การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์เพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง

นายสุชาครีย์ นิติศานนท์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย
The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2559
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

SOLAR POWER FORECAST FOR DETERMINING BACK-UP GENERATION REQUIREMENT

Mr. Suchakrey Nitisanon

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Engineering Program in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2016

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์เพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง
โดย	นายสุชาครีย์ นิติศานนท์
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร. แนบบุญ หุนเจริญ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร. สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร. กุลยศ อุดมวงศ์เสรี)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร. แนบบุญ หุนเจริญ)

.....กรรมการ
(อาจารย์ ดร. พีรพล เวทีกูล)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ดร. พณิดา จิรัฐิติเจริญ)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สุชาครีย์ นิติศานนท์ : การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์เพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง (SOLAR POWER FORECAST FOR DETERMINING BACK-UP GENERATION REQUIREMENT) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: รศ. ดร. แนบบุญ หุนเจริญ, 83 หน้า.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำเสนอวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์เพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง โดยอาศัยข้อมูลป้อนเข้าที่สามารถตรวจวัดได้จากสถานที่ติดตั้งแผงโซล่าเซลล์ทั่วไป ร่วมกับข้อมูลการพยากรณ์สภาพอากาศโดยกรมอุตุนิยมวิทยา เปรียบเทียบสมรรถนะความแม่นยำระหว่างกรณีที่ไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล กับกรณีที่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล โดยแบ่งตามช่วงระยะเวลา ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว โดยใช้เครื่องมือ Self-Organized Map (SOM) ในการจำแนกสภาพอากาศของแต่ละช่วงระยะเวลาครึ่งวันออกเป็น 3 กลุ่ม แบ่งเป็น ช่วงเช้า (00.00 – 12.00 น.) และช่วงบ่าย (12.00 – 24.00 น.) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ จากนั้น ในส่วนของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 1-3 ชั่วโมง ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม หรือ ANN ที่ผ่านการฝึกด้วยชุดข้อมูลที่สอดคล้องกับผลการจำแนกสภาพอากาศ ในการศึกษานี้ ใช้ข้อมูลที่ตรวจวัดได้จริงจากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์แบบฟาร์ม ขนาดกำลังผลิตติดตั้ง 500 kW ที่อำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน จังหวัดแม่ฮ่องสอน ในช่วงระหว่างปี พ.ศ. 2553 – 2557 ในการฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และในการทดสอบสมรรถนะความแม่นยำ ผลลัพธ์ที่ได้พบว่า ความแม่นยำในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ในกรณีที่ไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล มีค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้า คิดจาก % RMSE เท่ากับ 40.14% (คิดจากจำนวนวันที่ทดสอบรวมทั้งหมด 114 วัน ครอบคลุมทั้ง 3 ฤดู) ส่วนกรณีที่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล พบว่า ค่าความผิดพลาด %RMSE มีค่าเท่ากับ 34.71% นอกจากนี้ จากสมรรถนะความแม่นยำในการพยากรณ์ดังกล่าว สามารถนำไปใช้เป็นเหตุผลเพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรองของการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ในช่วงฤดูร้อนและฤดูหนาว กำหนดค่าที่ประมาณ 30% ของขนาดกำลังการผลิตติดตั้งพลังงานแสงอาทิตย์ และในช่วงฤดูฝน กำหนดค่าที่ประมาณ 40% ตามลำดับ

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนิสิต .....

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

ปีการศึกษา 2559

5970339521 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORDS: RENEWABLE ENERGY FORECASTING / SOLAR POWER / ARTIFICIAL NEURAL NETWORK / BACK-UP GENERATION

SUCHAKREY NITISANON: SOLAR POWER FORECAST FOR DETERMINING BACK-UP GENERATION REQUIREMENT. ADVISOR: ASSOC. PROF. NAEBBOON HOONCHAREON, 83 pp.

This thesis proposes a method of solar power forecast (SPF) for determining back-up generation requirement. The method requires minimal input data which are normally monitored at all sites, together with relevant weather forecast data from Thai Meteorological Department (TMD). Performances of the algorithm are compared with no and with consideration of the seasonal factor, being classified by respective periods of summer, rainy and winter seasons. For weather classification, Self-Organized Map (SOM) is applied to classify the input data in each of the half-day interval, morning (00.00-12.00 am.) and afternoon (00.00-12.00 am.), into 3 types to enhance SPF accuracy. Then, the ANN-based model for 1-3 hour ahead SPF are developed in accordance with the resulting weather classification. In this study, the actual field measurements from the 500-kW installed solar farm in Mae Hong Son district, during the period from 2010-2014, will be used for training and testing the SPF performance. Test results show that the 3-hour ahead accuracy performance of SPF, evaluated in terms of the RMSE, with no and with consideration of seasonal factor, are at 40.14% and 34.71%, respectively, (from 114 days of testing data covering all 3 seasons). Additionally, from the obtained performance of the SPF, it can rationally be used to determine the requirement of back-up generation by 30%, in summer and winter, and 40%, in rainy season, with respect to the installed capacity of solar power generation.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Department:	Electrical Engineering	Student's Signature	.....
Field of Study:	Electrical Engineering	Advisor's Signature	.....
Academic Year:	2016		

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร.แนบบุญ หุนเจริญ ที่ให้ความเอาใจใส่และให้คำปรึกษา ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ตลอดจนคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ คือ รองศาสตราจารย์ ดร.กุลยศ อุดมวงศ์เสรี ดร.พีรพล เวทีกูล และดร.พณิดา จิรัฐิติเจริญ ที่ให้คำชี้แนะและแก้ไขให้วิทยานิพนธ์นี้ดียิ่งขึ้น นอกจากนี้ขอขอบคุณหน่วยงานที่ให้การสนับสนุน คือ สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ (วช.) ที่ให้การสนับสนุนทุนงานวิจัย และการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) ที่ให้การสนับสนุนข้อมูลที่จำเป็นต่างๆ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ท้ายที่สุดขอขอบคุณพี่ๆ เพื่อนๆ และน้องๆแห่งห้องปฏิบัติการวิจัยไฟฟ้ากำลังสำหรับกำลังใจและคำแนะนำต่างๆ ทำให้ข้าพเจ้ามีความสุขในการศึกษาเรียนรู้มาโดยตลอดทุกๆปีการศึกษาที่ผ่านมา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ

กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ

สารบัญ ..... ช

สารบัญรูป 1

สารบัญตาราง 1

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญ 1

1.2 วัตถุประสงค์ 2

1.3 ขอบเขตวิทยานิพนธ์ 2

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์ 3

บทที่ 2 ไฟฟ้าสำรองเพื่อรองรับระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 4

2.1 การวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 4

2.2 ผลกระทบของความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน 6

2.3 การรักษาสมดุลระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าและการผลิตไฟฟ้าแบบทันทีทันใด 7

2.4 การกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง เพื่อรองรับความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน 9

บทที่ 3 เทคนิคการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 14

3.1 แบบจำลองอนุกรมเวลา (Time-series model) 14

3.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) 16

3.3 การพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลข 20

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

หน้า

บทที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) 21
4.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) 21
4.2 Self-Organized Map (SOM) 26
บทที่ 5 การกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง โดยใช้การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 29
5.1 การจำแนกสภาพอากาศ 29
5.1.1 การจำแนกสภาพอากาศโดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 29
5.1.2 การจำแนกสภาพอากาศ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 31
5.2 การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 33
5.3 การกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง 35
5.4 การประยุกต์ขั้นตอนวิธีการในระบบปฏิบัติการจริง 36
บทที่ 6 ผลการทดสอบ 38
6.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ 38
6.2 ผลการจำแนกสภาพอากาศ 40
6.2.1 ผลการจำแนกสภาพอากาศโดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 41
6.2.2 ผลการจำแนกสภาพอากาศโดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล 42
6.3 ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 47
6.3.1 ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 47
6.3.2 ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล 49
6.3.3 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 57
6.4 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง 58
6.4.1 ฤดูร้อน 58

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

หน้า

6.4.2 ฤดูฝน 61
6.4.3 ฤดูหนาว 64
บทที่ 7 สรุปผลและข้อเสนอแนะ 67
7.1 สรุป 67
7.2 ข้อเสนอแนะ 68
รายการอ้างอิง 69
ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยไม่พิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล 73
ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล 77
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 83

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญรูป

รูปที่ 2. 1 กราฟค่าใช้จ่ายที่เพิ่มขึ้น เปรียบเทียบกับความผิดพลาดจากการพยากรณ์ 5

รูปที่ 2. 2 ปริมาณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ขึ้นอยู่กับสภาพภูมิอากาศ 7

รูปที่ 2. 3 ค่าที่ใช้จ่ายที่ลดลง เปรียบเทียบกับกำลังผลิตติดตั้งของระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานลม (Ummels, Gibescu et al. 2007)..... 8

รูปที่ 2.4 การเพิ่มกำลังผลิตไฟฟ้า เมื่อการพยากรณ์มากกว่ากำลังผลิตไฟฟ้าจริง (over forecast) ... 9

รูปที่ 2.5 การลดกำลังผลิตไฟฟ้า เมื่อการพยากรณ์น้อยกว่ากำลังผลิตไฟฟ้าจริง (over forecast) .. 10

รูปที่ 2.6 การพิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า 11

รูปที่ 2.7 ผลต่างระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิที่ได้จริง กับการพยากรณ์ จากข้อมูลทดสอบ 28 วัน (Halamay, Brekken et al. 2011)..... 12

รูปที่ 4. 1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 21

รูปที่ 4. 2 กระบวนการหาข้อมูลส่งออกของ ANN..... 23

รูปที่ 4.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (a) Sigmoid (b) Tangent hyperbolic (c) Radial basis 26

