือ ข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

ต่อมาในตารางที่ 4.5 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจากระบบจัดการพลังงาน [16] ในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ของผลลัพธ์ TOC และ TCOE ทั้ง 2 จุดประสงค์การจัดสรรพลังงาน จากตารางที่ 4.5 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานด้วยการใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจากระบบจัดการพลังงาน [16] พบว่าผลลัพธ์ในรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมของทั้ง 2 จุดประสงค์นั้นการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าการใช้ระบบจัดการพลังงาน [16]

ตารางที่ 4.4 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนปกติ

SN	OB	Min TOC				Min TCOE			
		MPC		EMS [16]		MPC		EMS [1]	
	Load	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)
SM	Actual	10.59	2301.5	14.98	2186.75	15.17	1817.23	14.98	2186.75
	Forecast	10.66	2236.56	15.27	2237.76	15.51	1822.47	15.27	2237.76
RN	Actual	4.82	1370.07	8.77	1370.48	5.73	0	10.03	850.73
	Forecast	4.83	1366.54	8.8	1367.48	5.87	0	10	854.28
WT	Actual	9.9	1880.26	13.35	2031.89	13.69	1686.39	13.35	2031.89
	Forecast	9.88	1870.81	13.34	2022.85	13.69	1677.19	13.34	2022.85

ตารางที่ 4.5 การปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

Season	Load	Min TOC		Min TCOE	
		Improve TOC (%)	Improve TCOE (%)	Improve TOC (%)	Improve TCOE (%)
		SM	Actual	29.31	5.25
Forecast	30.19		0.05	1.57	18.56
RN	Actual	45.04	0.03	42.87	100.00
	Forecast	45.11	0.07	41.30	100.00
WT	Actual	25.84	7.46	2.55	17.00
	Forecast	25.94	7.52	2.62	17.09

โดยจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถปรับปรุงผลลัพธ์ได้ในรูปของรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม ดังต่อไปนี้

ฤดูร้อน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 29.31 % และ 5.25% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 30.19 % และ 0.05%

ฤดูฝน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 25.84% และ 7.46% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 25.94% และ 7.52%

ฤดูหนาว ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 45.04% และ 0.03% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 45.11 % และ 0.07%

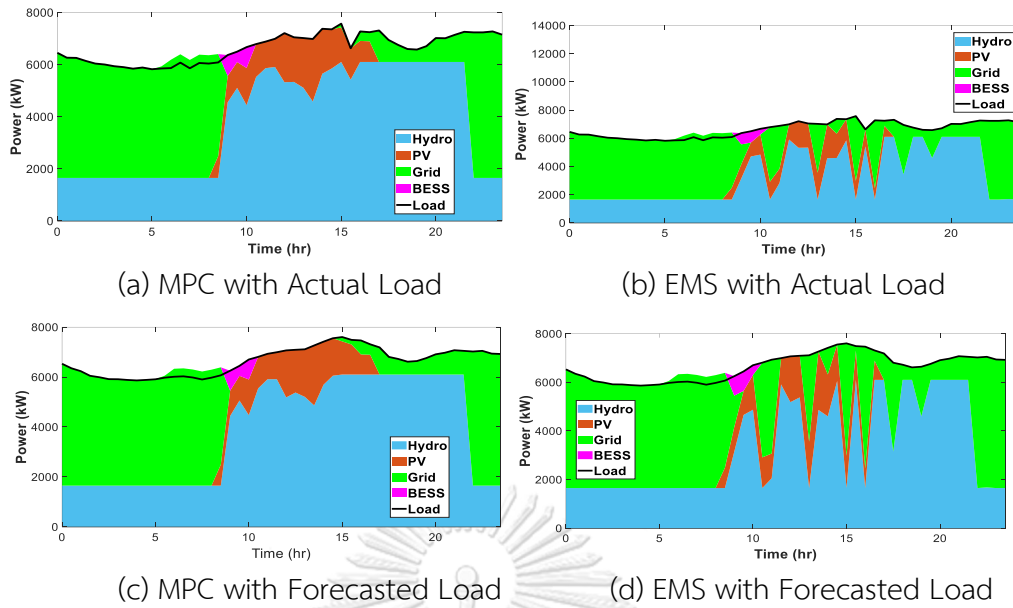
โดยจุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถปรับปรุงผลลัพธ์ได้ในรูปของรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม ดังต่อไปนี้

ฤดูร้อน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 1.27% และ 16.9% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 1.57 % และ 0.05%

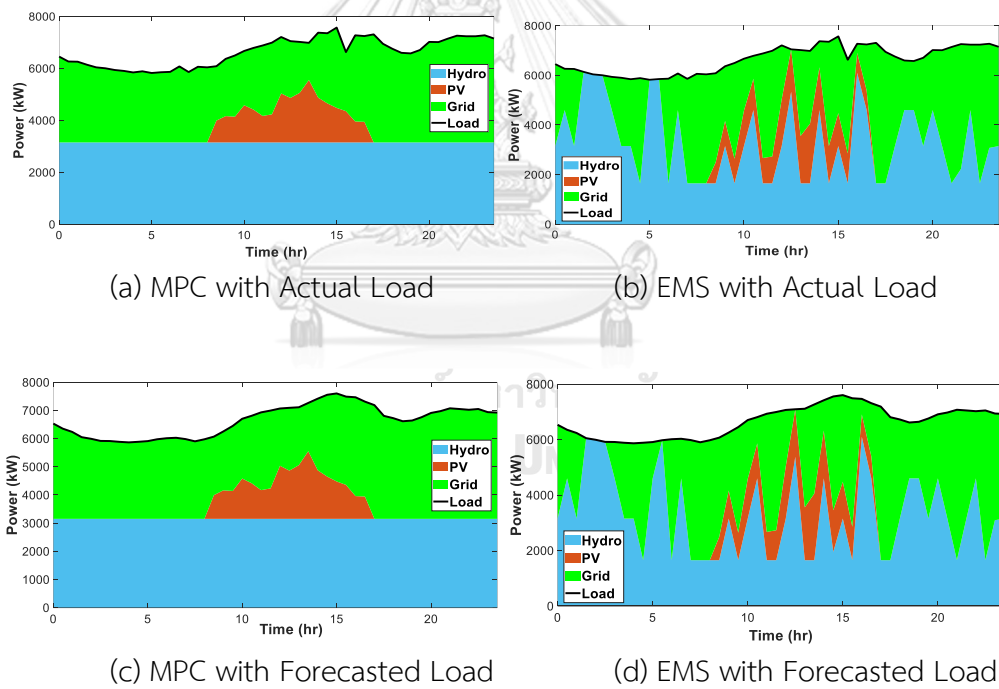
ฤดูฝน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 42.87% และ 41.30% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 100% และ 100%

ฤดูหนาว ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 2.55% และ 17% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 2.62% และ 17.09%

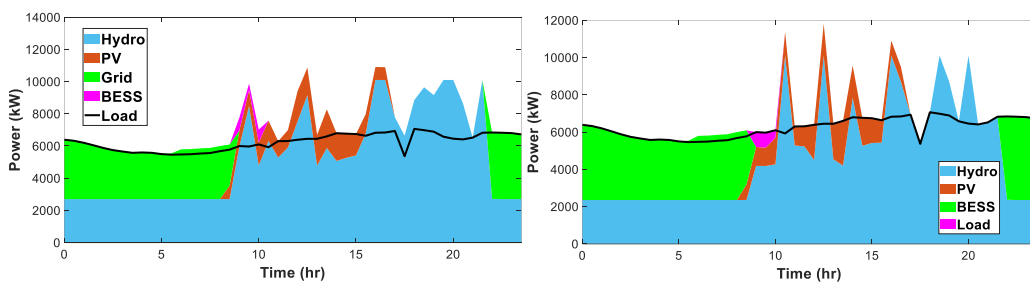
จากบทที่ 3 ผลลัพธ์การประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงพบว่าในฤดูร้อนมีค่า 55.58% ฤดูฝนมีค่า 54.3% และฤดูหนาวมีค่า 53.42% สามารถอธิบายได้ว่าสำหรับแบบจำลอง RNN มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จากข้อมูลคาดหวังดังนี้ ฤดูร้อน คลาดเคลื่อนจากข้อมูลคาดหวังเท่ากับ 44.42% ฤดูฝนเท่ากับ 45.7% และฤดูหนาวเท่ากับ 46.58% แต่หากพิจารณาถึงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในรูปแบบค่า TOC และ TCOE โดยใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับ 3 ฤดูกาล พบว่าจะเห็นได้ว่าค่าการปรับปรุงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานระหว่างการใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงและข้อมูลความพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าไม่แตกต่างกันเยอะหากเทียบกับผลความคลาดเคลื่อนการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองพยากรณ์



รูปที่ 4.3 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูร้อน

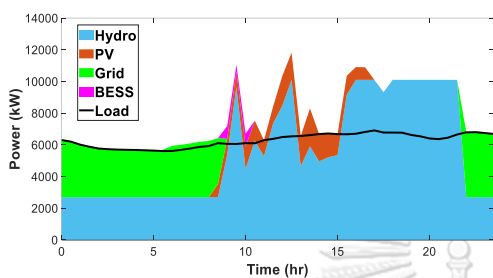


รูปที่ 4.4 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูร้อน

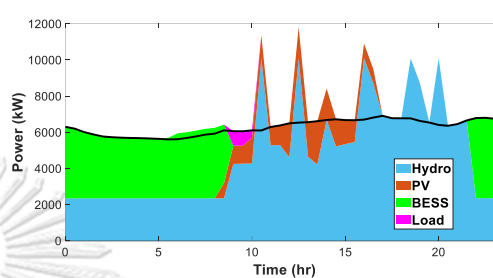


(a) MPC with Actual Load

(b) EMS with Actual Load

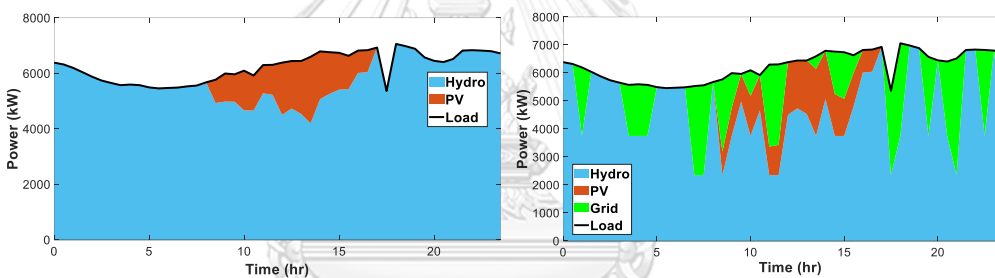


(c) MPC with Forecasted Load



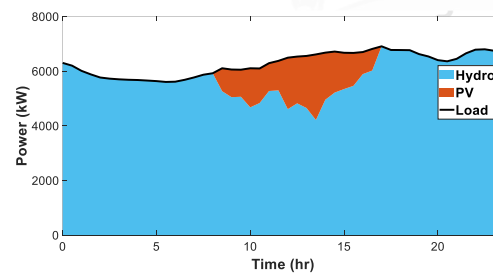
(d) EMS with Forecasted Load

รูปที่ 4.5 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูฝน

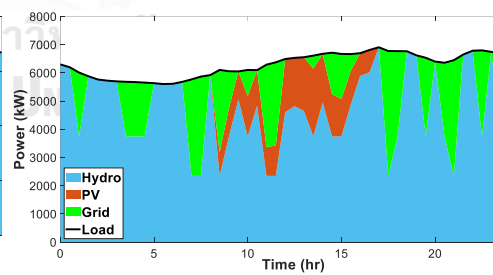


(a) MPC with Actual Load

(b) EMS with Actual Load

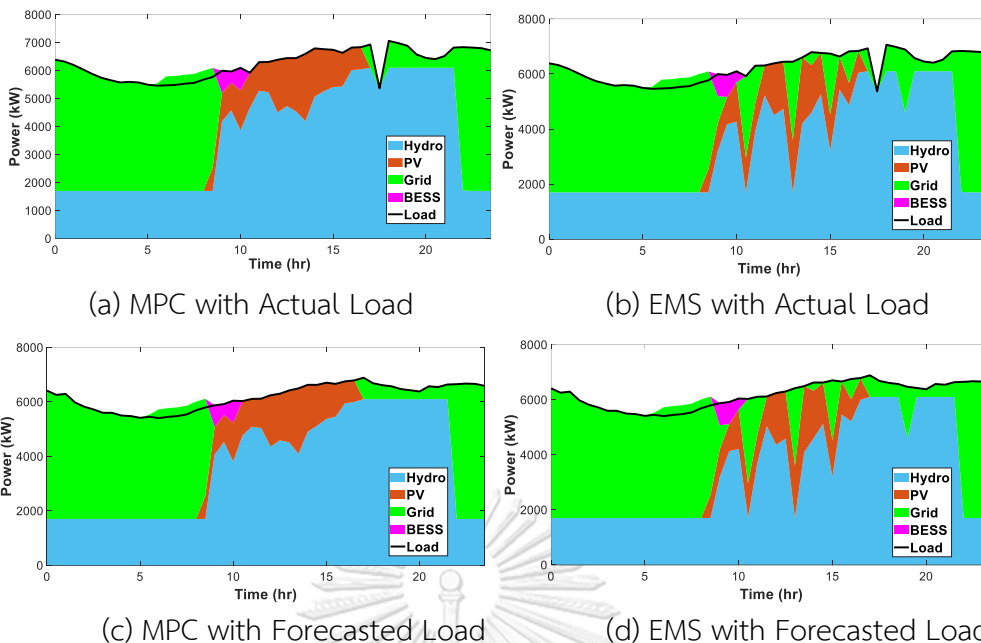


(c) MPC with Forecasted Load

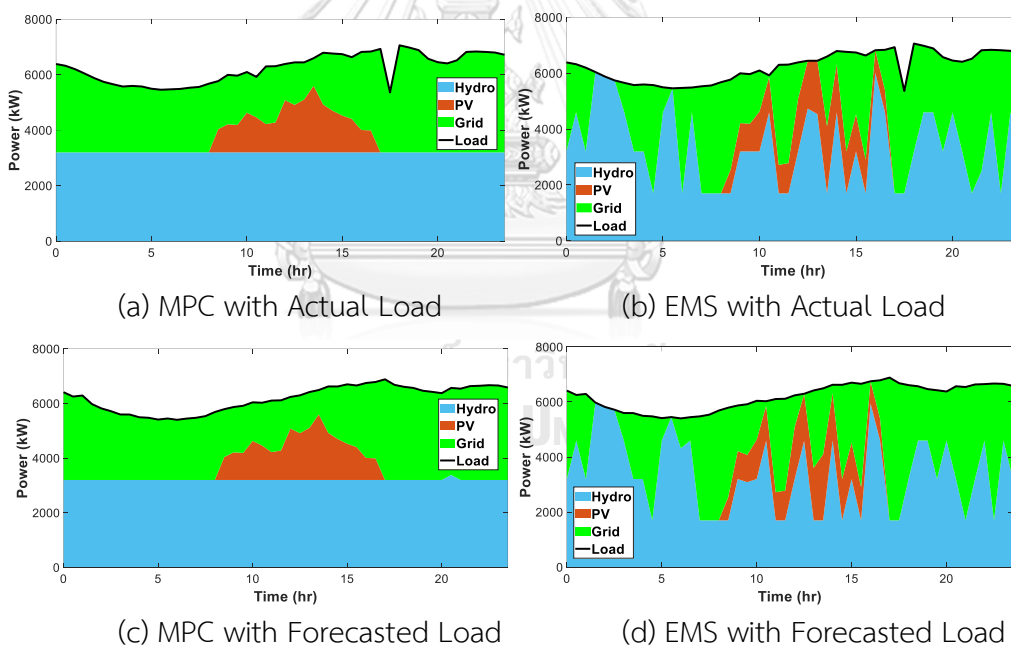


(d) EMS with Forecasted Load

รูปที่ 4.6 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูฝน



รูปที่ 4.7 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูหนาว



รูปที่ 4.8 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูหนาว

รูปที่ 4.3 ถึง รูปที่ 4.8 แสดงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในรูปของพลังงานไฟฟ้าของแต่ละแหล่งจ่ายไฟฟ้าในพื้นที่ไมโครกริดสำหรับจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด เพื่อหาสัญญาณควบคุม ได้แก่ กำลังผลิตไฟฟ้าของแต่ละโรงไฟฟ้าในพื้นที่ พลังงานไฟฟ้าแลกเปลี่ยนระหว่างไมโครกริดและโครงข่ายไฟฟ้าหลักและพลังงานไฟฟ้าที่ชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่ โดยแสดงการจัดการจัดสรรพลังงานเปรียบเทียบระหว่างการใช้การ

ควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] ซึ่งใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ชั่วโมงและข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

อภิปรายผลการจัดสรรพลังงาน

1. จุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนปกติตามกลยุทธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติพบว่า ในฤดูร้อนระบบจัดการพลังงานจะซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์ในช่วงเวลาความต้องการกำลังไฟฟ้าต่ำ (Off-peak time) ในฤดูฝนพบว่ามีพลังงานทดแทนจากแหล่งพลังงานของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กมากกว่าฤดูร้อนและฤดูหนาว ดังนั้นไมโครกริดจะซื้อพลังงานจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำเนื่องจากราคาถูกกว่าช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงและจะขายพลังงานส่วนเกินจากแหล่งพลังงานทดแทนให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงเพื่อให้ได้กำไรในการขายพลังงานไฟฟ้า สำหรับฤดูหนาวการจัดสรรพลังงานจะเหมือนกับฤดูร้อน แต่จะมีพลังงานส่วนเกินบางส่วนขายให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในรูปแบบค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองต่ำกว่าระบบจัดการพลังงาน [16] เนื่องจากการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถแก้สมการจุดประสงค์ซึ่งเป็นปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดโดยทำนายผลของตัวแปรขาออกในอนาคตพร้อมด้วย ซึ่งการหาค่าเหมาะที่สุดของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะแก้ปัญหасวมการจุดประสงค์ที่เวลาตั้งแต่ k ถึง $k + N_p$ ดังนั้นคำตอบที่ได้คือสัญญาณควบคุมของการจัดสรรพลังงานทั้งหมด N_p ช่วงเวลา แต่จะนำคำตอบที่เวลา k เท่านั้นสำหรับเป็นสัญญาณควบคุมการจัดสรรพลังงานที่เวลา k โดยพบว่าข้อดีของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคือจะให้ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานตลอดช่วงเวลาการจัดสรรที่ไม่เปลี่ยนแปลงระหว่างช่วงเวลา k กับ $k + i$ มากเมื่อเปรียบเทียบกับการจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] ดังนั้นทำให้การจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองให้ผลลัพธ์ของสมการจุดประสงค์ที่ต่ำกว่าการใช้ระบบจัดการพลังงาน [16]

2. จุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนปกติเพื่อค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดพบว่า ในฤดูร้อนไมโครกริดจะซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์ในช่วงที่เวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำ โดยเก็บกำลังผลิตสำรองของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กเอาไว้ในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง โดยจะเดินเครื่องผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็ก

เท่าที่เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า ฤดูฝนเนื่องจากกำลังผลิตไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานทดแทนของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์เพียงพอหรือมากกว่าความต้องการใช้ไฟฟ้า ดังนั้นการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะไม่ซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แต่ในขณะที่ระบบจัดการพลังงาน [16] มีการซื้อไฟฟ้าในช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำและเดินเครื่องโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กให้จ่ายไฟฟ้ามากที่สุดในช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง ในฤดูหนาวช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำไมโครกริดจะซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักและในช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงจะใช้แหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ โดยจะเดินเครื่องโรงไฟฟ้าพลังน้ำให้เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าหากไม่เพียงพอจะซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์เข้าไมโครกริด จากผลลัพธ์พบว่าในฤดูแล้ง คือ ฤดูร้อนและฤดูหนาว การเดินเครื่องของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กจะมีค่าเท่ากัน ๆ ตลอดช่วงเวลาการจัดสรรพลังงานทั้งวันหากใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง แต่จะมีค่าเปลี่ยนแปลงกำลังผลิตอย่างต่อเนื่องหากจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] เนื่องจากผลการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดตามสมการจุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์นั้นสัญญาณควบคุมที่เกี่ยวข้องกับการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์คือการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักและการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซล ซึ่งไม่ขึ้นกับช่วงเวลาการจัดสรรพลังงาน ดังนั้นผลลัพธ์ของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจึงจัดสรรพลังงานจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กด้วยกำลังผลิตสูงสุดที่ทำได้แต่ละช่วงเวลา k และซื้อไฟจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักเพิ่มหากไม่พอกับความต้องการใช้ไฟฟ้า

4.5.2 แบบแผนไม่ซื้อไฟ

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ซื้อไฟใช้กลยุทธ์การจัดสรรพลังงานดังสมการที่ (4.25) โดยขั้นตอนการจัดสรรพลังงานใช้กระบวนการหาค่าเหมาะที่สุดของการจัดสรรพลังงานดังรูปที่ 4.2

การจัดสรรพลังงานของแบบแผนไม่ซื้อไฟใช้ระบบจัดการพลังงาน 2 ชนิด ดังนี้

1. การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC) โดยจัดสรรพลังงานทุก ๆ 30 นาทีล่วงหน้า N_p ช่วงเวลา ดังนั้นหากจัดสรรพลังงาน 7 วันจะจัดสรรพลังงานทั้งหมด 336 ครั้ง

2. ระบบจัดการพลังงาน (EMS) [16] โดยจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับการจัดสรรพลังงาน 1 วัน ดังนั้นหากจัดสรรพลังงาน 7 วัน จะจัดสรรพลังงานทั้งหมด 7 ครั้ง

ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] แสดงดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 4.6 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ซื้อไฟ

SN	OB	Min TOC				Min TCOE			
		MPC		EMS [16]		MPC		EMS [16]	
	Load	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)
SM	Actual	45.77	3625.52	47.21	3752.24	45.77	3625.52	47.21	3752.24
	Forecast	46.74	3707.14	48.18	3833.86	46.74	3707.14	48.18	3833.86
RN	Actual	4.36	0	24.15	1741.33	4.36	0	24.15	1741.33
	Forecast	4.37	0	24.22	1747.01	4.37	0	24.22	1747.01
WT	Actual	41.43	3261.97	42.87	3388.69	41.43	3261.97	42.87	3388.69
	Forecast	41.25	3246.74	42.69	3373.46	41.25	3246.74	42.69	3373.46

ต่อมาในตารางที่ 4.7 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจากระบบจัดการพลังงาน [16] ในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ของผลลัพธ์ TOC และ TCOE ทั้ง 2 จุดประสงค์การจัดสรรพลังงาน พบว่าการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าการใช้ระบบจัดการพลังงาน [16]

ตารางที่ 4.7 การปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

Season	Load	Min TOC		Min TCOE	
		Improve	Improve	Improve	Improve
		TOC (%)	TCOE (%)	TOC (%)	TCOE (%)
SM	Actual	3.05	3.38	3.05	3.38
	Forecast	2.99	3.31	2.99	3.31
RN	Actual	81.95	100.00	81.95	100.00
	Forecast	81.96	100.00	81.96	100.00
WT	Actual	3.36	3.74	3.36	3.74
	Forecast	3.37	3.76	3.37	3.76

โดยจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและจุดประสงค์ค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

สามารถปรับปรุงผลลัพธ์ได้ในรูปของรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมได้เท่ากัน ดังต่อไปนี้

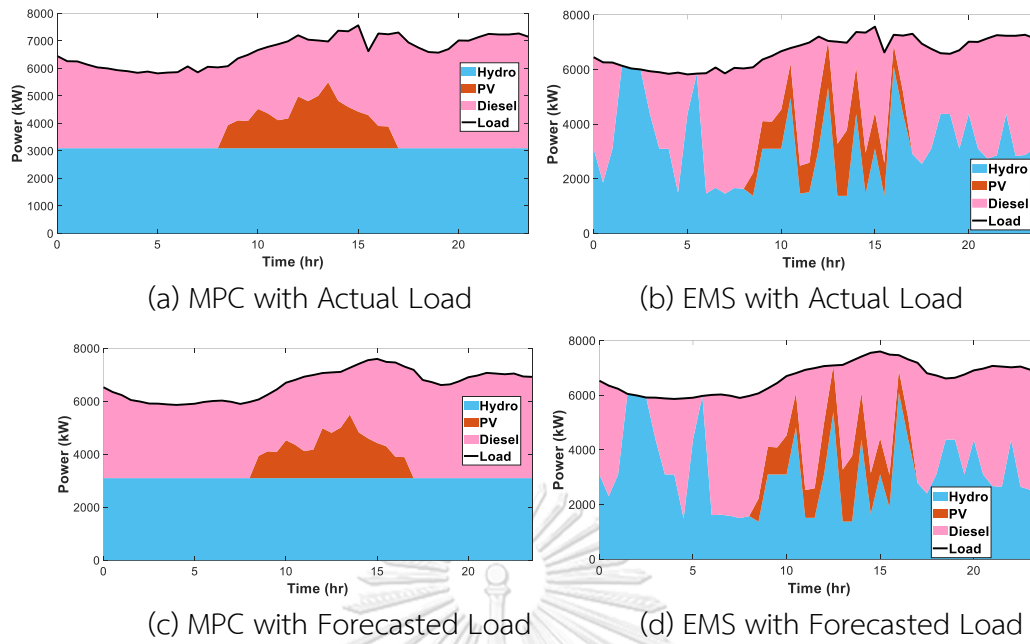
ฤดูร้อน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 3.051 % และ 3.38% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 2.99 % และ 3.31%

ฤดูฝน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 81.95% และ 100% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 81.96% และ 100%

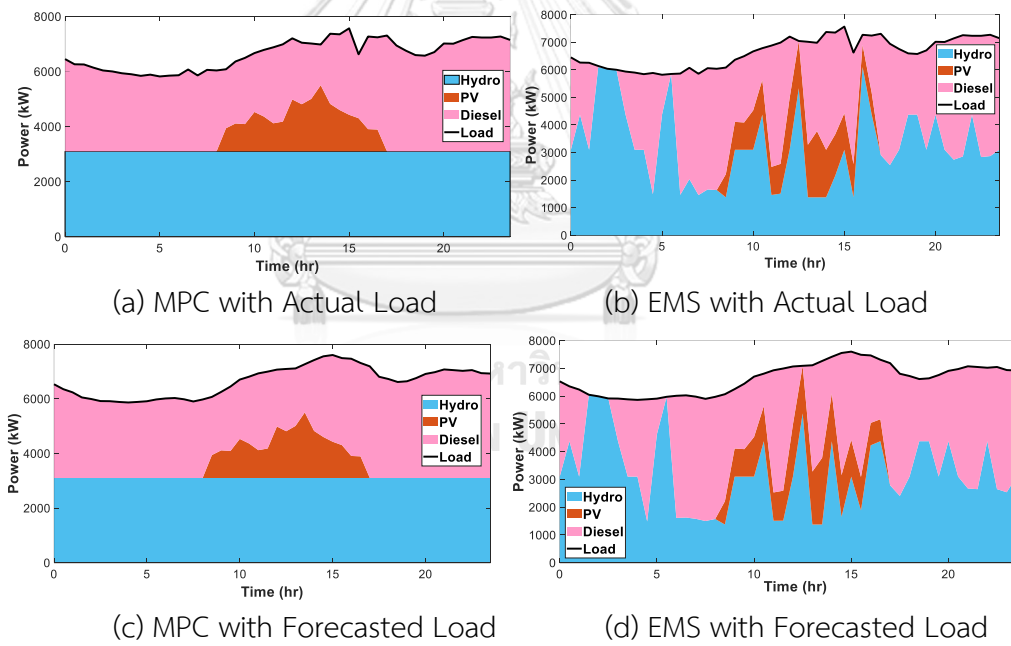
ฤดูหนาว ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 3.36% และ 3.37% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 3.37% และ 3.76%

จากบทที่ 3 ผลลัพธ์การประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงพบว่าในฤดูร้อนมีค่า 55.58% ฤดูฝนมีค่า 54.3% และฤดูหนาวมีค่า 53.42% สามารถอธิบายได้ว่าสำหรับแบบจำลอง RNN มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จากข้อมูลคาดหวังดังนี้ ฤดูร้อน คลาดเคลื่อนจากข้อมูลคาดหวังเท่ากับ 44.42% ฤดูฝนเท่ากับ 45.7% และฤดูหนาวเท่ากับ 46.58% แต่หากพิจารณาถึงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในรูปแบบค่า TOC และ TCOE โดยใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับ 3 ฤดูกาล พบว่าจะเห็นได้ว่าค่าการปรับปรุงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานระหว่างการใช้ข้อมูล ความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงและข้อมูลความพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าไม่แตกต่างกันเยอะหากเทียบกับผลความคลาดเคลื่อนการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองพยากรณ์