รูปที่ 4.4 (a) โครงสร้าง SOM 1 มิติ (b) โครงสร้างภายในของ SOM..... 26

รูปที่ 5. 1 ขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 30

รูปที่ 5.2 โครงสร้าง SOM ของการจำแนกประเภทสภาพอากาศในแต่ละครึ่งวันในแต่ละฤดูกาล 31

รูปที่ 5. 3 ขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 33

รูปที่ 5.4 แบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 35

รูปที่ 5.5 การประยุกต์ขั้นตอนวิธีการในระบบปฏิบัติการจริง..... 37

รูปที่ 6.1 ตัวอย่างข้อมูลตรวจวัดที่ได้จากโซล่าฟาร์มขนาดติดตั้ง 500 kW 38
รูปที่ 6.2 ตัวอย่างข้อมูลพยากรณ์จากกรมอุตุนิยมวิทยา พยากรณ์ ณ เวลา 0.00น. 39
รูปที่ 6.3 ตัวอย่างข้อมูลพยากรณ์จากกรมอุตุนิยมวิทยา พยากรณ์ ณ เวลา 12.00น. 39
รูปที่ 6. 4 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันเช้า กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 41
รูปที่ 6. 5 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 42
รูปที่ 6. 6 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันเช้า ในฤดูร้อน 43
รูปที่ 6. 7 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูร้อน 43
รูปที่ 6. 8 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูฝน 44
รูปที่ 6. 9 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูฝน 45
รูปที่ 6. 10 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันเช้า ในฤดูหนาว 46
รูปที่ 6. 11 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูหนาว 46
รูปที่ 6. 12 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 48
รูปที่ 6. 13 ผลลัพธ์การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์3 ชั่วโมงล่วงหน้า ที่ดีที่สุด กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 49
รูปที่ 6. 14 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด ของฤดูร้อน 51
รูปที่ 6. 15 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่ดีที่สุด ของฤดูร้อน 51
รูปที่ 6. 16 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด ของฤดูฝน 53
รูปที่ 6. 17 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่ดีที่สุด ของฤดูฝน 53
รูปที่ 6. 18 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด ของฤดูหนาว 55

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 6. 19 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่ดีที่สุด ของฤดูหนาว 55
รูปที่ 6. 20 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูร้อน 60
รูปที่ 6. 21 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูฝน 63
รูปที่ 6. 22 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูหนาว 66

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญตาราง

ตารางที่ 6. 1 เปอร์เซ็นของสัมประสิทธิสหสัมพันธ์ของข้อมูลตรวจวัดกับกำลังผลิตไฟฟ้า 40

ตารางที่ 6. 2 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ของทุกวันที่ทดสอบ ในกรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล..... 47

ตารางที่ 6. 3 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุด และน้อยที่สุดในแต่ละวัน กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 48

ตารางที่ 6.4 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ ในฤดูร้อน 50

ตารางที่ 6. 5 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุด และน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของฤดูร้อน..... 50

ตารางที่ 6. 6 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ ในฤดูฝน 52

ตารางที่ 6. 7 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุด และน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของฤดูฝน..... 52

ตารางที่ 6. 8 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ ในฤดูหนาว 54

ตารางที่ 6. 9 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุด และน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของฤดูหนาว..... 54

ตารางที่ 6. 10 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ รวมทุกฤดูกาล 56

ตารางที่ 6.11 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุด และน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของทุกฤดูกาล 56

ตารางที่ 6.12 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองที่ไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล และพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล 57

ตารางที่ 6. 13 พลังงานไฟฟ้าที่ต้องสำรอง หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูร้อน 58

ตารางที่ 6.14 กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง ในแต่ละชั่วโมง (7.00น.-19.00น.) หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูร้อน 59

ตารางที่ 6. 15 ผลการกำหนดไฟฟ้าสำรอง ในฤดูร้อน 60

ตารางที่ 6. 16 พลังงานไฟฟ้าที่ต้องสำรอง หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูฝน 61

ตารางที่ 6.17 กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง ในแต่ละชั่วโมง (7.00น.-19.00น.) หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูฝน 62

ตารางที่ 6. 18 ผลการกำหนดไฟฟ้าสำรอง ในฤดูฝน 63

ตารางที่ 6. 19 พลังงานไฟฟ้าที่ต้องสำรอง หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูหนาว 64

ตารางที่ 6. 20 กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง ในแต่ละชั่วโมง (7.00น.-19.00น.) หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูหนาว 65

ตารางที่ 6. 21 ผลการกำหนดไฟฟ้าสำรอง ในฤดูหนาว 66

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 1
บทนำ

เนื้อหาของบทนี้จะนำเสนอที่มาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ขอบเขตของวิทยานิพนธ์ ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากวิทยานิพนธ์ และเนื้อหาของวิทยานิพนธ์

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ปัจจุบันประเทศไทยมีแนวโน้มในการติดตั้งระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์มากขึ้น โดยกำหนดเป้าหมายในแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือก (AEDP) ให้มีกำลังผลิตติดตั้งโดยรวมทั้งประเทศ 6,000 เมกะวัตต์ ภายในปี พ.ศ. 2579 (AEDP2015) ประกอบกับค่าใช้จ่ายด้านการลงทุนติดตั้งระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ยังคงมีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่อง จึงทำให้ปัจจุบัน มีผู้ประกอบการสนใจเป็นผู้ผลิตไฟฟ้าประเภทพลังงานแสงอาทิตย์ ทั้งผู้ผลิตไฟฟ้ารายเล็ก (Small Power Producer; SPP) และผู้ผลิตไฟฟ้าขนาดเล็กมาก (Very Small Power Producer; VSPP) จำนวนมาก

อย่างไรก็ดี ความแปรปรวนของกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังแสงอาทิตย์ขึ้นอยู่กับปัจจัยสำคัญ คือ สภาพภูมิอากาศ ณ ที่สถานที่ติดตั้งนั้น ผนวกกับในบางพื้นที่ หากมีผู้ประกอบการจำนวนมากและกำลังผลิตติดตั้งของพลังแสงอาทิตย์โดยรวมมีปริมาณสูง ทำให้กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จริง ณ เวลาหนึ่ง ๆ ไม่สอดคล้องกับปริมาณความต้องการกำลังไฟฟ้าของพื้นที่ ณ ขณะนั้น ๆ จะส่งผลกระทบต่อระบบไฟฟ้ากำลัง ทั้งในด้านเสถียรภาพ คุณภาพไฟฟ้า และความเชื่อถือได้ ดังนั้นเพื่อให้ระบบไฟฟ้าสามารถรักษาระดับของกำลังไฟฟ้า และปริมาณความต้องการกำลังไฟฟ้าให้สอดคล้องกัน จึงจำเป็นที่จะต้องเตรียมไฟฟ้าสำรอง (Back-Up Generation) ทำให้สามารถสั่งการเพิ่มหรือลดกำลังการผลิตไฟฟ้าได้ทันที

อย่างไรก็ตาม การเตรียมไฟฟ้าสำรอง มีค่าใช้จ่ายค่อนข้างสูง เพราะฉะนั้นการกำหนดความต้องการปริมาณไฟฟ้าสำรองที่เหมาะสมจึงเป็นสิ่งจำเป็น การมีระบบการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังแสงอาทิตย์ จะช่วยกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรองในปริมาณที่เหมาะสมมากขึ้น โดยจะนำผลการพยากรณ์ประยุกต์ในการเตรียมการสั่งเดินเครื่องโรงไฟฟ้าที่สามารถควบคุมกำลังผลิตไฟฟ้า (Unit commitment or scheduling) ทำให้กำลังไฟฟ้ากับปริมาณความต้องการกำลังไฟฟ้ามีผลต่างน้อยลง ส่งผลให้ความต้องการปริมาณไฟฟ้าสำรองลดลงไปด้วย

ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเสนอวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยจะมุ่งเน้นเป็นข้อมูลที่สำคัญที่ช่วยเพิ่มสมรรถนะการทำงานให้กับระบบการจัดการพลังงาน ในการ

กำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรองที่เพียงพอที่จะส่งผลให้ระบบโครงข่ายไฟฟ้าสามารถรองรับผลกระทบในเชิงเทคนิคที่อาจเกิดขึ้นจากความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าประเภทนี้ได้

1.2 วัตถุประสงค์

ออกแบบและพัฒนาขั้นตอนวิธีประมวลผลสำหรับการพยากรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ในระยะเวลาที่เหมาะสม ในการพิจารณาความต้องการบริการเสริมความมั่นคง ในการเตรียมปริมาณไฟฟ้าสำรอง (Back-Up Generation) ที่จำเป็น ในการรักษาเสถียรภาพของระบบไฟฟ้ากำลัง

1.3 ขอบเขตวิทยานิพนธ์

1) ออกแบบและพัฒนาขั้นตอนวิธีประมวลผลสำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ประเภทฟาร์ม (Solar PV farm)
2) พยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ในระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับการประยุกต์ในการกำหนดความต้องการปริมาณไฟฟ้าสำรอง ภายใน 3 ชั่วโมงล่วงหน้า
3) ระบบทดสอบ คือ ระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ที่ติดตั้ง ณ โครงการนำร่องสมาร์ตกริด (Smart Grid) ที่อำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน มีขนาดติดตั้ง 500 กิโลวัตต์

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

1) ศึกษาบทความทางวิชาการและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์ ดังนี้
    1.1) ศึกษาการกำหนดความต้องการปริมาณไฟฟ้าสำรอง โดยการประยุกต์การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์
    1.2) ศึกษาการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ด้วยเทคนิคต่างๆ
    1.3) ศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์
2) ระบุกรอบการดำเนินงาน
3) ทดสอบขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ กับระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 500 kW
4) ปรับปรุงโครงสร้างขั้นตอนวิธีการเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุด
5) สรุปและวิเคราะห์ผลการทดสอบ
6) เขียนรายงาน

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1) ได้ขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังแสงอาทิตย์ระยะสั้น (ภายใน 3 ชั่วโมงล่วงหน้า)
2) นำผลลัพธ์จากโครงการวิจัยไปใช้เป็นเครื่องมือพิจารณาความต้องการปริมาณไฟฟ้าสำรองที่จำเป็น เพื่อช่วยรักษาเสถียรภาพของระบบโครงข่ายไฟฟ้า สำหรับระบบจัดการพลังงานสมัยใหม่

โดยภาพรวม หากงานวิจัยนี้ประสบผลสำเร็จ จะส่งผลทำให้ระบบโครงข่ายไฟฟ้าสามารถรองรับและพึ่งพาการผลิตไฟฟ้าจากพลังแสงอาทิตย์ ได้ในปริมาณสูงขึ้น อย่างคุ้มค่า สอดคล้องกับนโยบายด้านพลังงานของประเทศ โดยยังคงรักษาเสถียรภาพ ความมั่นคง และความเชื่อถือได้ของระบบโครงข่ายไฟฟ้าโดยรวมไว้ได้

1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งออกเป็น 7 บท โดยแบ่งเป็นเนื้อหาดังนี้

บทที่ 1 บทนำ จะกล่าวถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ขอบเขตของวิทยานิพนธ์ขั้นตอนการศึกษาวิธีการดำเนินงาน ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากวิทยานิพนธ์ และเนื้อหาของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 จะกล่าวถึงงานวิจัยในอดีต และ ทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการกำหนดความต้องการปริมาณไฟฟ้าสำรอง สำหรับรองรับความแปรปรวนจากระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานหมุนเวียนโดยประยุกต์ใช้การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน

บทที่ 3 จะกล่าวถึงงานวิจัยในอดีต และทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคที่ใช้สำหรับพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

บทที่ 4 จะกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 5 จะกล่าวถึงวิธีการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง โดยใช้การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

บทที่ 6 ผลการทดสอบ

บทที่ 7 จะสรุป และข้อเสนอแนะ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 2
ไฟฟ้าสำรองเพื่อรองรับระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

ในบทนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยในอดีตและทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ในการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรองเพื่อใช้เป็นพื้นฐานในการกำหนดระยะเวลาในการพยากรณ์ ฯ และวิธีการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง

เนื้อหาในบทนี้ จะเริ่มจากการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยจะอธิบายให้เห็นถึงความสำคัญในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เพื่อกำหนดกำลังผลิตไฟฟ้าให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าไประยะเวลาหนึ่ง จากนั้นจะกล่าวถึงผลกระทบต่อการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเมื่อมีความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนเข้ามาในระบบไฟฟ้ากำลัง โดยจะแสดงถึงความจำเป็นที่จะต้องพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน ต่อมาจะกล่าวถึงการรักษาสมดุลระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าและกำลังการผลิตไฟฟ้าแบบทันทีทันใดของระบบไฟฟ้ากำลัง เนื่องจากความไม่แน่นอนของการพยากรณ์ และท้ายที่สุดจะกล่าวถึงวิธีการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง เพื่อรองรับความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน

2.1 การวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า

การวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในระบบไฟฟ้ากำลัง มีวัตถุประสงค์ที่จะเตรียมกำลังผลิตไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการไฟฟ้าทั้งในปัจจุบัน และอนาคต ซึ่งอาจจะเป็น 1 ชั่วโมงล่วงหน้า หรือแม้กระทั่ง 1 สัปดาห์ล่วงหน้า โดยต้องเตรียมกำลังผลิตไฟฟ้าให้มีต้นทุนต่ำที่สุด ทั้งนี้การสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจะคำนึงถึงค่าใช้จ่ายในการสตาร์ทและปิดเครื่องกำเนิดไฟฟ้า (Start-up/Shut down cost) และต้องคำนึงถึงข้อจำกัดอื่นๆ ในระบบไฟฟ้ากำลัง โดยหัวใจหลักของการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า เป็นไปตามปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

Objective $$\min C_t = \sum_{i=1}^{N} C_i (P_i)$$

Subject to $$P_D - \sum_{i=1}^{N} P_i = 0$$

จากปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า พบว่าข้อมูลที่สำคัญตัวหนึ่ง คือ ข้อมูลการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load Forecast) อย่างไรก็ดี พบว่าหากการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้ามีความผิดพลาดจะทำให้ค่าใช้จ่ายในการสั่งการ

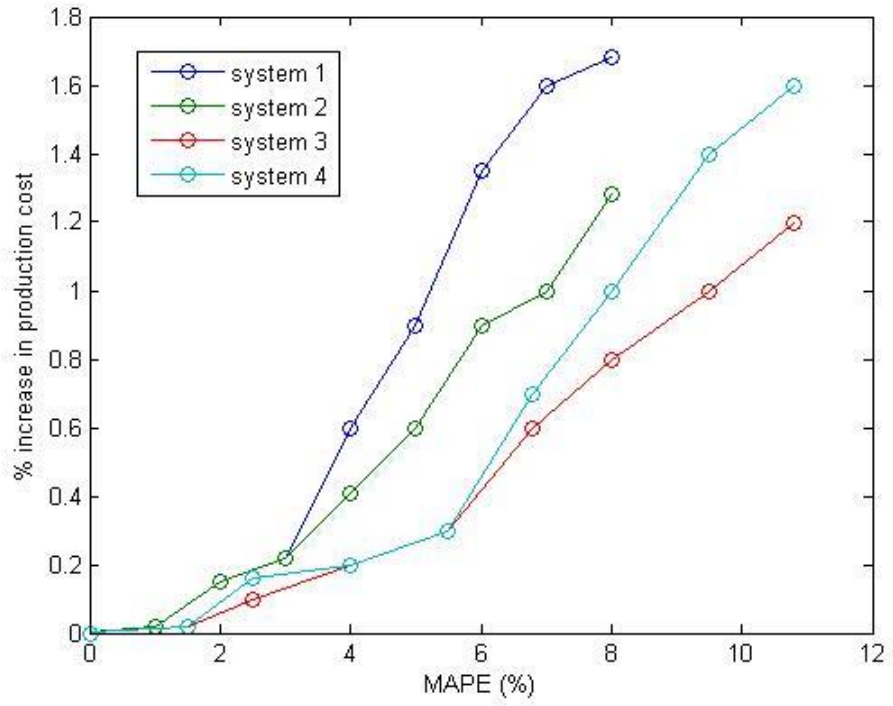
เดินเครื่องโรงไฟฟ้ามากขึ้น ดังตัวอย่างในรูปที่ 2. 1 (Hobbs, Jitprapaikulsarn et al. 1999) แสดงถึงค่าใช้จ่ายที่เพิ่มขึ้น หากการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้ามีความผิดพลาดมากขึ้น โดยความผิดพลาดที่เกิดจากพยากรณ์ แสดงเป็น Mean Absolute Percentage Error (MAPE) มีนิยามดังนี้

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^{N} 100 \times \frac{|P_d - \hat{P}_d|}{P_d}}{N}$$

โดย P_d คือค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง

$\hat{P}_d$ คือค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า

N คือเวลาที่พยากรณ์ล่วงหน้า



รูปที่ 2. 1 กราฟค่าใช้จ่ายที่เพิ่มขึ้น เปรียบเทียบกับความผิดพลาดจากการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า ของ 4 ระบบไฟฟ้ากำลัง (Hobbs, Jitprapaikulsarn et al. 1999)

นอกจากนี้ในงานวิจัย (Hobbs, Jitprapaikulsarn et al. 1999) ยังพบว่า ณ ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า ที่ MAPE = 3% จะทำให้ค่าใช้จ่ายในการสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า เพิ่มขึ้น 0.1%-0.25% แต่เมื่อเพิ่มความผิดพลาดในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าไปที่ MAPE = 5% พบว่า ค่าใช้จ่ายจะเพิ่มขึ้นระหว่าง 0.35%-0.85%

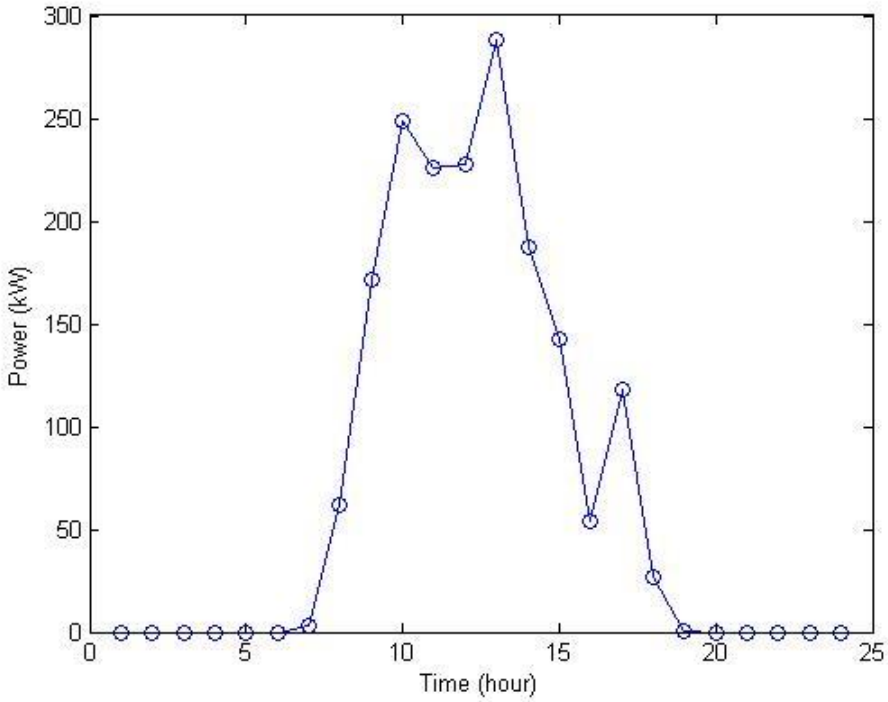
หรือในงานวิจัยที่ (Erwin, Wood et al. July 1991) แสดงให้เห็นว่า หากการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า สามารถปรับปรุงในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าให้ดีขึ้น 1% (MAPE ลดลง 1%) จะช่วยให้ลดค่าใช้จ่าย 0.17% สอดคล้องกับงานวิจัยที่ (Bunn and Farmer 1985) พบว่าในระบบของสหราชอาณาจักร (UK) จะมีค่าใช้จ่ายจะลดลง 0.2% ต่อ 1% ที่ความผิดพลาดของการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าลดลง