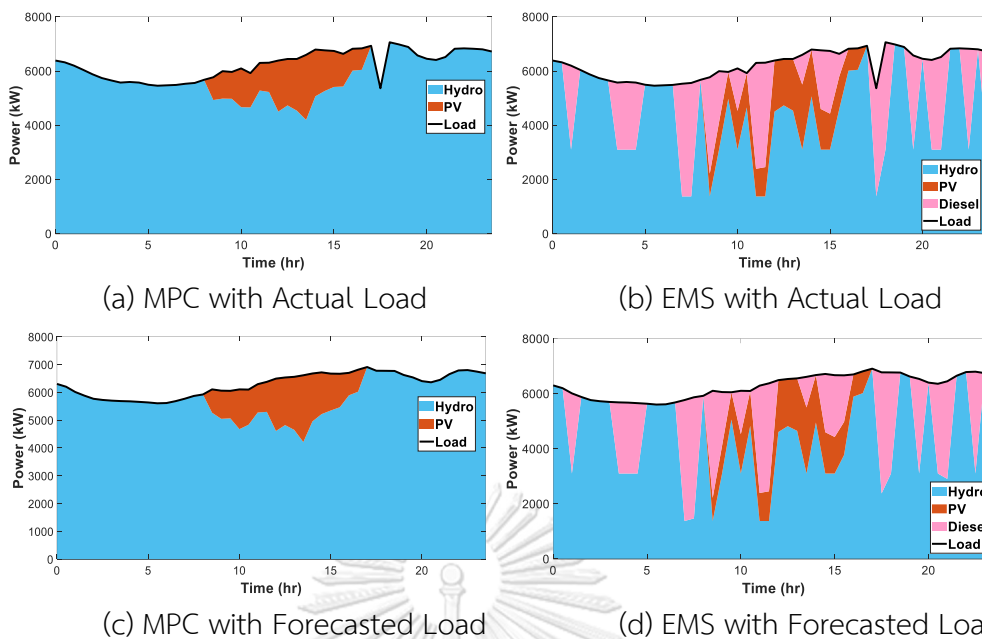
ต่อมาในรูปที่ 4.9 ถึง รูปที่ 4.14 แสดงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของแบบแผนไม่ซื้อไฟในรูปของพลังงานไฟฟ้าของแต่ละแหล่งจ่ายไฟฟ้าในพื้นที่ไมโครกริดสำหรับจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด เพื่อหาสัญญาณควบคุมได้แก่ กำลังผลิตไฟฟ้าของแต่ละโรงไฟฟ้าในพื้นที่ พลังงานไฟฟ้าแลกเปลี่ยนระหว่างไมโครกริดและโครงข่ายไฟฟ้าหลักและพลังงานไฟฟ้าที่ชาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่ โดยแสดงการจัดสรรพลังงานเปรียบเทียบระหว่างการใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] ซึ่งใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ชั่วโมงและข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง



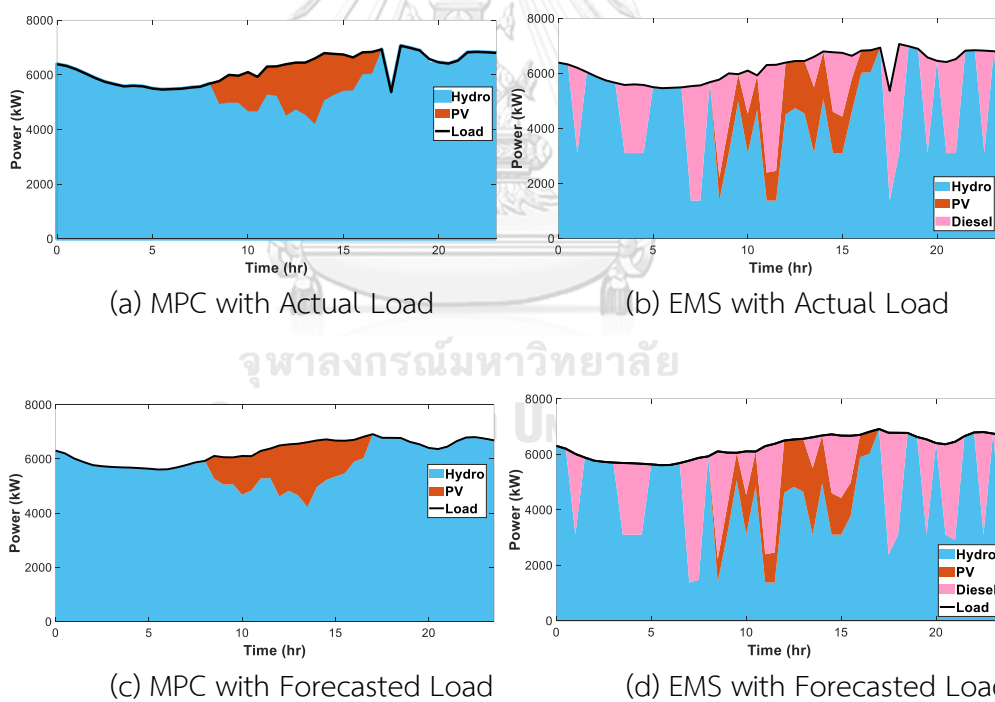
รูปที่ 4.9 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูร้อน



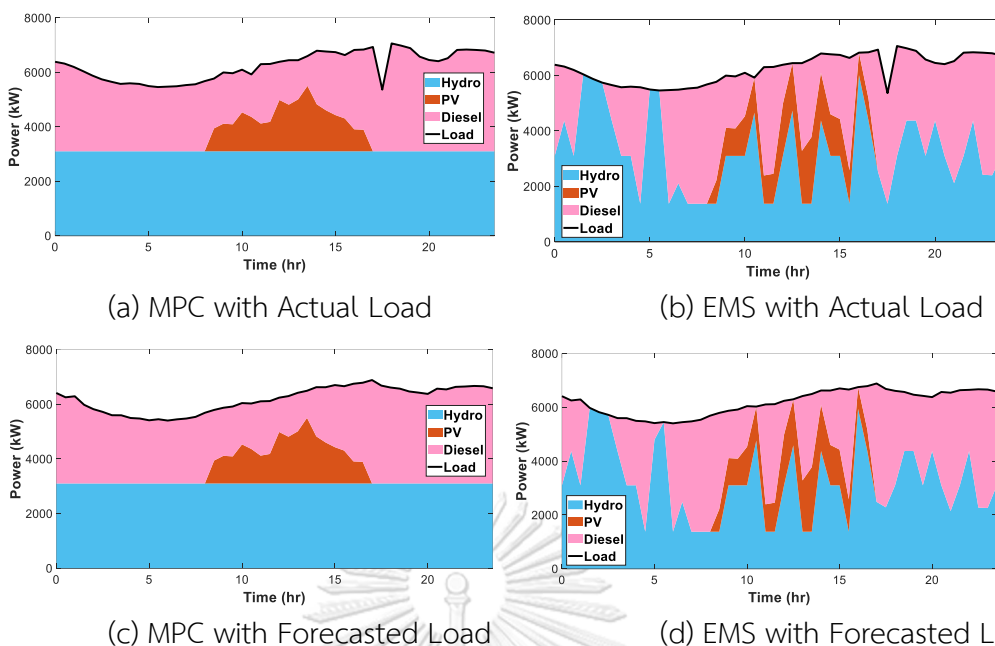
รูปที่ 4.10 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูร้อน



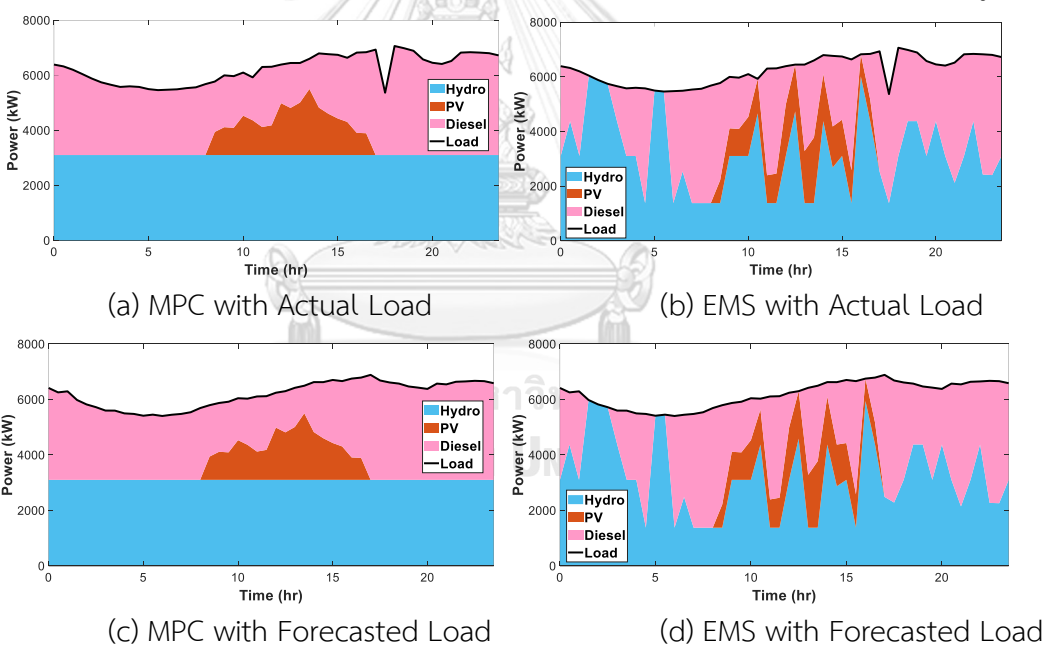
รูปที่ 4.11 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูฝน



รูปที่ 4.12 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูฝน



รูปที่ 4.13 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูหนาว



รูปที่ 4.14 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูหนาว

อภิปรายผลการจัดการสรรพลังงาน

1. จุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ซื้อไฟพบว่าในฤดูร้อนไมโครกริดจะเดินเครื่องโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กให้มากที่สุดตามกำลังผลิตที่จ่ายได้ตามฤดูกาล โดยหากไม่

เพียงพอจะเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพื่อช่วยจ่าย สำหรับในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงเนื่องจากไม่มีพลังงานไฟฟ้าส่วนเกินจึงไม่มีขายพลังงานไฟฟ้าออกจากไมโครกริด ในฤดูฝนเนื่องจากปริมาณน้ำในเขื่อนมากกว่าฤดูร้อนและฤดูหนาวดังนั้นกำลังผลิตไฟฟ้าสำหรับจ่ายให้กับความต้องการใช้ไฟฟ้ามาจากแหล่งพลังงานทดแทน ได้แก่ โรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ โดยหากมีพลังงานส่วนเกินในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงจะขายออกจากไมโครกริดให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักเพื่อให้ได้กำไรจากการขายไฟฟ้ามากที่สุด สำหรับฤดูหนาวการจัดสรรพลังงานคล้ายกับฤดูร้อน แต่เนื่องจากความต้องการใช้ไฟฟ้าในฤดูหนาวต่ำกว่าฤดูหนาว จึงมีการเดินเครื่องผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าดีเซลน้อยกว่า

2. จุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟเพื่อการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดพบว่าการจัดสรรพลังงานทำได้แบบเดียวกับจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด เนื่องจากแบบแผนนี้ไม่มีการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก ดังนั้นหากแหล่งผลิตไฟฟ้าจากพลังงานทดแทนไม่เพียงพอจำเป็นต้องเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซล โดยหากเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพื่อผลิตไฟฟ้าจะมีค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมสูงขึ้นและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมมากขึ้น ดังนั้นแบบแผนนี้จึงให้ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบเดียวกันทั้ง 2 จุดประสงค์

4.5.3 แบบแผนไม่ขายไฟ

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ซื้อไฟใช้กลยุทธ์การจัดสรรพลังงานดังสมการที่ (4.26) โดยขั้นตอนการจัดสรรพลังงานใช้กระบวนการหาค่าเหมาะที่สุดของการจัดสรรพลังงานดังรูปที่ 4.2

การจัดสรรพลังงานใช้ระบบจัดการพลังงาน 2 ชนิด ดังนี้

1. การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC) โดยจัดสรรพลังงานทุก ๆ 30 นาทีล่วงหน้า N_p ช่วงเวลา ดังนั้นหากจัดสรรพลังงาน 7 วันจะจัดสรรพลังงานทั้งหมด 336 ครั้ง
2. ระบบจัดการพลังงาน (EMS) [16] โดยจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับการจัดสรรพลังงาน 1 วัน ดังนั้นหากจัดสรรพลังงาน 7 วัน จะจัดสรรพลังงานทั้งหมด 7 ครั้ง

ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] แสดงดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 4.8 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ขายไฟ

SN	OB	Min TOC				Min TCOE			
		MPC		EMS [16]		MPC		EMS [16]	
	Load	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)
SM	Actual	10.9	2265.95	15.25	2345.15	15.36	1917.05	15.25	2345.15
	Forecast	10.98	2316.96	15.59	2396.16	15.59	1922.3	15.69	2396.16
RN	Actual	4.82	1078.31	9.88	1088.33	7.8	0	9.88	1088.33
	Forecast	4.83	1061.55	9.91	1091.88	7.81	0	9.91	1091.88
WT	Actual	10.27	2038.73	13.98	2117.93	12.09	1804.36	13.98	2117.93
	Forecast	10.25	2029.21	14.03	2108.41	14.01	1795.16	14.03	2108.41

ต่อมาในตารางที่ 4.9 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจากระบบจัดการพลังงาน [16] ในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ของผลลัพธ์ TOC และ TCOE ทั้ง 2 จุดประสงค์การจัดสรรพลังงาน พบว่าผลลัพธ์ในรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมของทั้ง 2 จุดประสงค์นั้นการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าการใช้ระบบจัดการพลังงาน [16]

ตารางที่ 4.9 การปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

Season	Load	Min TOC		Min TCOE	
		Improve TOC (%)	Improve TCOE (%)	Improve TOC (%)	Improve TCOE (%)
SM	Actual	28.52	3.38	0.72	18.25
	Forecast	29.57	3.31	0.64	19.78
RN	Actual	51.21	0.92	21.05	100.00
	Forecast	51.26	2.78	21.19	100.00
WT	Actual	26.54	3.74	13.52	14.81
	Forecast	26.94	3.76	0.14	14.86

โดยจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถปรับปรุงผลลัพธ์ได้ในรูปของรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมได้เท่ากัน ดังต่อไปนี้

ฤดูร้อน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 28.52 % และ 3.38% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 29.57 % และ 3.31%

ฤดูฝน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 51.21% และ 0.92% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 51.26% และ 2.78%

ฤดูหนาว ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 26.54% และ 3.74% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 26.94% และ 3.76%

โดยจุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถปรับปรุงผลลัพธ์ได้ในรูปของรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมได้เท่ากัน ดังต่อไปนี้