จากที่กล่าวมานั้นการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้านั้น มีความสำคัญอย่างมากในการใช้พิจารณาการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า เพราะการที่ค่าใช้จ่ายเพิ่มขึ้นเพียง 0.85% ในระบบไฟฟ้ากำลังที่มีการใช้ไฟฟ้าสูงสุดที่ 5000 MW (load factor = 0.6) หมายถึง ค่าใช้จ่าย 4.5 ล้านเหรียญสหรัฐ ต่อปี ที่ต้องจ่ายเพิ่มขึ้นมา (Hobbs, Jitprapaikulsarn et al. 1999) ดังนั้นจึงมีงานวิจัยที่ผ่านมามากมายจะมุ่งเน้นไปที่พัฒนาการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า พบว่าปัจจุบันการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้านั้นมีผลลัพธ์ที่ค่อนข้างแม่นยำ โดยส่วนใหญ่จะมี MAPE ไม่เกินที่ 5%

2.2 ผลกระทบของความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน

จากหัวข้อ 2.1 วัตถุประสงค์หลักในการวางแผนสั่งการเดินเครื่อง คือ การที่โรงไฟฟ้าจะผลิตกำลังไฟฟ้า ให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้า ณ ปัจจุบัน จนกระทั่งไปถึงอนาคต ในราคาต้นทุนที่ถูกที่สุด อย่างไรก็ดี การเข้ามาเชื่อมต่อกับระบบไฟฟ้ากำลังของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนในปริมาณที่มีนัยสำคัญ จะส่งผลกระทบต่อระบบไฟฟ้ากำลัง เนื่องจากระบบผลิตไฟฟ้าเภทนี้ เช่น พลังงานลม และแสงอาทิตย์ มีการผลิตไฟฟ้าที่ไม่คงที่ และไม่สามารถสั่งการเดินเครื่องตามความต้องการได้ เพราะกำลังผลิตไฟฟ้าที่ผลิตได้นั้นจะขึ้นอยู่กับสภาพอากาศ ของแต่ละภูมิประเทศนั้นๆ แสดงดังรูปที่ 2. 2 ซึ่งอาจส่งผลทำให้ระบบไฟฟ้ากำลังมีความเสี่ยงในด้านกำลังผลิตไฟฟ้าไม่สมดุลได้

นอกจากนี้ พบว่าการสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า จำเป็นที่จะต้องรู้ความต้องการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า จึงมีการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load Forecast) อย่างไรก็ดี การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้านั้น ค่อนข้างที่จะมีความแม่นยำ เนื่องจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของมนุษย์ค่อนข้างที่จะมีระเบียบแบบแผน แต่พฤติกรรมของสภาพอากาศ ที่ส่งผลต่อการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนยังคงเป็นเรื่องที่ยากต่อการพยากรณ์ให้มีความแม่นยำ



รูปที่ 2. 2 ปริมาณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ขึ้นอยู่กับสภาพภูมิอากาศ

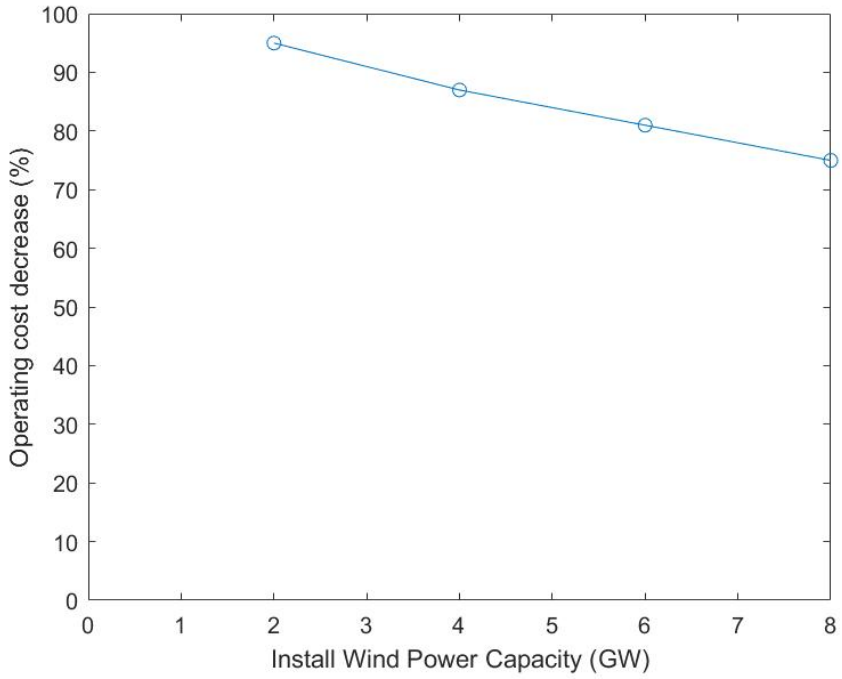
ในมุมมองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่สามารถผลิตไฟฟ้าได้ตามต้องการ หรือ Dispatch-able generation พบว่า เมื่อมีกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนเข้ามาในระบบไฟฟ้ากำลังทำให้พฤติกรรมของความต้องการใช้ไฟฟ้าเปลี่ยนไป ดังนั้นการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน (Renewable forecast) ร่วมกับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load forecast) จึงมีความสำคัญมากต่อระบบไฟฟ้ากำลังในอนาคต ในการใช้พิจารณาการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ดังนั้นจึงมีงานวิจัยที่ผ่านมาเริ่มจะมุ่งเน้นไปที่พัฒนาการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนเพิ่มมากขึ้น

2.3 การรักษาสมดุลระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าและการผลิตไฟฟ้าแบบทันทีทันใด

การรักษาสมดุลระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าและการผลิตไฟฟ้าแบบทันทีทันใด หรือ Load-Generation real-time balancing คือกลไกที่จะทำให้ความต้องการใช้ไฟฟ้าและกำลังผลิตไฟฟ้าที่ผลิตได้ สอดคล้องกันตลอดเวลา จากหัวข้อที่ผ่านมา พบว่า การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า และการพยากรณ์พลังงานหมุนเวียนนั้น ยังคงมีความผิดพลาดจากการพยากรณ์ ดังนั้นสิ่งที่จะช่วยรองรับความผิดพลาดจากการพยากรณ์ และยังคงรักษาเสถียรภาพของระบบไฟฟ้ากำลังได้ ก็คือ ไฟฟ้าสำรอง

ไฟฟ้าสำรองจะถูกเรียกแตกต่างกันไป ตามการใช้งานหลากหลายกรณี โดยจะขึ้นอยู่กับการตอบสนองต่อการรบกวนในระบบไฟฟ้ากำลัง ในที่นี้จะกล่าวเฉพาะไฟฟ้าสำรองที่ทำหน้าที่ในการรักษาเสถียรภาพของระบบไฟฟ้ากำลังอันเนื่องมาจากความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน หรือกลไกการรักษาสมดุลระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าและการผลิตไฟฟ้าแบบทันทีทันใด โดยความต้องการใช้ไฟฟ้า และกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ต้องสอดคล้องกัน ดังนั้นความถี่ของระบบไฟฟ้ากำลังจึงเป็นตัวที่ชี้วัดเสถียรภาพของระบบ ซึ่งความถี่ของระบบไฟฟ้ากำลังต้องมีค่าเท่ากับหรือใกล้เคียง 50 Hz (Chuang and Schwaegerl July, 2009)

ในงานวิจัย (Ummels, Gibescu et al. 2007) ได้พิจารณาผลกระทบของกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลมต่อการวางแผนสั่งการเดินกำเนิดไฟฟ้า โดยการจำลองระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลมให้มีกำลังการผลิตติดตั้ง 2 4 6 และ 8 GW และมีระบบผลิตไฟฟ้าอื่นๆ ที่ไม่รวมระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม ทั้งหมด 22.9 GW พบว่าเมื่อกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลมเข้ามาในระบบไฟฟ้าทำให้ค่าใช้จ่ายในการผลิตไฟฟ้าลดลง อย่างไรก็ดีพบว่า ค่าใช้จ่ายในการผลิตไฟฟ้าลดลงน้อยลงเมื่อมีกำลังผลิตติดตั้งของระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานลมเพิ่มมากขึ้น ดังรูปที่ 2. 3 จากงานวิจัยนี้ พบว่าในการวางแผนสั่งการเดินเครื่องกำเนิดไฟฟ้า จำเป็นที่จะต้องเตรียมไฟฟ้าสำรองจำนวนมากในการรักษาสมดุลระหว่างกำลังผลิตไฟฟ้า และความต้องการใช้ไฟฟ้า เนื่องจากความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม



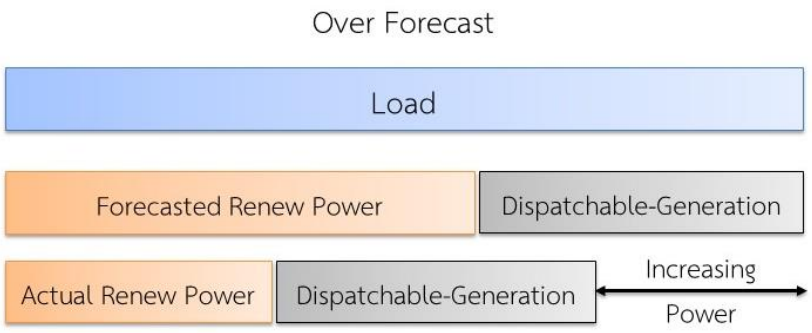
รูปที่ 2. 3 ค่าที่ใช้จ่ายที่ลดลง เปรียบเทียบกับกำลังผลิตติดตั้งของระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานลม (Ummels, Gibescu et al. 2007)

ดังนั้นการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนให้มีความแม่นยำนั้นจึงมีความสำคัญมากต่อระบบไฟฟ้ากำลังในอนาคต หากการพยากรณ์ไม่มีความแม่นยำ จะทำให้กำลังผลิตไฟฟ้าไม่สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้า จะส่งผลให้ระบบไฟฟ้ากำลังต้องเตรียมไฟฟ้าสำรองในปริมาณที่มากเพื่อที่จะรักษาสมดุลระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าและการผลิตไฟฟ้าแบบทันทีทันใด ทำให้ค่าใช้จ่ายของการใช้ไฟฟ้าอาจจะสูงขึ้น และการใช้ไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนอาจจะไม่เต็มประสิทธิภาพ

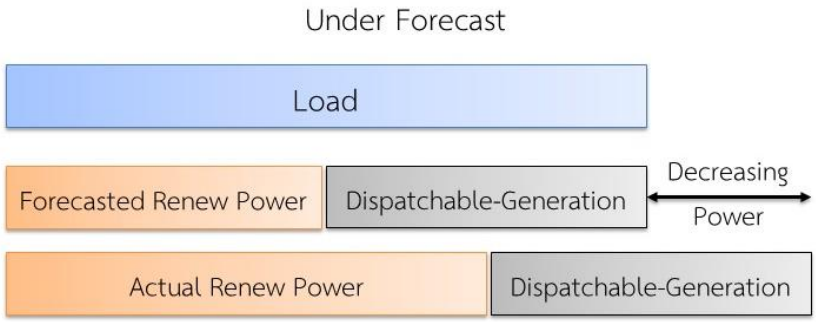
2.4 การกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง เพื่อรองรับความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน

จากหัวข้อ 2.3 จะพบว่าในปัจจุบันการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนประเภทพลังงานลม และพลังงานแสงอาทิตย์ ยังคงพบความผิดพลาดในการพยากรณ์ กล่าวคือมีความแม่นยำไม่ถึง 100 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งอาจส่งผลให้เกิดความไม่สอดคล้องกันระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าและกำลังผลิตไฟฟ้า เพราะฉะนั้นการกำหนดไฟฟ้าสำรองในระบบไฟฟ้ากำลังไว้อย่างเพียงพอจึงมีความสำคัญในการรองรับปัญหาความแปรปรวนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน

สำหรับกรณีค่ากำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนที่ได้จากการพยากรณ์ มีค่ามากกว่าค่าที่วัดได้จริง หรือเรียกว่า Over forecast ดังรูปที่ 2.4 เมื่อนำไปใช้ในการสั่งการเดินเครื่องโรงไฟฟ้าที่สามารถควบคุมกำลังผลิตไฟฟ้าได้ จะทำให้กำลังผลิตไฟฟ้าที่เตรียมไว้ น้อยกว่าความต้องการที่ใช้จริง ดังนั้นระบบไฟฟ้ากำลังจะต้องเตรียมไฟฟ้าสำรอง เพื่อให้กำลังผลิตไฟฟ้าสอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้า ในทางตรงกันข้าม หากได้ค่าพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนต่ำกว่าค่าที่วัดได้จริง หรือเรียกว่า Under forecast ดังรูปที่ 2.5 จะทำให้กำลังผลิตไฟฟ้าที่เตรียมไว้ เกินความต้องการที่ใช้จริง ดังนั้นโรงไฟฟ้าจะต้องลดกำลังผลิตไฟฟ้าเพื่อให้กำลังผลิตไฟฟ้าสอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้า



รูปที่ 2.4 การเพิ่มกำลังผลิตไฟฟ้า เมื่อการพยากรณ์มากกว่ากำลังผลิตไฟฟ้าจริง (over forecast)



รูปที่ 2.5 การลดกำลังผลิตไฟฟ้า เมื่อการพยากรณ์น้อยกว่ากำลังผลิตไฟฟ้าจริง (over forecast)

สำหรับไฟฟ้าสำรอง ในกรณีของระบบโครงข่ายไฟฟ้าสมาร์ตกริด (Smart grid) อาจรวมถึงการใช้งานระบบกักเก็บพลังงานแบบแบตเตอรี่ (Battery Energy Storage System, BESS) เพื่อทำหน้าที่ไฟฟ้าสำรอง และเพื่อบริหารจัดการพลังงานไฟฟ้า (จากพลังงานหมุนเวียน) ส่วนเกินในบางเวลา (Excess generation) โดยจะใช้ข้อมูลจากการพยากรณ์ ฯ เพื่อกำหนดช่วงเวลาในการอัดประจุ (Charge) และคลายประจุ (Discharge) ของระบบกักเก็บพลังงาน ให้สอดคล้องกับปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลา

อย่างไรก็ตาม ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงระยะเวลาในการพยากรณ์ และวิธีการที่มีการใช้ในการกำหนดไฟฟ้าสำรอง ซึ่งเราจะได้ทราบว่าระยะเวลาที่เหมาะสมการในการพยากรณ์ล่วงหน้าเป็นเท่าใด และหลักการในการใช้ข้อมูลพยากรณ์ในการกำหนดความต้องการบริการเสริมความมั่นคง

1) ระยะเวลาในการพยากรณ์

การกำหนดปริมาณไฟฟ้าสำรอง เพื่อให้กำลังผลิตไฟฟ้า และความต้องการใช้ไฟฟ้าสอดคล้องกัน จากงานวิจัยในอดีต พบว่า การประยุกต์พยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ จะอยู่ในช่วงระยะเวลา 1-4 ชั่วโมงล่วงหน้า

ตัวอย่างในงานวิจัย (Tewari, Geyer et al. 2011) นำการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม ล่วงหน้า 1 ชั่วโมงในการพิจารณาไฟฟ้าสำรอง และนำผลที่ได้ไปกำหนดขนาดของระบบกักเก็บพลังงานแบบแบตเตอรี่ และในงานวิจัย (Halamay, Brekken et al. 2011) นำการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานทางเลือก ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง โดยกำหนดขนาดของกำลังการผลิตติดตั้งของพลังงานทางเลือกอยู่ที่ 15-20% ของกำลังการติดตั้งทั้งหมด

2) วิธีการกำหนดไฟฟ้าสำรอง

ปริมาณไฟฟ้าสำรอง ในการรักษาเสถียรภาพนั้น ต้องมีปริมาณที่สามารถครอบคลุมความผิดพลาดจากการพยากรณ์ของทั้งการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า (ในที่นี้ คือ จากพลังงานแสงอาทิตย์)

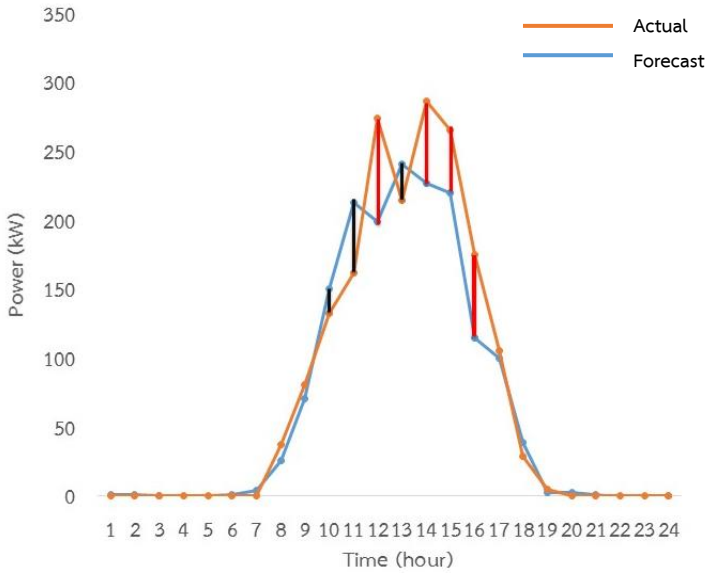
และการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า วิธีการพิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์แสดงดังรูปที่ 2.6 โดยพิจารณาจากสมการที่ 2.1

$$error = P_{actual} - P_{forecast} \quad (2.1)$$

โดย $P_{forecast}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์

P_{actual} คือ กำลังผลิตไฟฟ้าที่วัดได้จริง

หากผลลัพธ์ความผิดพลาดมีค่าเป็นลบ (เส้นสีดำ ในรูปที่ 2.6) หมายถึง กำลังผลิตไฟฟ้าที่ได้จริงน้อยกว่ากำลังผลิตไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ ในกรณีนี้ต้องมีไฟฟ้าสำรอง เพื่อให้สอดคล้องกันในกรณีใช้งานร่วมกับ BESS โดย BESS จะคลายประจุหรือเพิ่มกำลังผลิตไฟฟ้าให้ระบบไฟฟ้า ในทางตรงกันข้าม หากผลลัพธ์ความผิดพลาดมีค่าเป็นบวก (เส้นสีแดง ในรูปที่ 2.6) หมายถึง กำลังผลิตไฟฟ้าที่ได้จริงมากกว่ากำลังผลิตไฟฟ้าจากการพยากรณ์ ส่งผลให้กำลังผลิตไฟฟ้าที่มีในระบบไฟฟ้าเกิน จึงจำเป็นต้องลดกำลังผลิตลง หรือตัดการผลิตจากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ (Power curtailment) หรือ BESS อัดประจุ จากพลังงานส่วนเกิน