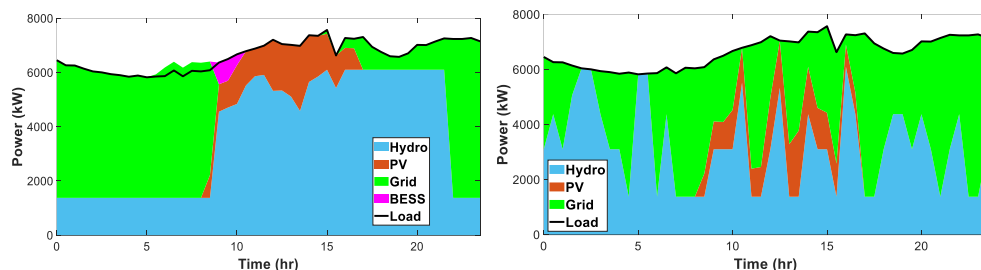
ฤดูร้อน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 0.72 % และ 18.25% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 0.64 % และ 19.78%

ฤดูฝน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 21.05% และ 100% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 21.19% และ 100%

ฤดูหนาว ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 13.52% และ 14.81% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 0.14% และ 14.86%

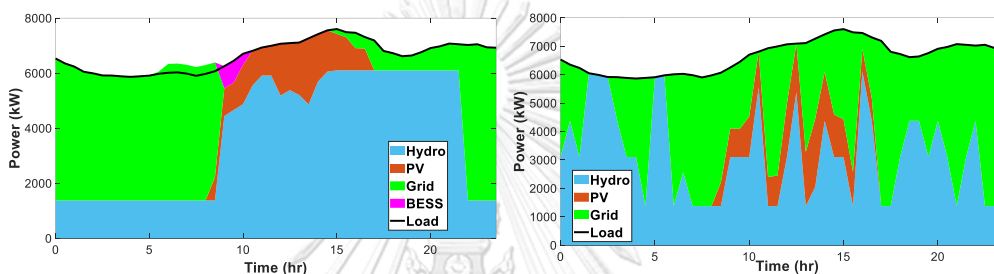
จากบทที่ 3 ผลลัพธ์การประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาพบว่าในฤดูร้อนมีค่า 55.58% ฤดูฝนมีค่า 54.3% และฤดูหนาวมีค่า 53.42% สามารถอธิบายได้ว่าสำหรับแบบจำลอง RNN มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จากข้อมูลคาดหวังดังนี้ ฤดูร้อน คลาดเคลื่อนจากข้อมูลคาดหวังเท่ากับ 44.42% ฤดูฝนเท่ากับ 45.7% และฤดูหนาวเท่ากับ 46.58% แต่หากพิจารณาถึงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในรูปแบบค่า TOC และ TCOE โดยใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับ 3 ฤดูกาล

พบว่าเห็นได้ว่าค่าการปรับปรุงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานระหว่างการใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงและข้อมูลความพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าไม่แตกต่างกันเยอะหากเทียบกับผลความคลาดเคลื่อนการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองพยากรณ์



(a) MPC with Actual Load

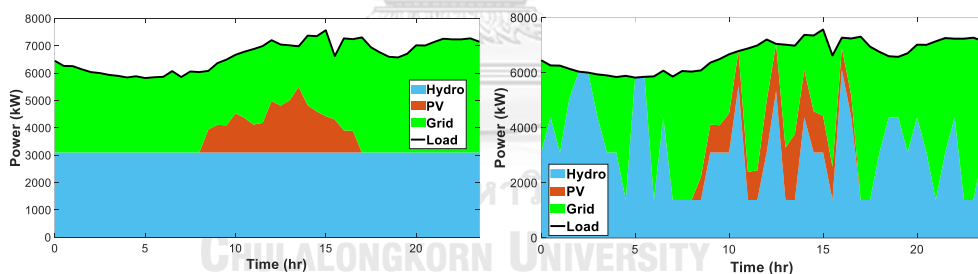
(b) EMS with Actual Load



(c) MPC with Forecasted Load

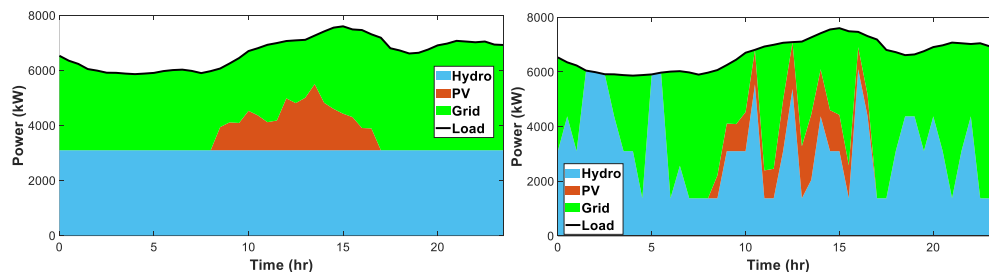
(d) EMS with Forecasted Load

รูปที่ 4.15 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูร้อน



(a) MPC with Actual Load

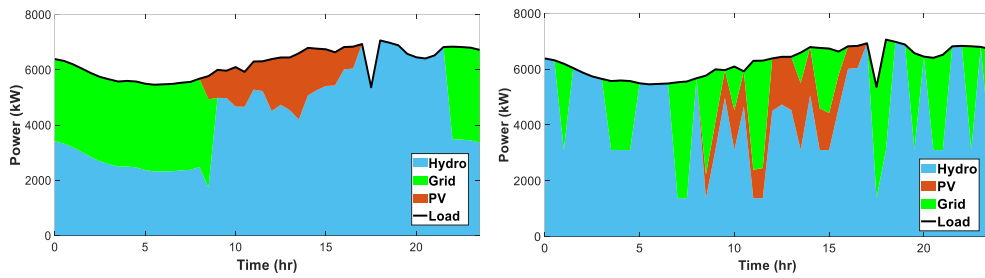
(b) EMS with Actual Load



(c) MPC with Forecasted Load

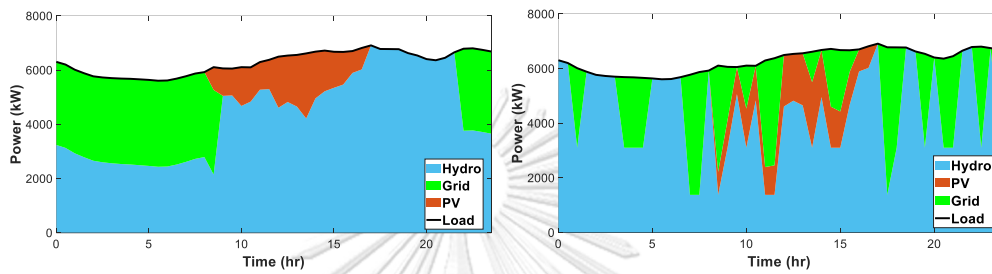
(d) EMS with Forecasted Load

รูปที่ 4.16 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูร้อน



(a) MPC with Actual Load

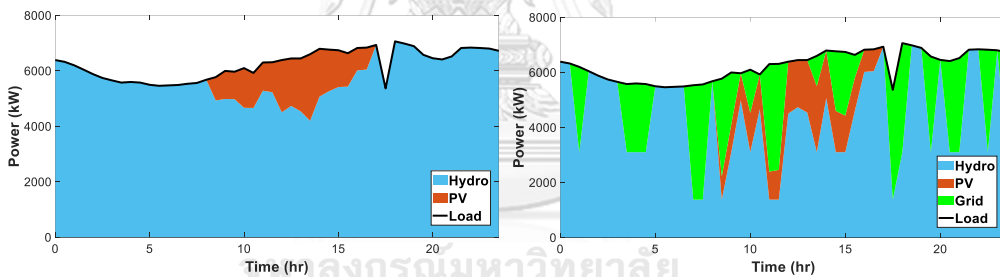
(b) EMS with Actual Load



(c) MPC with Forecasted Load

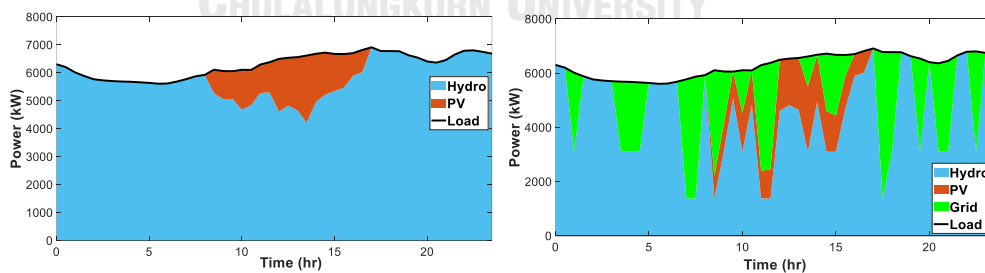
(d) EMS with Forecasted Load

รูปที่ 4.17 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูฝน



(a) MPC with Actual Load

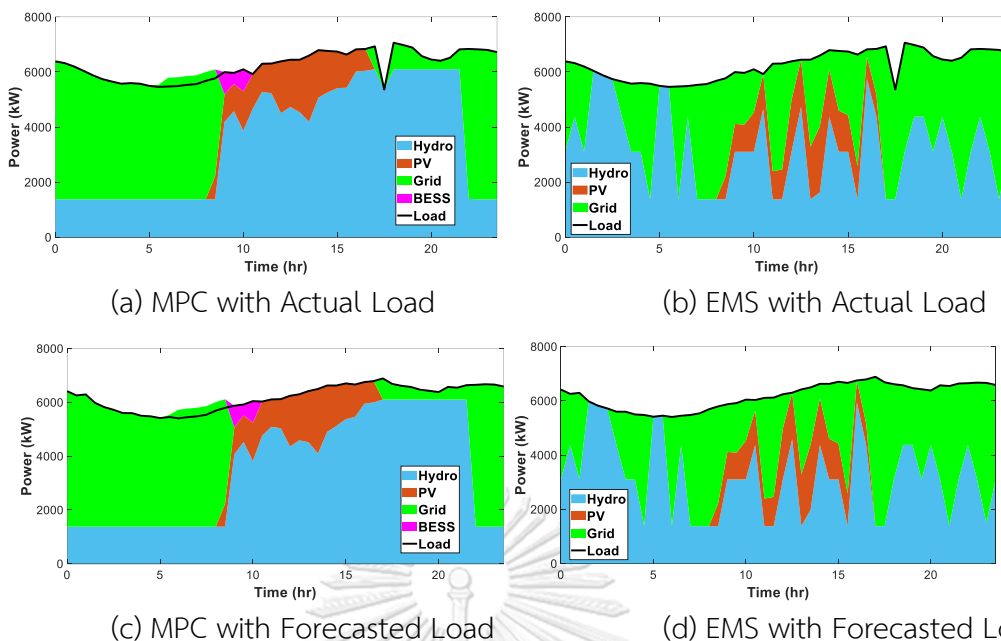
(b) EMS with Actual Load



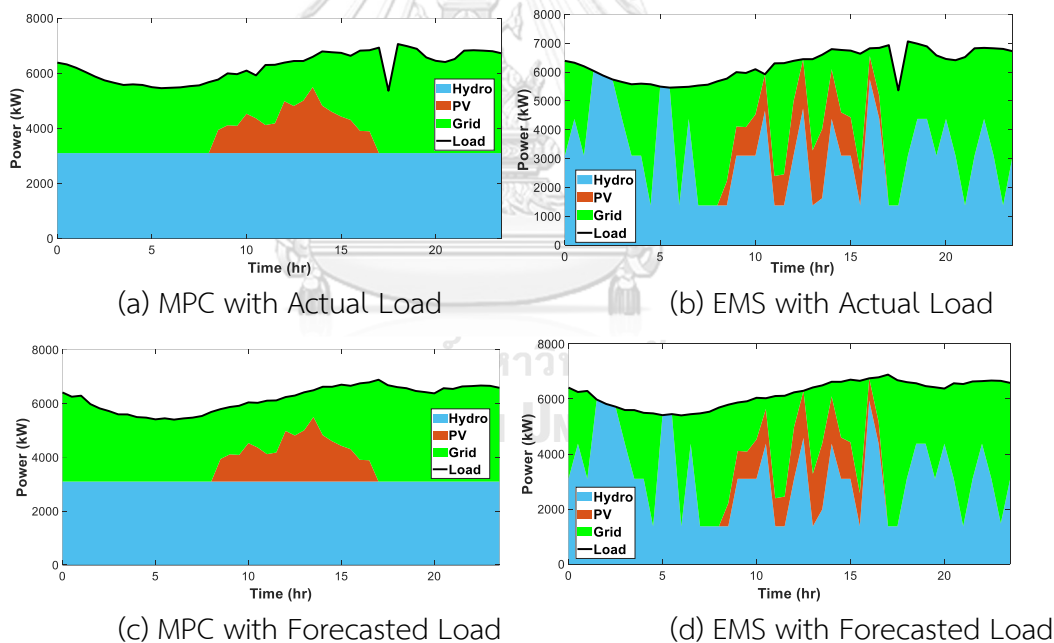
(c) MPC with Forecasted Load

(d) EMS with Forecasted Load

รูปที่ 4.18 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูฝน



รูปที่ 4.19 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูหนาว



รูปที่ 4.20 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟสำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูหนาว

รูปที่ 4.15 ถึง รูปที่ 4.20 แสดงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของแบบแผนไม่ขายไฟในรูปแบบของพลังงานไฟฟ้าของแต่ละแหล่งจ่ายไฟฟ้าในพื้นที่ไมโครกริดสำหรับจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด เพื่อหาสัญญาณควบคุม ได้แก่ กำลังผลิตไฟฟ้าของแต่ละโรงไฟฟ้าในพื้นที่ พลังงานไฟฟ้าแลกเปลี่ยนระหว่างไมโครกริดและโครงข่ายไฟฟ้า

หลักและพลังงานไฟฟ้าที่ซาร์จและดิสชาร์จของแบตเตอรี่ โดยแสดงการจัดสรรพลังงานเปรียบเทียบระหว่างการใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] ซึ่งใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ชั่วโมงและข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

อภิปรายผลการจัดสรรพลังงาน

1. จุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ขายไฟนี้ พบว่าในฤดูร้อนจะมีการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำ โดยหากมีพลังงานส่วนเกินจากความต้องการใช้ไฟฟ้า ไมโครกริดจะไม่ขายไฟฟ้าออกไปยังโครงข่ายไฟฟ้าหลักแต่จะซาร์จพลังงานเข้าแบตเตอรี่เพื่อช่วยจ่ายไฟฟ้าในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงและในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงจะมีการดิสชาร์จพลังงานออกจากแบตเตอรี่เพื่อช่วยจ่ายไฟฟ้า ในฤดูฝนเนื่องจากมีปริมาณในเขื่อนมากกว่าฤดูร้อนและฤดูหนาว ในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำจะซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักส่วนหนึ่งและในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดจะใช้แหล่งจ่ายพลังงานจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ โดยจะไม่มีการผลิตไฟฟ้าเกินจากความต้องการใช้ไฟฟ้า จึงไม่มีการใช้งานแบตเตอรี่ ในฤดูหนาวการจัดสรรพลังงานจะเหมือนกันกับฤดูร้อน เพียงแต่ความต้องการใช้ไฟฟ้าในฤดูหนาวต่ำกว่าในฤดูร้อนทำให้ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำกว่าฤดูร้อน

2. จุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานเพื่อการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดพบว่าในฤดูร้อนจะมีการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์ในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำ โดยจะเดินเครื่องผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กตลอดทั้งวันในปริมาณที่ไม่เกินข้อกำหนดของกำลังผลิตไฟฟ้าโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กตามฤดูกาลและในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดหากแหล่งพลังงานทดแทนไม่เพียงพอจะซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักขนาดแรงดัน 115 กิโลโวลต์ ฤดูฝนการจัดสรรพลังงานคล้ายกับฤดูร้อนเพียงแต่มีปริมาณน้ำมากกว่าจึงเดินเครื่องผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กได้มากกว่า จึงซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักน้อยกว่า ในฤดูหนาวจัดสรรพลังงานแบบเดียวกับฤดูร้อน แต่ความต้องการใช้ไฟฟ้าในฤดูหนาวน้อยกว่าฤดูร้อนจึงมีการซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักน้อยกว่าฤดูร้อน

4.5.4 แบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนไม่ซื้อไฟใช้กลยุทธ์การจัดสรรพลังงานดังสมการที่ (4.38) โดยขั้นตอนการจัดสรรพลังงานใช้กระบวนการหาค่าเหมาะที่สุดของการจัดสรรพลังงานดังรูปที่ 4.2 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนปกติทั้ง 3 ฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว สำหรับ 2 จุดประสงค์การจัดสรรพลังงาน

การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์กำหนดให้พลังงานเข้าและออกของไมโครกริดตลอดระยะเวลาการจัดสรร 1 ปีต้องรวมกันเท่ากับศูนย์ สำหรับงานวิจัยนี้จะออกแบบการทดลองเพื่อศึกษาการจัดสรรพลังงานแบบแผนนี้ โดยให้ใช้ตัวอย่างการจัดสรรพลังงานของ 3 ฤดูกาล ฤดูกาลละ 7 วัน เป็นตัวแทนของการศึกษาการจัดสรรพลังงานตลอดระยะเวลาทั้งปี โดยช่วงเวลาที่จัดสรรทั้ง 3 ฤดูกาล ของปี พ.ศ. 2557 แสดงดังตารางที่ 4.10 ต่อมาตารางที่ 4.11 แสดงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] จะจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งสำหรับ 1 ปีหรือ 3 ฤดูกาล แล้วคิดค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดฤดูกาลละ 30 วัน และการจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจะจัดสรรพลังงาน 1 ครั้งต่อ 1 วัน สำหรับแต่ละฤดูกาล แล้วคิดค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม ฤดูกาลละ 30 วัน

ตารางที่ 4.10 ช่วงเวลาการจัดสรรพลังงานของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

ฤดูร้อน		ฤดูฝน		ฤดูหนาว	
วันที่เริ่ม	วันที่สิ้นสุด	วันที่เริ่ม	วันที่สิ้นสุด	วันที่เริ่ม	วันที่สิ้นสุด
16 มิถุนายน	22 มิถุนายน	1 กันยายน	7 กันยายน	1 ธันวาคม	7 ธันวาคม

ตารางที่ 4.11 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

ตารางที่ 4.12 แสดงผลลัพธ์การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองจากระบบจัดการพลังงาน [16] ในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ของผลลัพธ์ TOC และ TCOE ทั้ง 2 จุดประสงค์การจัดสรรพลังงาน พบว่าการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าการใช้ระบบจัดการพลังงาน [16]

SN	OB	Min TOC				Min TCOE			
		MPC		EMS [16]		MPC		EMS [16]	
	Load	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)	TOC (MB)	TCOE (MB)
SM	Actual	29.68	3748.06	35.79	4343.31	30.53	2231.60	37.93	2882.84
	Forecast	30.38	3801.73	36.07	4366.69	31.50	2313.22	39.64	3029.44
RN	Actual	26.16	4211.92	33.93	4208.82	17.55	983.20	35.06	2548.99
	Forecast	24.52	3947.45	34.09	4253.53	17.62	1107.73	35.60	2562.73
WT	Actual	31.92	4164.41	36.45	4325.78	26.19	1868.05	36.97	2816.82
	Forecast	29.66	3864.26	36.52	4315.72	26.01	1858.82	35.96	2728.55

ตารางที่ 4.12 การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ด้วย
การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง

Season	Load	Min TOC		Min TCOE	
		Improve TOC (%)	Improve TCOE (%)	Improve TOC (%)	Improve TCOE (%)
SM	Actual	17.07	13.70	19.51	22.59
	Forecast	15.77	12.94	20.53	23.64
RN	Actual	22.90	0.07	49.94	61.43
	Forecast	28.07	7.20	50.51	56.78
WT	Actual	12.43	3.73	29.16	33.68
	Forecast	18.78	10.46	27.67	31.88

เมื่อพิจารณาจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถปรับปรุงผลลัพธ์ได้ในรูปของรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ได้เท่ากัน ดังต่อไปนี้

ฤดูร้อน ปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 17.07 % และ 13.70% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 15.77 % และ 12.94%

ฤดูฝน ปรับปรุงผลลัพท์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 22.90% และ 0.07% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 28.07% และ 7.20%

ฤดูหนาว ปรับปรุงผลลัพท์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 12.43% และ 3.73% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 18.78% และ 10.46%

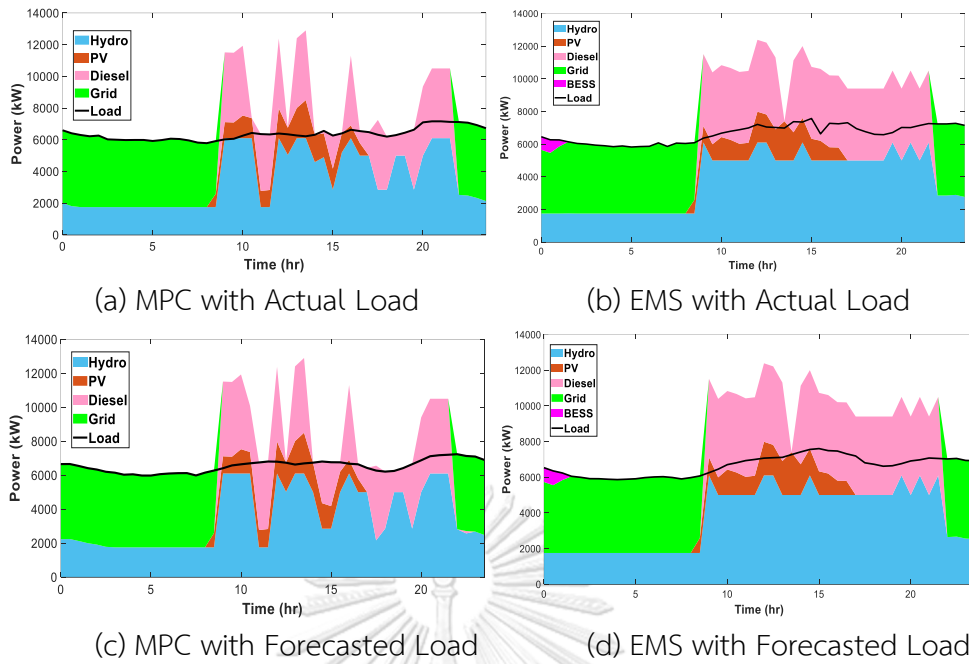
เมื่อพิจารณาจุดประสงค์ค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถปรับปรุงผลลัพท์ของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ได้เช่นกัน ดังต่อไปนี้

ฤดูร้อน ปรับปรุงผลลัพท์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 19.51 % และ 22.59% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 20.53 % และ 23.64%

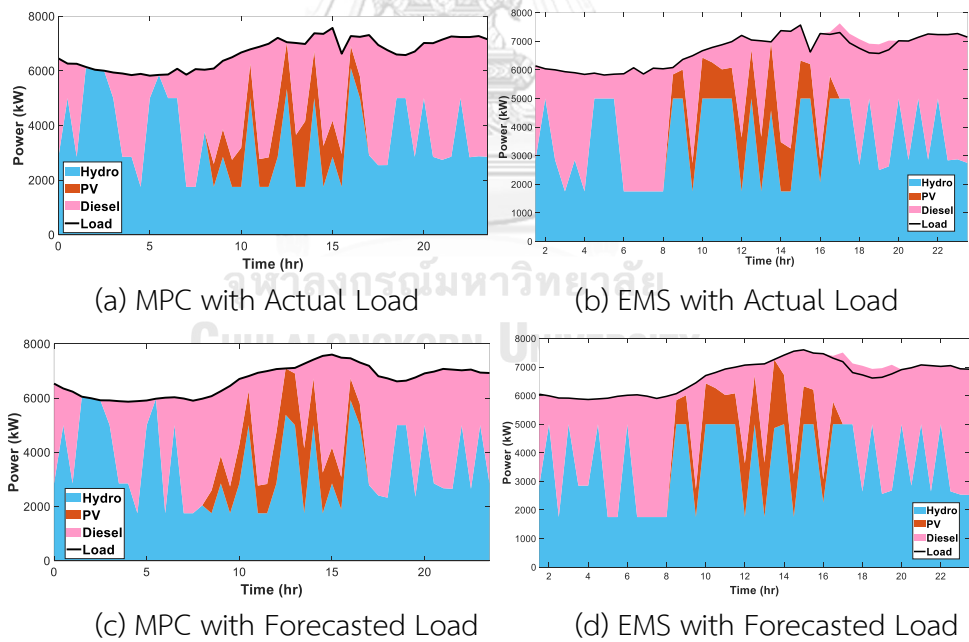
ฤดูฝน ปรับปรุงผลลัพท์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 49.94% และ 61.43% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 50.51% และ 56.78%

ฤดูหนาว ปรับปรุงผลลัพท์ในรูปแบบ TOC และ TCOE สำหรับข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง เท่ากับ 29.16% และ 33.68% สำหรับข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เท่ากับ 27.67% และ 31.88%

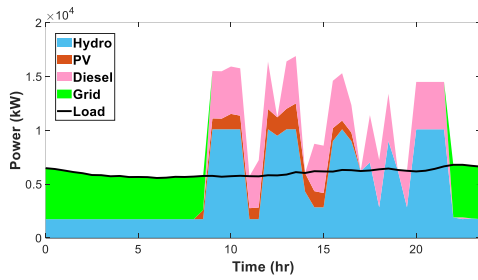
ในบทที่ 3 ผลลัพท์การประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาพบว่า ในฤดูร้อนมีค่าความเหมาะสม เท่ากับ 55.58% ฤดูฝนมีค่าความเหมาะสม 54.3% และฤดูหนาวมีค่าความเหมาะสม 53.42% สามารถอธิบายได้ว่าสำหรับแบบจำลอง RNN มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จากข้อมูล คาดหวังได้ดังนี้ ในฤดูร้อน ความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลคาดหวังเท่ากับ 44.42% ในฤดูฝนเท่ากับ 45.7% และในฤดูหนาวเท่ากับ 46.58% แต่หากพิจารณาถึงผลลัพท์การจัดสรรพลังงานในรูปแบบค่า TOC และ TCOE โดยใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับ 3 ฤดูกาล พบว่าจะเห็นได้ว่า การปรับปรุงผลลัพท์การจัดสรรพลังงานระหว่างการใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงและข้อมูลความ พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าไม่แตกต่างกัน หากเทียบกับผลความคลาดเคลื่อนการประเมินความ เหมาะสมของแบบจำลองพยากรณ์ ต่อมาในตารางที่ 4.13 และ ตารางที่ 4.14 แสดงค่าความ ต้องการสูงสุดของการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักของแต่ละฤดูกาลและพลังงานที่ซื้อ และขายร่วมกับโครงข่ายไฟฟ้าหลักในรอบ 30 วันของแต่ละฤดูกาล สำหรับจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการ ปฏิบัติการด้านระบบไฟฟ้ารวมต่ำที่สุดและค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด โดย PD



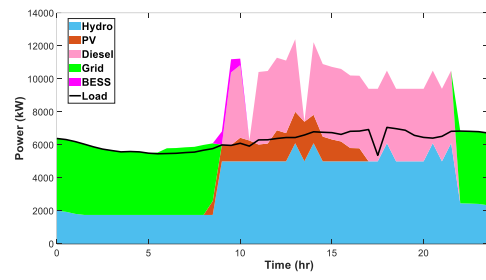
รูปที่ 4.21 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในการดูร้อน



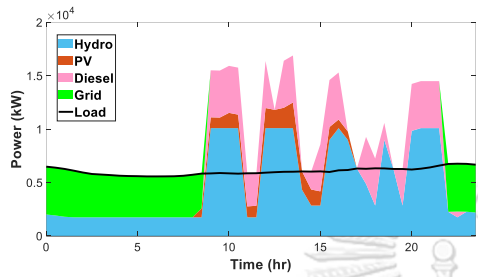
รูปที่ 4.22 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในการดูร้อน



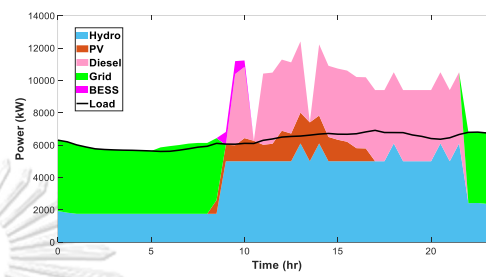
(a) MPC with Actual Load



(b) EMS with Actual Load

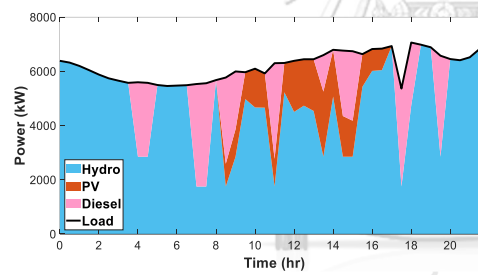


(c) MPC with Forecasted Load

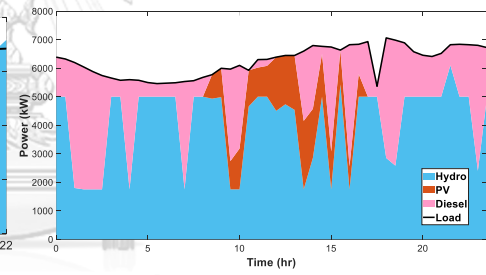


(d) EMS with Forecasted Load

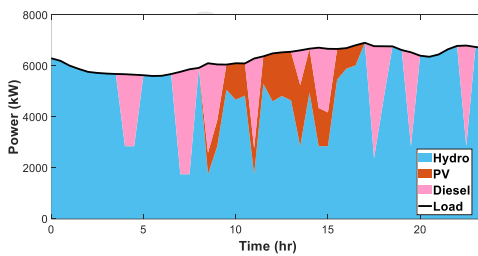
รูปที่ 4.23 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูฝน



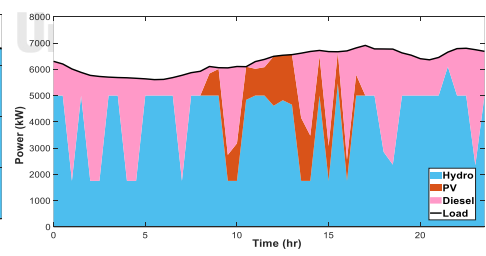
(a) MPC with Actual Load



(b) EMS with Actual Load

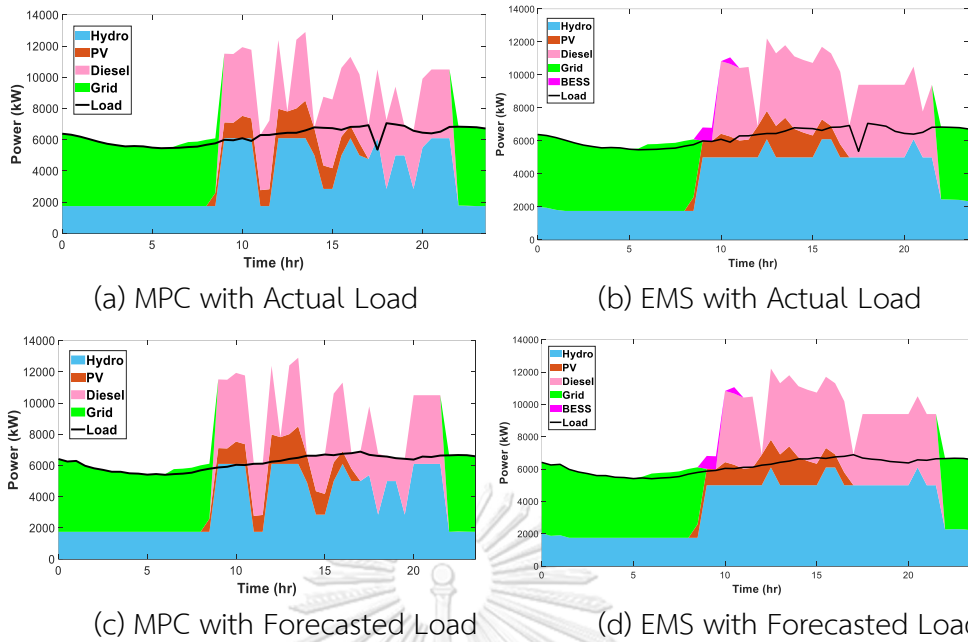


(c) MPC with Forecasted Load

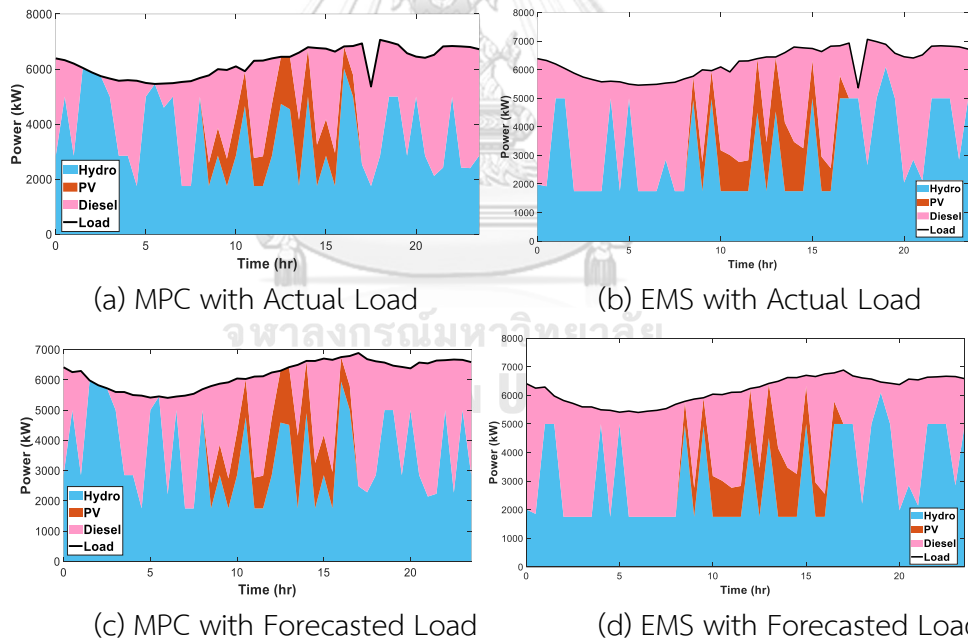


(d) EMS with Forecasted Load

รูปที่ 4.24 ผลลัพธ์การจัดการสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูฝน



รูปที่ 4.25 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TOC ต่ำที่สุดในฤดูหนาว



รูปที่ 4.26 ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์สำหรับจุดประสงค์ TCOE ต่ำที่สุดในฤดูหนาว

ต่อมาในรูปที่ 4.21 ถึง รูปที่ 4.26 แสดงผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ในรูปของพลังงานไฟฟ้าของแต่ละแหล่งจ่ายไฟฟ้าในพื้นที่ไมโครกริดสำหรับจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด เพื่อหาสัญญาณควบคุม

ได้แก่ กำลังผลิตไฟฟ้าของแต่ละโรงไฟฟ้าในพื้นที่ พลังงานไฟฟ้าแลกเปลี่ยนระหว่างไมโครกริดและโครงข่ายไฟฟ้าหลักและพลังงานไฟฟ้าที่ซาร์จและดิสซาร์จของแบตเตอรี่ โดยแสดงการจัดสรรพลังงานเปรียบเทียบระหว่างการใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองและระบบจัดการพลังงาน [16] ซึ่งใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ชั่วโมงและข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

อภิปรายผลการจัดสรรพลังงาน

1. จุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์เพื่อค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดพบว่าการจัดสรรพลังงานทั้ง 3 ฤดูกาล โดยมีการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำและจะขายพลังงานไฟฟ้าส่วนเกินที่ผลิตได้จากแหล่งพลังงานทดแทนและการดิสซาร์จพลังงานของแบตเตอรี่ให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง โดยพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักจะเท่ากับพลังงานรวมที่ขายออกจากไมโครกริดให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลักตลอดระยะเวลาการจัดสรรทั้ง 3 ฤดูกาล ฤดูกาลละ 7 วัน คือ 21 วัน ทำให้สอดคล้องกับเงื่อนไขของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

ผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] พบว่าในฤดูร้อนมีการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักมากที่สุด ส่วนฤดูหนาวมีการขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักมากที่สุด เมื่อนำพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อและขายของแต่ละฤดูกาลมากำหนดเป็นเงื่อนไขการจัดสรรพลังงานของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง โดยกำหนดให้พลังงานที่ซื้อและขายของแต่ละฤดูกาลต้องน้อยกว่าหรือเท่ากับพลังงานที่ซื้อและขายของแต่ละฤดูกาลจากการจัดสรรด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] และพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อและขายตลอดช่วงระยะเวลาการจัดสรร 3 ฤดูกาลด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองมีพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขการจัดสรรพลังงานของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์

การจัดสรรพลังงานไฟฟ้าของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำไมโครกริดจ่ายไฟฟ้าด้วยโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก สำหรับช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงไมโครกริดจะขายไฟฟ้าออกให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก เนื่องจากปริมาณกำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังงานทดแทนไม่เหลือเพียงพอที่จะขายออกไป จึงต้องเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพื่อผลิตไฟฟ้าสำหรับขายออกไป จะพบว่าฤดูร้อนมีการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้ามากที่สุด ส่วนฤดูหนาวมีการขายไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักมากที่สุด ซึ่งการจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองมีการขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักใน

ฤดูร้อนและฤดูหนาวน้อยกว่าพลังงานไฟฟ้าขายที่กำหนดจากระบบจัดการพลังงานของฤดูกาลนั้น ๆ ดังนั้นจึงต้องมีการนำเงื่อนไขพลังงานที่ต้องขายออกของฤดูร้อนและหนาวไปรวมกับเงื่อนไขพลังงานที่ต้องขายออกในฤดูฝน ทำให้ฤดูฝนมีการขายพลังงานไฟฟ้าออกสู่โครงข่ายไฟฟ้าหลักมากกว่าพลังงานที่ต้องขายในฤดูฝน

2. จุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด

จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานเพื่อค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดของแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์พบว่าทั้ง 3 ฤดูกาลแหล่งจ่ายพลังงานหลักคือโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ โดยจะไม่มีการซื้อขายพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำและความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงทั้ง 3 ฤดูกาล จึงไม่มีค่าความต้องการไฟฟ้า 115 กิโลวัตต์และ 22 กิโลวัตต์ เนื่องจากการจัดสรรพลังงานแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์มีเงื่อนไขว่าพลังงานไฟฟ้าที่ซื้อจากโครงข่ายไฟฟ้าต้องเท่ากับพลังงานไฟฟ้าที่ขายออกจากไมโครกริดรวมตลอดระยะเวลาการจัดสรร ดังนั้นจุดประสงค์นี้พิจารณาว่าหากมีการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักเข้ามา จะต้องเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงเพื่อขายพลังงานไฟฟ้าออกจากไมโครกริดจะทำให้ค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมไม่สามารถต่ำที่สุด จึงเลือกที่จะไม่ซื้อไฟฟ้าแต่เดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเท่าที่จำเป็นต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลา

จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับระบบจัดการพลังงาน [16] พบว่าการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถให้ผลลัพธ์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำกว่าการจัดสรรด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] ทั้ง 2 จุดประสงค์ของการจัดสรรพลังงาน

4.6 อภิปรายและสรุปผล

ในบทที่ 4 กล่าวถึงการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในสภาวะปกติทั้ง 4 แบบแผน ได้แก่ แบบแผนปกติ แบบแผนไม่ซื้อไฟ แบบแผนไม่ขายไฟและแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ โดยมีจุดประสงค์ในการจัดสรรพลังงาน 2 จุดประสงค์ คือ ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด โดยแบบจำลองระบบไฟฟ้าไมโครกริดจำลองในรูปของแบบจำลองปริภูมิสถานะ ในหัวข้อที่ 4.4 ถึง 4.6 แสดงกลยุทธ์การจัดสรรพลังงานของแต่ละแบบแผนและผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการด้านระบบไฟฟ้ารวมและค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม เปรียบเทียบกันระหว่างการจัดสรรด้วยการควบคุมเชิงทำนาย

แบบจำลองและระบบจัดการพลังงานขนาดไมโคร [16] จากผลลัพธ์การจัดการจัดสรรพลังงานทั้ง 4 แบบแผนสำหรับ

จุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการด้านระบบไฟฟ้ารวมต่ำที่สุด เรียงลำดับผลลัพธ์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการด้านระบบไฟฟ้ารวมต่ำที่สุดไปสูงที่สุดได้ดังนี้ แบบแผนปกติให้ผลลัพธ์ในรูปแบบค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุด เนื่องจากแบบแผนนี้มีการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำและหากมีพลังงานส่วนเกินจะขายพลังงานไฟฟ้าเพื่อให้ได้กำไรในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง ดังนั้นจึงได้ผลลัพธ์ในการหาค่าเหมาะที่สุดตามสมการจุดประสงค์ได้ดีกว่าแบบแผนอื่น ๆ สำหรับแบบแผนไม่ขายไฟให้ผลลัพธ์ดีรองจากแบบแผนปกติ เนื่องจากไมโครกริดจะไม่ซื้อพลังงานไฟฟ้าในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำมากเกินไปและจะไม่จ่ายพลังงานทดแทนในช่วงเวลาดังกล่าวน้อยเกินไป แต่จะให้มีการซื้อพลังงานไฟฟ้าเท่าที่จำเป็นที่จะทำให้มีพลังงานทดแทนเหลือเพียงพอสำหรับจ่ายไฟฟ้าในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง ต่อมาแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ให้ผลลัพธ์รองลงมาจากแบบแผนไม่ขายไฟเนื่องจากในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำมีการซื้อพลังงานจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักและในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูง หากไม่มีพลังงานส่วนเกินจากแหล่งจ่ายพลังงานทดแทนจะเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพื่อขายพลังงานไฟฟ้าออกจากไมโครกริดดังนั้นจึงมีค่าใช้จ่ายที่เพิ่มมากกว่าแบบแผนไม่ขายไฟในส่วนของกริดเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซล ต่อมาแบบแผนไม่ซื้อไฟให้ผลลัพธ์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมสูงที่สุดเนื่องจากในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำที่ค่าใช้จ่ายการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักถูกกว่าในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงจะไม่มี การซื้อไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แต่จะเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเพื่อเสริมกำลังผลิตจากแหล่งพลังงานทดแทนทำให้มีค่าใช้จ่ายสูงและในช่วงความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงจะมีการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลก็ต่อเมื่อพลังงานทดแทนไม่เพียงพอ หากมีพลังงานทดแทนเพียงพอและมีส่วนเกินจากความต้องการใช้ไฟฟ้าจะขายพลังงานไฟฟ้าออกจากไมโครกริดเพื่อให้ได้กำไร โดยพบว่าหากจะขายพลังงานไฟฟ้าออกก็ต่อเมื่อมีพลังงานทดแทนส่วนเกินแต่ส่วนใหญ่จะไม่มีพลังงานทดแทนส่วนเกิน จึงไม่สามารถทำกำไรจากการขายไฟได้มากเท่าที่ควร ทำให้การจัดการจัดสรรพลังงานแบบแผนไม่ซื้อไฟมีค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมสูงที่สุดจากทุกแบบแผน

สำหรับจุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด สามารถเรียงลำดับแบบแผนที่ให้ค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดไปสูงที่สุดดังนี้ แบบแผนปกติให้ผลลัพธ์ค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดเนื่องจากในช่วงเวลาความต้องการใช้ไฟฟ้าต่ำจะเลือกซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักแทนการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลเนื่องจากค่าการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ของการซื้อไฟฟ้าต่ำกว่า ต่อมาแบบแผนไม่ขายไฟให้ผลลัพธ์คาร์บอนไดออกไซด์ต่ำรองลงมาจากแบบแผนปกติเนื่องจากไมโครกริดจะซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักเท่าที่จำเป็นต่อการจ่ายให้กับความต้องการใช้ไฟฟ้าทำให้การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการซื้อ