รูปที่ 2.6 การพิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า

ตัวอย่างในงานวิจัย (Halamay, Brekken et al. 2011) พิจารณาการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลมเป็นโหลดลบ (Negative load) รวมกับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า เรียกว่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิจากการพยากรณ์ (Net load forecast) เปรียบเทียบกับ ความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิที่ได้จริง (Net load) ใช้ข้อมูลทดสอบทั้งหมด 4 สัปดาห์ ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 2.7

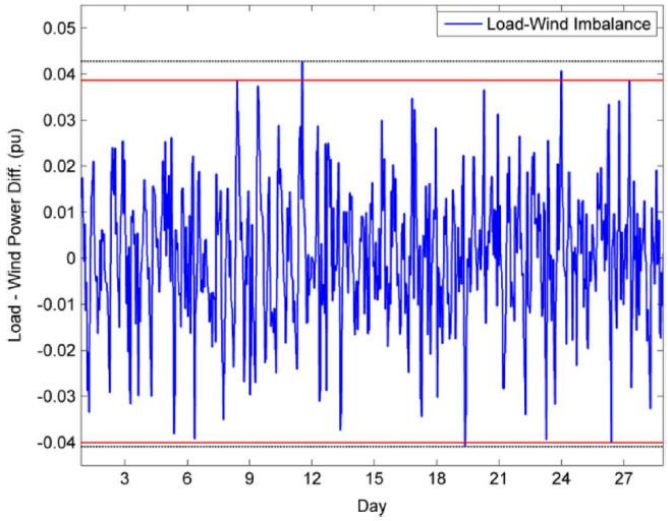
โดยแกนตั้ง คือ ผลต่างระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิที่ได้จริง กับการพยากรณ์ ส่วนแกนนอน คือ เวลา (ทั้งหมด 28 วัน)

จากรูปที่ 2.7 วิธีพิจารณาจะเป็นมุมของของความต้องการใช้ไฟฟ้า ซึ่งแต่ต่างจากมุมมองของกำลังผลิตไฟฟ้า ดังนั้นจึงใช้วิธีพิจารณาต่างกันดังสมการที่ 2.2 ในกรณีที่เป็นบวก หมายถึง ความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิที่ได้จริง มากกว่าจากการพยากรณ์ ดังนั้นเพื่อรักษาเถียรภาพของระบบไฟฟ้ากำลัง โรงไฟฟ้าในระบบไฟฟ้าต้องเตรียมไฟฟ้าสำรอง ครอบคลุมทุกกรณีความผิดพลาดจะพิจารณาตามเส้นสีเทาด้านบนของรูปที่ 2.7 นอกจากนี้ในกรณีที่เป็นลบ หมายถึง ความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิที่ได้จริง น้อยกว่าจากการพยากรณ์ ดังนั้นโรงไฟฟ้าต้องเตรียมลดกำลังผลิตไฟฟ้าลง หรือต้องเตรียมพื้นที่ในระบบกักเก็บพลังงานแบบแบตเตอรี่เพื่ออัดประจุ

$$error = P_{netload,actual} - P_{netload,forecast} \quad (2.2)$$

โดย $P_{netload,actual}$ คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิที่ได้จริง

$P_{netload,forecast}$ คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิจากการพยากรณ์



รูปที่ 2.7 ผลต่างระหว่างความต้องการใช้ไฟฟ้าสุทธิที่ได้จริง กับการพยากรณ์ จากข้อมูลทดสอบ 28 วัน (Halamay, Brekken et al. 2011)

จากวิธีการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรองดังกล่าว จะพบว่าระบบไฟฟ้ากำลังจะสามารถเตรียมกำลังผลิตไฟฟ้าสำรองได้เพียงพอในการรองรับความแปรปรวนจากระบบผลิตไฟฟ้าจาก

พลังงานหมุนเวียน เนื่องจากครอบคลุมความผิดพลาดจากการพยากรณ์ทั้งหมด และยังมีประสิทธิภาพมากขึ้นเมื่อนำการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนเข้ามาช่วย อย่างไรก็ตาม การกำหนดความต้องการสูงสุดในแต่ละวันนั้นอาจจะทำให้เกินความจำเป็นมากไป เนื่องจากความต้องการไฟฟ้าในแต่ละช่วงอาจจะไม่เท่ากัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 3
เทคนิคการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

ในบทนี้จะกล่าวถึงถึงงานวิจัยในอดีต และทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคที่ใช้สำหรับพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ เพื่อให้รู้ถึงเทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ พื้นฐานหลักการ ผลลัพธ์ และข้อดีข้อเสียของแต่ละเทคนิคได้ดียิ่งขึ้น

สำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ พบว่าสามารถพยากรณ์ได้ 2 รูปแบบคือ การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง และการพยากรณ์ความเข้มแสง เพื่อนำไปคำนวณต่อเป็นกำลังผลิตไฟฟ้า อย่างไรก็ดี ในบทนี้เสนอเทคนิคการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ 3 เทคนิค คือ แบบจำลองอนุกรมเวลา โครงข่ายประสาทเทียม และการพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลข

3.1 แบบจำลองอนุกรมเวลา (Time-series model)

การพยากรณ์ความเข้มแสง โดยใช้แบบจำลองอนุกรมเวลา เป็นการศึกษาหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่เกี่ยวข้องในอดีต เพื่อใช้ความสัมพันธ์นั้นในการพยากรณ์ความเข้มแสงในอนาคต แบบจำลองที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ความเข้มแสง ในวิทยานิพนธ์นี้จะนำเสนอ 3 แบบจำลอง ประกอบด้วย

1) Auto-Regressive (AR)

ในแบบจำลองนี้สามารถประยุกต์กับการพยากรณ์ความเข้มแสงได้ โดยเขียนอยู่ในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ ดังสมการที่ 3.1 ซึ่งแสดงสมการของแบบจำลอง AR ที่มีอันดับ p คือ AR(p)

$$I_t = \phi_1 I_{t-1} + \phi_2 I_{t-2} + \cdots + \phi_p I_{t-p} + e_t \qquad (3.1)$$

โดยที่ I_t คือ อนุกรมเวลาของความเข้มแสง
e_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อนปัจจุบัน
p คือ อันดับของแบบจำลอง AR
$\phi_1, \phi_2, \ldots, \phi_p$ คือ ค่าพารามิเตอร์แบบจำลอง AR

งานวิจัย (Huang, Korolkiewicz et al. 2013) ใช้แบบจำลอง AR ไปใช้ในการพยากรณ์ความเข้มแสง ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง โดยเป็นแบบจำลอง AR อันดับ 2 (AR(2)) พบว่าค่าความผิดพลาด normal Root Mean Square Error (nRMSE) ที่ได้คือ 18.59% จากข้อสรุปของงานวิจัยนี้ พบว่า AR ยังคงไม่สามารถจับความเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสงที่ไม่เชิงเส้นได้ และผลการทดสอบส่วนใหญ่ ได้ค่าการพยากรณ์ความเข้มแสงต่ำกว่าค่าจริง ทำให้ค่าความผิดพลาดค่อนข้างเยอะ

2) Auto-Regressive Moving Average (ARMA)

แบบจำลอง ARMA จะนำการเคลื่อนที่ของค่าเฉลี่ย (Moving Average, MA) ประยุกต์ร่วมกับแบบจำลอง AR ในการพยากรณ์ความเข้มแสง โดยเขียนอยู่ในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ ดังสมการที่ 3.2 ซึ่งแสดงสมการของแบบจำลอง ARMA ที่มีอันดับ (p,q) คือ AR(p,q)

$$I_t = \phi_1 I_{t-1} + \phi_2 I_{t-2} + \cdots + \phi_p I_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (3.2)$$

โดยที่ I_t คือ อนุกรมเวลาของความเข้มแสง
e_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อนปัจจุบัน
p คือ อันดับของแบบจำลอง AR
q คือ อันดับของแบบจำลอง MA
$\phi_1, \phi_2, \ldots, \phi_p$ คือ ค่าพารามิเตอร์แบบจำลอง AR
$\theta_1, \theta_2, \ldots, \theta_q$ คือ ค่าพารามิเตอร์แบบจำลอง MA

งานวิจัย (Benmouiza and Cheknane 2016) พยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ด้วยแบบจำลอง ARMA เปรียบเทียบ กับแบบจำลอง ANN (กล่าวในหัวข้อถัดไป) งานวิจัยนี้ใช้แบบจำลอง ARMA(4,6) ในการพยากรณ์ความเข้มแสง พบว่า ค่าความผิดพลาด nRMSE คือ 32.41% ซึ่งมากกว่าแบบจำลองที่ได้จาก ANN ค่าความผิดพลาด nRMSE คือ 26.34% โดยงานวิจัยนี้ได้สรุปว่าแบบจำลอง ARMA เหมาะสำหรับความสัมพันธ์ที่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นงานวิจัยนี้ จึงได้นำเสนอวิธีผสม ระหว่าง ARMA และ ANN ซึ่งได้ผลลัพธ์ดีกว่าทั้งสองแบบจำลองก่อนหน้า ค่าความผิดพลาด nRMSE คือ 20.34%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3) Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)

แบบจำลอง ARIMA มีความคล้ายคลึงกับแบบจำลอง ARMA แต่จะมีความแตกต่างกัน โดยจะพิจารณาอนุกรมเวลาของความเข้มแสงเป็นอนุกรมเวลาไม่คงที่ (I_t) จึงต้องอาศัยการเปลี่ยนแปลงให้อนุกรมเวลาของความเข้มแสงเป็นอนุกรมเวลาคงที่ (y_t) ดังสมการที่ 3.3 และสุดท้ายจะได้ความสัมพันธ์เขียนอยู่ในรูปสมการคณิตศาสตร์ ดังสมการที่ 3.4

$$y_t = (1 - B)^d I_t \quad (3.3)$$

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \cdots + \phi_p y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (3.4)$$

โดยที่ d คือ อันดับผลต่างของอนุกรมเวลาของความเข้มแสง
B คือ ตัวดำเนินการเลื่อนถอยหลัง (Backward Shift Operator)

งานวิจัย (Pedro and Coimbra 2012) เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง (พยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง) ระหว่างวิธีการพยากรณ์คงสภาพเดิม แบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง ANN พบว่า ค่าความผิดพลาดที่ได้จากแบบจำลอง ARIMA ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า วิธีการพยากรณ์คงสภาพเดิม แต่เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง ANN พบว่า ให้ผลลัพธ์ที่แย่กว่า โดยค่าความผิดพลาด nRMSE ที่ได้จากงานวิจัยนี้ คือ 56.08% 51.78% 29.51% ของวิธีการพยากรณ์คงสภาพเดิม แบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง ANN ตามลำดับ

สำหรับวิธีการพยากรณ์ โดยใช้แบบจำลองอนุกรมเวลา ข้อดี คือ การพยากรณ์สามารถเขียนอยู่ในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้ หากในกรณีที่เกิดความไม่แม่นยำในการพยากรณ์ ก็สามารถวิเคราะห์ได้จากสมการ เช่น การพิจารณาข้อมูลป้อนเข้าที่อาจจะไม่เหมาะสม ข้อเสีย คือ จำเป็นต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากในการสร้างแบบจำลอง แบบจำลองอนุกรมเวลาสามารถจับความไม่เชิงเส้นของความเข้มแสงได้ไม่ดีนัก และการพยากรณ์ในระยะยาวให้ความแม่นยำที่ไม่ดีเช่นกัน

3.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นเครื่องมือที่สามารถประยุกต์ในการหาความสัมพันธ์ที่เชิงเส้น และไม่เชิงเส้นได้ โดย ANN ใช้ข้อมูลป้อนเข้า (input) และข้อมูลเป้าหมาย (target) มาหาความสัมพันธ์จากการเรียนรู้ซ้ำไปซ้ำมา ซึ่งประสิทธิภาพในการหาความสัมพันธ์ของ ANN ขึ้นอยู่กับโครงสร้างภายในของ ANN เช่น การกำหนดข้อมูลป้อนเข้า ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) หรือจำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Hidden neurons) เป็นต้น รายละเอียดโครงสร้าง และหลักการของ ANN กล่าวไว้ในบทต่อไป สำหรับการพยากรณ์ความเข้มแสงสามารถเขียนรูปสมการเชิงคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 3.5 กล่าวคือ ANN จะสามารถหาความเข้มแสงล่วงหน้า ได้จากข้อมูลป้อนเข้าที่ได้เรียนรู้

$$I_{t+p} = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \qquad (3.5)$$

โดยที่ I_{t+p} คือ ความเข้มแสงล่วงหน้า p นาที (หรือชั่วโมง หรือวัน)
x_n คือ ข้อมูลป้อนเข้า ตัวที่ n
n คือ จำนวนข้อมูลป้อนเข้า

จากงานวิจัยที่ผ่านมาพบว่าการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์โดยใช้ ANN นั้น สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 วิธีหลักๆ โดยแบ่งตามข้อมูลป้อนเข้า คือ

1) การพยากรณ์ความเข้มแสงโดยใช้ข้อมูลสภาพอากาศ

ในวิธีแรกจะใช้ ANN หาความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มแสง (I) กับข้อมูลสภาพอากาศอื่นๆ ณ เวลาเดียวกัน (t) เช่น อุณหภูมิ (T), ความชื้นสัมพัทธ์ (H), ความเร็วลม (W_s), ดัชนีเมฆ (Cl) และอื่นๆ สามารถเขียนอยู่ในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้ว่า

$$I_t = f(T_t, H_t, W_{s,t}, Cl_t)$$

โดยตัวแปรทางสภาพอากาศสามารถเปลี่ยนแปลงได้ขึ้นอยู่กับการออกแบบ สิ่งที่ได้จากวิธีนี้คือค่าความเข้มแสงเฉลี่ย ณ เวลาเดียวกันกับข้อมูลสภาพอากาศที่ป้อนเข้าไปในสมการ เวลา (t) อาจเป็นชั่วโมง หรือวันก็ได้ เพราะฉะนั้นเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ความเข้มแสง จึงต้องประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์สภาพอากาศด้วย พบในงานวิจัย (Mohandes, Rehman et al. 1998, Mellit, Arab et al. 2007, Ghanbarzadeh, Noghrehabadi et al. 2009, Chen, Duan et al. 2011)

ตัวอย่างงานวิจัย (Mohandes, Rehman et al. 1998) ใช้ข้อมูลป้อนเข้า 4 ตัวแปร คือ ละติจูด ลองจิจูด ระดับความสูงจากทะเล และความยาวนานแสงแดด เพื่อพยากรณ์ความเข้มแสงเฉลี่ยล่วงหน้า 1 วัน สามารถเขียนสมการความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$I_{t+1} = f(Lat_{t+1}, Long_{t+1}, Duration_{t+1}, height)$$

โดยโครงสร้างของ ANN มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อน 10 โหนด และฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ดัชนีชี้วัดความผิดพลาดของงานวิจัยนี้ คือ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ผลลัพธ์ พบว่า ค่าความผิดพลาดอยู่ในช่วง 10-20%

หรือในงานวิจัย (Chen, Duan et al. 2011) ที่พยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ (P) โดยตรงเป็นค่าเฉลี่ยรายชั่วโมง พยากรณ์ไป 24 ชั่วโมงล่วงหน้า ซึ่งใช้ข้อมูลป้อนเข้าเป็น วันที่ของแต่ละเดือน และข้อมูลพยากรณ์ของ ความเร็วลม อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความเข้มแสง สามารถเขียนสมการความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$(P_{t+1}, P_{t+2}, \dots, P_{t+24}) = f(t, W_{s,t+1}, T_{t+1}, H_{t+1}, I_{t+1})$$

นอกจากนี้งานวิจัยนี้ (Chen, Duan et al. 2011) ได้ประยุกต์ใช้การจำแนกสภาพอากาศแบ่งแบบจำลองออกเป็นวันที่ท้องฟ้าแจ่มใส (Sunny day) วันที่ท้องฟ้ามีเมฆปกคลุม (Cloudy day) และวันที่ฝนฟ้าคะนอง (Rainy day) โดยที่โครงสร้างของ ANN ของแต่ละสภาพอากาศมีจำนวนโหนด

ในชั้นซ่อน 11 15 และ 15 โหนด ตามลำดับ และใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial Basis Function) ในทุกแบบจำลอง ดัชนีชี้วัดความผิดพลาดของงานวิจัยนี้ คือ MAPE ผลลัพธ์ พบว่าค่าความผิดพลาดอยู่ในช่วง 5-60% ขึ้นกับสภาพอากาศ ความผิดพลาดจะมากโดยเฉพาะวันที่เป็นวันฝนตก ส่วนประสิทธิภาพดีที่สุดในวันที่ท้องฟ้าแจ่มใส (Sunny day) จะอยู่ในช่วง 5-10% และยังพบอีกว่าการจำแนกสภาพอากาศให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าการพยากรณ์ที่ไม่มีการจำแนกสภาพอากาศ

อย่างไรก็ดี การพยากรณ์ความเข้มแสงโดยใช้ข้อมูลสภาพอากาศ มักจะใช้สำหรับการพยากรณ์ความเข้มแสงเฉลี่ยทั้งวัน ในลักษณะนี้ทำให้ไม่พบถึงความแปรปรวนของความเข้มแสงในระหว่างวัน ซึ่งอาจส่งผลให้ไม่พบความแปรปรวนจากการผลิตไฟฟ้าของระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ ในระหว่างวันด้วย ซึ่งในหัวข้อ 2) และ 3) พบความแปรปรวนของความเข้มแสงระหว่างวันได้พอสมควร

2) การพยากรณ์ความเข้มแสงโดยใช้ความเข้มแสงในอดีต

ความสัมพันธ์ในวิธีที่สองนี้คือการที่ความเข้มแสงในอดีตมีผลต่อความเข้มแสงในอนาคต ใช้ ANN หาความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มแสงในอนาคต ($I(t+n)$) กับความเข้มแสงในอดีต ($I(t-m)$) ซึ่งสามารถเขียนอยู่ในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้ว่า

$$\big(I(t+1), I(t+2), \dots, I(t+n)\big) = f\big(I(t), I(t-1), \dots, I(t-m)\big)$$