ไฟฟ้าต่ำ ต่อมาแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ให้การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ต่ำรองมาจากแบบแผนไม่ขายไฟเนื่องจากไมโครกริดจะไม่ซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักเพราะมีข้อกำหนดว่าต้องขายพลังงานไฟฟ้าออกจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก แต่จะเลือกที่จะเดินเครื่องจากโรงไฟฟ้าดีเซลเท่าที่จำเป็นต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าส่วนเกินจากแหล่งพลังงานทดแทนและแบบแผนสุดท้ายที่ให้ผลลัพธ์ของการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมมากที่สุด คือ แบบแผนไม่ซื้อไฟเนื่องจากไมโครกริดจะจ่ายพลังงานไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานทดแทนพอ ๆ กันตลอดช่วงเวลาทั้งวันและจะเดินเครื่องโรงไฟฟ้าดีเซลหากแหล่งพลังงานทดแทนไม่เพียงพอ ทำให้มีการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์มากกว่าทุกแบบแผนที่มีการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักเพราะการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ของโรงไฟฟ้าดีเซลมากกว่าการซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลัก

พบว่าผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานของไมโครกริดด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองให้ผลลัพธ์ในรูปแบบค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำกว่าการจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงานขนาดไมโคร [16] เนื่องจากการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถพิจารณาค่าทำนายของตัวแปรขาออกในอนาคตเพื่อที่จะหาตัวแปรควบคุมที่ทำให้สมการจุดประสงค์มีค่าต่ำที่สุด ดังนั้นการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถหาค่าเหมาะที่สุดของการจัดสรรพลังงานของแต่ละแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้า การซื้อพลังงานไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้าหลักและการทำกำไรให้มากที่สุดจากการขายพลังงานไฟฟ้าออกจากไมโครกริดให้กับโครงข่ายไฟฟ้าหลัก โดยการใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ชั่วโมงและข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมงมีผลต่อการจัดสรรพลังงานในรูปแบบของค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมเนื่องจากผลลัพธ์ขึ้นอยู่กับความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า ดังนั้นจากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานทั้ง 4 แบบแผน 3 ฤดูกาลสามารถสรุปได้ว่าการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถจัดสรรพลังงานให้กับไมโครกริดที่แม่นยำจนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ออกแบบระบบจัดการพลังงานสำหรับการจัดสรรพลังงานของไมโครกริด จังหวัดแม่ฮ่องสอน โดยในบทที่ 3 กล่าวถึงการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาหรือ 30 นาทีและล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาหรือ 1 วัน ด้วยวิธีทางอนุกรมเวลา ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติและแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล และวิธีโครงข่ายประสาท ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาทไปข้างหน้าและแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ ซึ่งแบบจำลองทางอนุกรมเวลาใช้หลักการของบ็อกและเจนกินส์สำหรับสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา ส่วนแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับจะมีขั้นตอนที่สำคัญของการสร้างแบบจำลองคือการเลือกตัวแปรขาเข้าให้กับแบบจำลอง ในงานวิจัยนี้ นำวิธีค่าสารสนเทศร่วมสำหรับคำนวณหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม เพื่อกำหนดตัวแปรขาเข้าที่มีนัยสำคัญสำหรับแบบจำลอง การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าจะใช้ค่าดัชนีชี้วัดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองและความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย โดยแบบจำลองที่ให้ค่าดัชนีชี้วัดความคลาดเคลื่อนทั้ง 2 ดัชนีนี้ต่ำที่สุด จะพิจารณาว่าแบบจำลองนั้นเหมาะสมและพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าได้ดีกว่าแบบจำลองอื่น ๆ ที่ให้ค่าดัชนีชี้วัดมากกว่า ซึ่งการประเมินประสิทธิภาพจะใช้ข้อมูลชุดทดสอบเพื่อวัดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ของแบบจำลอง โดยผลลัพธ์ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่คลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

สำหรับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาจะเปรียบเทียบระหว่างการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าและแบบวนกลับทั้งหมด 15 แบบจำลอง โดยแต่ละแบบจำลองมีตัวแปรขาเข้าแตกต่างกันตามผลของการทดสอบสมมติฐานค่าสารสนเทศร่วม พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับที่ไม่มีตัวแปรอุณหภูมิและตัวแปรความเข้มแสงย้อนหลังเป็นตัวแปรขาเข้า ให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่ดีที่สุด

จากผลลัพธ์ของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 และ 48 ช่วงเวลาพบว่า การเลือกตัวแปรขาเข้าของแบบจำลองด้วยวิธีค่าสารสนเทศสามารถส่งผลต่อการปรับปรุงประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง

ดังนั้นจึงนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบวนกลับที่มีตัวแปรขาเข้า คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้าและความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าย้อนหลัง 1 ถึง 48 ช่วงเวลาใช้พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาสำหรับเป็นข้อมูลขาเข้าให้กับการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในบทที่ 4

ในบทที่ 4 กล่าวถึงการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดทั้ง 4 แบบสำหรับจุดประสงค์ 2 ข้อ ได้แก่ ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุด การออกแบบการจัดสรรพลังงานใช้หลักการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง โดยพัฒนาต่อยอดเพิ่มเติมจากงานวิจัย [16] ซึ่งมีการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดจังหวัดแม่ฮ่องสอน 1 ครั้งสำหรับการจัดสรรพลังงาน 1 วันหรือ 48 ช่วงเวลา แต่ในงานวิจัยปรับให้มีการจัดสรรพลังงานทุก ๆ ช่วงเวลา โดยพิจารณาผลของตัวแปรขาออกล่วงหน้า 48 ช่วงเวลา สำหรับการแก้ปัญหาค่าเหมาะที่สุดตามสมการจุดประสงค์ และสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับของระบบไฟฟ้า สัญญาณอ้างอิงของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้าทุก ๆ ช่วงเวลา โดยการจัดสรรพลังงานมีทั้งหมด 4 แบบแผน ได้แก่ แบบแผนปกติ แบบแผนไม่ซื้อไฟ แบบแผนไม่ขายไฟและแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์ ในการจำลองผลของแต่ละแบบแผน พบว่าการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถช่วยปรับปรุงผลลัพธ์ของการจัดสรรพลังงาน กล่าวคือ ลดค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและลดการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม เมื่อเปรียบเทียบกับการจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16]

เมื่อพิจารณาจุดประสงค์ค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมต่ำที่สุดนั้นเรียงลำดับจากผลลัพธ์ที่ดีที่สุดไปต่ำที่สุดได้ดังนี้ แบบแผนที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด คือ แบบแผนปกติ ตามด้วยแบบแผนไม่ขายไฟ ตามด้วยแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์และแบบแผนไม่ซื้อไฟ เมื่อพิจารณาจุดประสงค์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมต่ำที่สุดเรียงลำดับจากผลลัพธ์ที่ดีที่สุดไปต่ำที่สุดได้ดังนี้ แบบแผนที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด คือ แบบแผนปกติ ตามด้วยแบบแผนไม่ขายไฟให้ ตามด้วยแบบแผนพลังงานสุทธิเป็นศูนย์และแบบแผนไม่ซื้อไฟ

ผลลัพธ์ของการจัดสรรพลังงานด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถจัดสรรพลังงานตามจุดประสงค์และสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับระบบไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ การใช้ข้อมูลขาเข้าของความแตกต่างความต้องการใช้ไฟฟ้าแตกต่างกันระหว่างข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าจริงล่วงหน้า 48 ช่วงเวลาและข้อมูลการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ช่วงเวลามีผลต่อผลลัพธ์การจัดสรรพลังงานในรูปแบบค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการด้านระบบไฟฟ้ารวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม ซึ่งขึ้นอยู่กับความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองพยากรณ์ความ

ต้องการใช้ไฟฟ้าชนิดโครงข่ายประสาทแบบวงกลับ จากผลลัพธ์การจัดสรรพลังงาน พบว่า การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสามารถช่วยปรับปรุงผลลัพธ์ในรูปแบบค่าใช้จ่ายการปฏิบัติการรวมและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมให้ดีขึ้นกว่าการจัดสรรพลังงานด้วยระบบจัดการพลังงาน [16] ทุกฤดูกาลทั้ง 4 แบบแผนกลยุทธ์การจัดสรรพลังงาน จึงสรุปได้ว่า การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานและสามารถประยุกต์ใช้กับระบบไฟฟ้าไมโครกริดของแม่ฮ่องสอนได้

5.2 ข้อเสนอแนะ

การสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 1 และ 48 ชั่วโมงที่ใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้าและสภาพภูมิอากาศย้อนหลังในปี พ.ศ. 2557 ตั้งแต่เดือนพฤษภาคมถึงธันวาคม โดยข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองจะใช้ 70 เปอร์เซ็นต์และข้อมูลสำหรับทดสอบหรือประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองใช้ 30 เปอร์เซ็นต์ แต่เนื่องจากมีข้อมูลจำนวนจำกัด อาจส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการฝึกสอนแบบจำลอง จึงทำให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ยังไม่ดีที่สุด ดังนั้นเพื่อให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพ ผู้วิจัยเสนอใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบแบบจำลองที่มีปริมาณมากเพียงพอ จะทำให้การปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลองมีความเหมาะสมมากขึ้น

ในส่วนของการจัดสรรพลังงานสำหรับไมโครกริดจำเป็นต้องมีข้อมูลขาเข้า ได้แก่ ข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง ข้อมูลพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำขนาดเล็กและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 48 ชั่วโมง แต่เนื่องจากในงานวิจัยนี้ ในส่วนของข้อมูลพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังงานทดแทนจะใช้ข้อมูลย้อนหลังแทนข้อมูลพยากรณ์ ดังนั้น จำเป็นต้องมีการพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังงานทดแทนดังกล่าวเพิ่มเติม ในการจัดสรรพลังงานของไมโครกริดในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบระบบจัดการพลังงานด้วยวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง ซึ่งการเลือกช่วงเวลาทำนายใช้เพียงค่าเดียว คือ $N_p = 48$ ดังนั้น ข้อเสนอแนะให้ศึกษาแนวทางการเลือกพารามิเตอร์ช่วงเวลาทำนาย และวิเคราะห์ผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการจัดสรรพลังงานของการควบคุมเชิงทำนายเพิ่มเติม



ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ก

ในตารางที่ 5.1 แสดง p-value ของการทดสอบสมมติฐานค่าสารสนเทศร่วมของตัวแปรอิสระสำหรับการเลือกตัวแปรของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

ตารางที่ 5.1 p-value ของการทดสอบสมมติฐานค่าสารสนเทศร่วมของตัวแปรอิสระสำหรับการเลือกตัวแปรของแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า d	ฤดูกาล		
		ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
DL_{t-d}	48	141000000	9900	1
	47	215000000	11700	2
	46	58000000	14300	14
	45	80400000	55800	6
	44	98300000	18000	4
	43	111000000	6170	0
	42	48100000	32300	0
	41	62100000	12600	0
	40	23800000	2350	0
	39	10200000	3190	0
	38	3230000	278	0
	37	1330000	38	0
	36	545000	378	0
	35	250000	96	0
	34	0	0	0
	33	416500000000	3277700000000	26136400000000
	32	488400000000	9393200000000	26171000000000
	31	480700000000	9808200000000	25889100000000
	30	474500000000	9703000000000	25295700000000
	29	546500000000	8211200000000	25892100000000
28	573100000000	8735200000000	25585700000000	

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า	ฤดูกาล		
	d	ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
	27	528100000000	9769800000000	26007200000000
	26	623400000000	10784600000000	25598600000000
	25	734800000000	6901300000000	26466200000000
	24	852300000000	8876800000000	26527000000000
	23	993200000000	8105000000000	25890800000000
	22	1183700000000	6043400000000	25944400000000
	21	1407200000000	5624600000000	26231600000000
	20	1615300000000	5408900000000	25954800000000
	19	1538100000000	7029700000000	26745800000000
	18	1594400000000	4410900000000	26834000000000
	17	1680800000000	4506100000000	26675800000000
	16	1727600000000	3321300000000	26389300000000
	15	1706200000000	3097800000000	26711800000000
	14	1792700000000	3482100000000	27083500000000
	13	1881500000000	3946900000000	26303000000000
	12	1988700000000	4739300000000	26992600000000
	11	2038900000000	6086000000000	27271600000000
	10	2127300000000	5218400000000	27140200000000
	9	2231700000000	4927200000000	27655900000000
	8	2313800000000	3459300000000	27595300000000
	7	2396000000000	3006500000000	27840300000000
	6	2176200000000	2278800000000	28441400000000
	5	2334900000000	1553900000000	28417000000000
	4	2264100000000	1204700000000	28391700000000
	3	2275000000000	1006900000000	28107500000000
	2	2206000000000	894200000000	27863100000000
	1	2177700000000	925200000000	27695700000000
L_{t-d}	48	2106000000000	953300000000	27646100000000

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า	ฤดูกาล		
	d	ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
	47	2088800000000	702600000000	2771310000000
	46	2065400000000	791400000000	2765520000000
	45	1961400000000	914200000000	2849800000000
	44	2011300000000	1010200000000	2908990000000
	43	1975000000000	1202000000000	2956880000000
	42	1996100000000	1231500000000	2972990000000
	41	2010400000000	1147900000000	2992800000000
	40	2044000000000	1503600000000	2960230000000
	39	1917900000000	1741200000000	2997960000000
	38	1983800000000	2234000000000	3055640000000
	37	1936900000000	2084900000000	3063930000000
	36	1853800000000	3071800000000	3129600000000
	35	1751900000000	4222000000000	3209830000000
	34	1757800000000	6768400000000	3224440000000
	33	5023300000000	10874900000000	4753840000000
	32	5596400000000	32616900000000	4915370000000
	31	4520400000000	42250700000000	5085780000000
	30	3781000000000	91972100000000	4989870000000
	29	3973000000000	286397900000000	4925010000000
	28	4513800000000	267764100000000	5198540000000
	27	4784100000000	325248900000000	5324080000000
	26	5987400000000	155084800000000	5179370000000
	25	6384400000000	224775400000000	5006010000000
	24	7393800000000	171068700000000	5158920000000
	23	6919900000000	51427700000000	4945140000000
	22	9124600000000	29189300000000	4980020000000
	21	7446500000000	62181300000000	4686990000000
	20	7100600000000	49126800000000	4665400000000

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า	ฤดูกาล		
	d	ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
	19	7246000000000	77198700000000	47480000000000
	18	7239600000000	203684800000000	46983200000000
	17	7914300000000	153909200000000	46323500000000
	16	8443100000000	383546800000000	44759700000000
	15	8776200000000	177110200000000	48660200000000
	14	9074200000000	490968800000000	46414700000000
	13	8578600000000	906630800000000	46278900000000
	12	9074100000000	346092300000000	46196800000000
	11	8323600000000	663361000000000	43355600000000
	10	8404500000000	832985900000000	44060000000000
	9	8839400000000	1587027400000000	43719800000000
	8	9167600000000	2367390400000000	46047500000000
	7	8718300000000	2033537900000000	47631300000000
	6	9591800000000	2856881400000000	47166000000000
	5	9260200000000	3729002000000000	48789400000000
	4	9141500000000	4751216600000000	48225300000000
	3	9141200000000	9448314700000000	46272300000000
	2	8441200000000	9789615700000000	43197700000000
	1	8256200000000	12372944100000000	43098900000000
T_{t-d}	48	8121100000000	14981677800000000	42093200000000
	47	6477300000000	9899671500000000	43222600000000
	46	6104100000000	7072631300000000	45656600000000
	45	6400500000000	13019764600000000	46352600000000
	44	4697100000000	12415628400000000	48897900000000
	43	4011500000000	29998630900000000	51187800000000
	42	3662000000000	29362028400000000	47448600000000
	41	3387400000000	35769271400000000	46802200000000
	40	3175700000000	24326921000000000	47444600000000

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า	ฤดูกาล		
	d	ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
	39	2658500000000	6775502920000000	46960400000000
	38	3285400000000	6472598960000000	44532000000000
	37	2216900000000	2983172530000000	45841200000000
	36	2819100000000	2761182720000000	42760700000000
	35	2430000000000	3793520550000000	41103400000000
	34	141000000	9900	1
	33	215000000	11700	2
	32	58000000	14300	14
	31	80400000	55800	6
	30	98300000	18000	4
	29	111000000	6170	0
	28	48100000	32300	0
	27	62100000	12600	0
	26	23800000	2350	0
	25	10200000	3190	0
	24	3230000	278	0
	23	1330000	38	0
	22	545000	378	0
	21	250000	96	0
	20	0	0	0
	19	416500000000	3277700000000	26136400000000
	18	488400000000	9393200000000	26171000000000
	17	480700000000	9808200000000	25889100000000
	16	474500000000	9703000000000	25295700000000
	15	546500000000	8211200000000	25892100000000
	14	573100000000	8735200000000	25585700000000
	13	528100000000	9769800000000	26007200000000
	12	623400000000	10784600000000	25598600000000

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า	ฤดูกาล		
	d	ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
	11	734800000000	6901300000000	26466200000000
	10	852300000000	8876800000000	26527000000000
	9	993200000000	8105000000000	25890800000000
	8	1183700000000	6043400000000	25944400000000
	7	1407200000000	5624600000000	26231600000000
	6	1615300000000	5408900000000	25954800000000
	5	1538100000000	7029700000000	26745800000000
	4	1594400000000	4410900000000	26834000000000
	3	1680800000000	4506100000000	26675800000000
	2	1727600000000	3321300000000	26389300000000
	1	1706200000000	3097800000000	26711800000000
I_{t-d}	48	1792700000000	3482100000000	27083500000000
	47	1881500000000	3946900000000	26303000000000
	46	1988700000000	4739300000000	26992600000000
	45	2038900000000	6086000000000	27271600000000
	44	2127300000000	5218400000000	27140200000000
	43	2231700000000	4927200000000	27655900000000
	42	2313800000000	3459300000000	27595300000000
	41	2396000000000	3006500000000	27840300000000
	40	2176200000000	2278800000000	28441400000000
	39	2334900000000	1553900000000	28417000000000
	38	2264100000000	1204700000000	28391700000000
	37	2275000000000	1006900000000	28107500000000
	36	2206000000000	894200000000	27863100000000
	35	2177700000000	925200000000	27695700000000
	34	2106000000000	953300000000	27646100000000
	33	2088800000000	702600000000	27713100000000
32	2065400000000	791400000000	27655200000000	

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า	ฤดูกาล		
	d	ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
	31	1961400000000	914200000000	2849800000000
	30	2011300000000	1010200000000	2908990000000
	29	1975000000000	1202000000000	2956880000000
	28	1996100000000	1231500000000	2972990000000
	27	2010400000000	1147900000000	2992800000000
	26	2044000000000	1503600000000	2960230000000
	25	1917900000000	1741200000000	2997960000000
	24	1983800000000	2234000000000	3055640000000
	23	1936900000000	2084900000000	3063930000000
	22	1853800000000	3071800000000	3129600000000
	21	1751900000000	4222000000000	3209830000000
	20	1757800000000	6768400000000	3224440000000
	19	5023300000000	10874900000000	4753840000000
	18	5596400000000	32616900000000	4915370000000
	17	4520400000000	42250700000000	5085780000000
	16	3781000000000	91972100000000	4989870000000
	15	3973000000000	286397900000000	4925010000000
	14	4513800000000	267764100000000	5198540000000
	13	4784100000000	325248900000000	5324080000000
	12	5987400000000	1550848000000000	5179370000000
	11	6384400000000	2247754000000000	5006010000000
	10	7393800000000	1710687000000000	5158920000000
	9	6919900000000	5142770000000000	4945140000000
	8	9124600000000	2918930000000000	4980020000000
	7	7446500000000	6218130000000000	4686990000000
	6	7100600000000	4912680000000000	4665400000000
	5	7246000000000	7719870000000000	4748000000000
	4	7239600000000	2036848000000000	4698320000000

ตัวแปร	ลำดับความล่าช้า	ฤดูกาล		
	d	ฤดูร้อน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูฝน ($\times 10^{-15}$)	ฤดูหนาว ($\times 10^{-15}$)
	3	7914300000000	153909200000000	463235000000000
	2	8443100000000	383546800000000	447597000000000
	1	8425200000000	781535000000000	344506000000000



บรรณานุกรม



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

- [1] C. Deb, F. Zhang, J. Yang, S. E. Lee, and K. W. Shah, "A review on time series forecasting techniques for building energy consumption," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 74, pp. 902-924, 2017.
- [2] R. R. Eapen and S. P. Simon, "Performance Analysis of Combined Similar Day and Day Ahead Short Term Electrical Load Forecasting using Sequential Hybrid Neural Networks," *IETE Journal of Research*, vol. 65, no. 2, pp. 216-226, 2019.
- [3] T. Hong, M. Gui, M. E. Baran, and H. L. Willis, "Modeling and forecasting hourly electric load by multiple linear regression with interactions," in *IEEE PES General Meeting*, 2010, pp. 1-8.
- [4] R. H. Lasseter and P. Paigi, "Microgrid: a conceptual solution," in *2004 IEEE 35th Annual Power Electronics Specialists Conference*, 2004, vol. 6, pp. 4285-4290.
- [5] G. Mahalakshmi, S. Sridevi, and S. Rajaram, "A survey on forecasting of time series data," in *2016 International Conference on Computing Technologies and Intelligent Data Engineering*, 2016, pp. 1-8.
- [6] H. Nguyen and C. K. Hansen, "Short-term electricity load forecasting with Time Series Analysis," in *2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management*, 2017, pp. 214-221.
- [7] K. R. M. Supapo, R. V. M. Santiago, and M. C. Pacis, "Electric load demand forecasting for Aborlan-Narra-Quezon distribution grid in Palawan using multiple linear regression," in *2017 IEEE 9th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management*, 2017, pp. 1-6.
- [8] C. Chen, S. Duan, T. Cai, B. Liu, and G. Hu, "Smart energy management system for optimal microgrid economic operation," *IET Renewable Power Generation*, vol. 5, no. 3, pp. 258-267, 2011.
- [9] W. Su and J. Wang, "Energy management systems in microgrid operations," *The Electricity Journal*, vol. 25, no. 8, pp. 45-60, 2012.

- [10] P. P. Vergara, J. C. López, L. C. P. da Silva, and M. J. Rider, "Security-constrained optimal energy management system for three-phase residential microgrids," *Electric Power Systems Research*, vol. 146, pp. 371-382, 2017.
- [11] L. Zajmi, F. Y. H. A. Ahmed, and A. A. Jaharadak, *Concepts, Methods, and Performances of Particle Swarm Optimization, Backpropagation, and Neural Networks*. 2018, pp. 1-7.
- [12] M. Barman, N. B. Dev Choudhury, and S. Sutradhar, "A regional hybrid GOA-SVM model based on similar day approach for short-term load forecasting in Assam, India," *Energy*, vol. 145, pp. 710-720, 2018.
- [13] Q. Wei, D. Liu, F. L. Lewis, Y. Liu, and J. Zhang, "Mixed Iterative Adaptive Dynamic Programming for Optimal Battery Energy Control in Smart Residential Microgrids," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 64, no. 5, pp. 4110-4120, 2017.
- [14] J. Bastidas Betancourt, K. Khawaja, M. Saeed uz Zaman, and C.-H. Kim, "EMS Power Dispatch of PV System Installed in Smart Buildings with EV Parking Lot and VRB Hybrid Storage in Distribution Systems," *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers*, vol. 32, no. 4, pp. 111-123, 2018.
- [15] B. Zhao, L. Jia, H. Xia, and Y. Li, "Adaptive dynamic programming-based stabilization of nonlinear systems with unknown actuator saturation," *Nonlinear Dynamics*, vol. 93, no. 4, pp. 2089-2103, 2018.
- [16] N. Piphitpattanaprap and D. Banjerdpongchai, "Energy management system of hybrid power generation with battery energy storage and application to MHS smart grid project," in *2015 54th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan*, 2015, pp. 922-927.
- [17] Y. Xu, G. Jones, J. Li, B. Wang, and C. Sun, "A Study on Mutual Information-based Feature Selection for Text Categorization," *Journal of Computational Information Systems*, vol. 3, no. 3, pp. 1007-1012, 2007.
- [18] S. Dodamani, V. Shetty, and R. Magadam, "Short term load forecast based on time series analysis: A case study," in *2015 International Conference on Technological Advancements in Power and Energy*, 2015, pp. 299-303.

- [19] M. Alam, "Particle Swarm Optimization: Algorithm and its Codes in MATLAB," *ResearchGate*, pp. 1-10, 2016
- [20] R. Battiti, "Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning," *IEEE Transactions on neural networks*, vol. 5, no. 4, pp. 537-550, 1994.
- [21] S. Bhattacharjee, A. Bhattacharya, and S. Sharma, "Grey wolf optimisation for optimal sizing of battery energy storage device to minimise operation cost of microgrid," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 10, no. 3, pp. 625-637, 2016.
- [22] S. M. S. Cabaneros, J. K. S. Calautit, and B. R. Hughes, "Hybrid artificial neural network models for effective prediction and mitigation of urban roadside NO2 pollution," *Energy Procedia*, vol. 142, pp. 3524-3530, 2017.
- [23] P. A. Estévez, M. Tesmer, C. A. Perez, and J. M. Zurada, "Normalized mutual information feature selection," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 20, no. 2, pp. 189-201, 2009.
- [24] J. S. Heslin and B. F. Hobbs, "A multiobjective production costing model for analyzing emissions dispatching and fuel switching (of power stations)," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 4, no. 3, pp. 836-842, 1989.
- [25] I. Samuel, T. Ojewola, A. Awelewa, and P. Amaize, "Short-Term Load Forecasting Using the Time Series and Artificial Neural Network Methods," *IOSR journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 11, no. 1, pp. 72-81, 2018.
- [26] I. L. Jordán, E. O'Neill-Carrillo, and N. López, "Towards a zero net energy community microgrid," in *2016 IEEE Conference on Technologies for Sustainability*, 2016, pp. 63-67.
- [27] R. H. Lasseter and P. Piagi, "Microgrid: A conceptual solution," in *IEEE Power Electronics Specialists Conference*, vol. 6, pp. 4285-4291, 2004
- [28] R. Leardi and A. L. Gonzalez, "Genetic algorithms applied to feature selection in PLS regression: how and when to use them," *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, vol. 41, no. 2, pp. 195-207, 1998.

- [29] B. Sharif, D. Makowski, F. Plauborg, and J. E. Olesen, "Comparison of regression techniques to predict response of oilseed rape yield to variation in climatic conditions in Denmark," *European Journal of Agronomy*, vol. 82, pp. 11-20, 2017.
- [30] S. Tabatabaei, "A probabilistic neural network based approach for predicting the output power of wind turbines," *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, vol. 29, no. 2, pp. 273-285, 2017.
- [31] M. F. Zia, E. Elbouchikhi, and M. Benbouzid, "Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects," *Applied Energy*, vol. 222, pp. 1033-1055, 2018.
- [32] S. Techapakapong, "A Case Study on Using Battery Energy Storage System with Mini-Hydro Power Plant to Minimize the Impacts of Solar PV Generation on Electrical Network of Amphoe Mueng Mae Hong Son," Master, Electrical Engineering, Chulalongkorn University, 2017.
- [33] EGAT. "SMART EGAT." <https://abc.egat.co.th/egat-smart-eco> (accessed 2018).
- [34] แนนบุญ หุนเจริญ, การพัฒนาระบบโครงข่ายไฟฟ้าสมาร์ตกริดกรณีศึกษาเมืองแม่ฮ่องสอน (สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2559)
- [35] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. (2555). อัตราค่าไฟฟ้าขายส่งตามช่วงเวลาของการใช้. 1 กรกฎาคม, 2562, จาก http://www4.egat.co.th/ft/20150930%20Wholesale%20Rate_MEA_PEA_Nov2015_rebase%20ft%20%200.0212.pdf

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	นางสาวธัญวลัย ปานะพงศ์ปกรณ์
วัน เดือน ปี เกิด	15 กุมภาพันธ์ 2536
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ที่อยู่ปัจจุบัน	290/57 หมู่บ้าน ศุภาลัยพาร์ควิลล์ ถนนร่มเกล้า แขวง มีนบุรี เขต มีนบุรี กรุงเทพมหานคร 10510
ผลงานตีพิมพ์	1.T. Panapongpakorn and D. Banjerdpongchai, "Short-Term Load Forecast for Energy Management Systems Using Time Series Analysis and Neural Network Method with Average True Range," 2019 First International Symposium on Instrumentation, Control, Artificial Intelligence, and Robotics, 2019, pp. 86-89. 2. T. Panapongpakorn and D. Banjerdpongchai, "Short-Term Load Forecast for Energy Management System Using Neural Networks with Mutual Information Method of Input Selection", SICE International Symposium on Control Systems 2019, 2019.