สิ่งที่ได้จากวิธีนี้คือค่าพยากรณ์ความเข้มแสงเฉลี่ยที่เวลานั้นๆ โดยที่ t คือเวลา หน่วยอาจเป็นชั่วโมง หรือวันก็ได้ ในที่นี้ n คือจำนวนชั่วโมงหรือวันที่ต้องการพยากรณ์ล่วงหน้า ส่วน m คือจำนวนชั่วโมงหรือวันย้อนหลังที่ใช้ในการสะท้อนความเข้มแสงในอนาคต ซึ่งค่า n กับ m ขึ้นอยู่กับการออกแบบ พบในงานวิจัย (Mihalakakou, Santamouris et al. 2000, Pedro and Coimbra 2012, Benmouiza and Cheknane 2013)

ยกตัวอย่างงานวิจัย (Pedro and Coimbra 2012) ใช้ข้อมูลป้อนเข้า 13 ตัวแปร คือ ความเข้มแสงปันจุบัน และความเข้มแสงย้อนหลัง 12 ชั่วโมง เพื่อพยากรณ์ความเข้มแสงล่วงหน้า 1 ชั่วโมง สามารถเขียนสมการความสัมพันธ์ได้ดังนี้ $I_{t+1} = f(I_t, I_{t-1}, I_{t-2}, \dots, I_{t-12})$ โดยโครงสร้างของ ANN มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อน 20 โหนด และฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ คือ ฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิกแทนเจน (Hyperbolic Tangent Function) ดัชนีชี้วัดความผิดพลาด nRMSE ของงานวิจัยนี้ คือ 20.39% ซึ่งในงานวิจัยนี้ ได้เปรียบเทียบกับการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARIMA พบว่าประสิทธิภาพที่ได้จากแบบจำลอง ANN ให้ผลลัพธ์ดีกว่า

งานวิจัย (Benmouiza and Cheknane 2013) ได้พยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง ใช้ข้อมูลป้อนเข้า 13 ตัวแปร คือ ความเข้มแสงปันจุบัน และความเข้มแสงย้อนหลัง 1 ชั่วโมง เพื่อพยากรณ์ความเข้มแสงล่วงหน้า 1 ชั่วโมง สามารถเขียนสมการความสัมพันธ์ได้ดังนี้ $I_{t+1} = f(I_t, I_{t-1})$ แต่ในงานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคการจำแนกข้อมูล K-mean มาจำแนกแบบจำลองตามช่วงเวลาที่ความเข้มแสงสูง (ช่วงเวลากลางวัน) กลาง (ช่วง 9.00-11.00น. และ 14.00-16.00น.) และต่ำ ซึ่งใช้ดัชนีชี้วัดความผิดพลาด nRMSE ในการประเมินประสิทธิภาพที่ได้ อยู่ที่ 19.85% นอกจากนั้นยังได้เปรียบเทียบกับการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARMA พบว่าผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN ได้ผลดีกว่า โดยการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARMA มี nRMSE อยู่ที่ 31.84%

3) การพยากรณ์ความเข้มแสงโดยใช้ข้อมูลสภาพอากาศและความเข้มแสงในอดีต

ในวิธีสุดท้ายนั้นเป็นการผสมผสานกันระหว่างวิธีที่หนึ่งและสอง เป็นการใช้ ANN หาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเข้มแสงในอนาคตกับความเข้มแสงในอดีตและข้อมูลสภาพอากาศ สามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้คล้ายกับสองวิธีข้างต้นว่า

$$\big(I(t+1), I(t+2), \dots, I(t+n)\big) = f\big(T(t), H(t), W_s(t), Cl(t), I(t), I(t-1), \dots, I(t-m)\big)$$

ในงานวิจัย (Sfetsos and Coonick 2000) ได้เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ความเข้มแสงล่วงหน้า 1 ชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN แบบที่หนึ่งใช้ข้อมูลป้อนเข้า เป็นเวลา และความเข้มแสงย้อนหลัง 24 ชั่วโมง (24 ค่า) กับแบบที่สองใช้ข้อมูลป้อนเข้าเช่นเดียวกับแบบที่หนึ่ง แต่เพิ่มข้อมูลความเร็วลมย้อนหลัง 1 ชั่วโมงเข้ามา การประเมินประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของงานวิจัยนี้ใช้ คือ การเปรียบเทียบกับวิธีพยากรณ์คงสภาพเดิม โดยแบบที่หนึ่งมีประสิทธิภาพดีขึ้น 71.94% ส่วนแบบที่สองดีขึ้น 74.04%

สำหรับวิธีการพยากรณ์ความเข้มแสง โดยใช้ ANN ข้อดี คือ ANN สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลป้อนเข้า และข้อมูลเป้าหมาย ในกรณีที่เป็นความสัมพันธ์ไม่เชิงเส้นได้ ต่างกับแบบจำลองอนุกรมเวลา แต่ข้อเสีย คือ จำเป็นต้องใช้ข้อมูลในอดีตจำนวนมาก ในการเรียนรู้ให้เกิดการหาความสัมพันธ์ที่แม่นยำขึ้น นอกจากนี้ ANN ไม่มีสมการที่ตายตัว ดังนั้นหากการพยากรณ์ไม่แม่นยำ อาจจะยากในการวิเคราะห์ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นใน ANN และหากเพิ่มความซับซ้อนเข้าไปใน ANN อาจส่งผลให้เวลาในการคำนวณ ใช้เวลามากขึ้นอีกด้วย

3.3 การพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลข

เทคนิคการพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลข (Numerical Weather Prediction: NWP) คือการใช้หลักการทางฟิสิกส์เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของตัวแปรทางอุตุนิยมวิทยาในชั้นบรรยากาศโลก เช่น ความดันอากาศ, อุณหภูมิ, ความชื้น, ความเร็วลม, และความเข้มแสง เป็นต้น NWP มีความละเอียดของของพื้นที่ในการพยากรณ์อยู่ที่ 1-28 กิโลเมตร ซึ่งถือว่ามีความหยาบมาก จึงส่งผลให้การพยากรณ์การเคลื่อนที่และการก่อตัวของเมฆมีความคลาดเคลื่อนมาก ดังนั้นการพยากรณ์ความเข้มแสงด้วยวิธีนี้จึงมีความคลาดเคลื่อนมากเนื่องจากเมฆส่งผลกระทบโดยตรงต่อความเข้มแสง (Lorenz, Hurka et al. 2009) อย่างไรก็ดี NWP สามารถพยากรณ์ความเข้มแสงในช่วงเวลา 15-240 ชั่วโมงข้างหน้าได้ดีกว่าวิธีอื่น ๆ

การพยากรณ์ความเข้มแสงโดยใช้วิธี NWP นั้นจะเริ่มจากการกำหนดค่าเริ่มต้นของสมการซึ่งมาจากค่าทางอุตุนิยมวิทยาที่ได้จากการตรวจวัดในแต่ละแห่งทั่วโลก เช่น สถานีตรวจวัดภาคพื้นดินและดาวเทียม เป็นต้น ต่อมาคือการกำหนดความละเอียดของ grid ในพื้นที่ที่ต้องการพยากรณ์ จากนั้นกำหนดชุดสมการพารามิเตอร์ต่าง ๆ ทางอุตุนิยมวิทยา (scheme) โดยแต่ละ scheme จะมีรูปแบบของสมการที่แตกต่างกันออกไปตามที่ผู้พัฒนาได้ออกแบบคิดค้นเอาไว้ ทุดท้ายจึงแก้สมการเพื่อหาค่าพยากรณ์ของตัวแปรทางอุตุนิยมวิทยา

ในงานวิจัย (Lorenz, Hurka et al. 2009) ได้นำการพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลข ของ ECMWF มาใช้ในการพยากรณ์ความเข้มแสงเฉลี่ยราย 3 ชั่วโมง ล่วงหน้า 3 วัน โดยทดสอบด้วย nRMSE พบว่า ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 วัน เฉลี่ยอยู่ที่ 37% ส่วนการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 วัน มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ที่ 49%

สำหรับวิธีการพยากรณ์ความเข้มแสง ด้วยวิธีการพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลข ข้อดี คือ สามารถพยากรณ์ไปล่วงหน้าได้หลายชั่วโมง หรือจนถึง 10 วัน ทำให้สามารถประเมินความเข้มแสงคร่าว ๆ ล่วงหน้าได้ในระยะเวลานาน ข้อเสีย คือ เนื่องจาก NWP เป็นการพยากรณ์ในสเกลขนาดใหญ่ เพราะฉะนั้นความละเอียด หรือความแม่นยำในการพยากรณ์จะน้อยกว่าวิธีอื่น ๆ

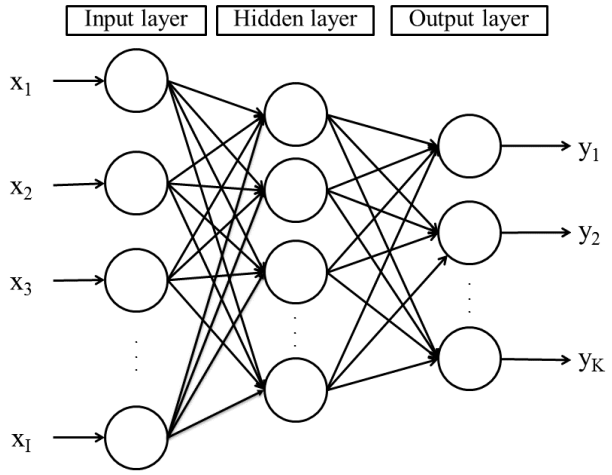
บทที่ 4
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

ในบทนี้จะอธิบายถึงทฤษฎีพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้เข้าใจวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถนำทฤษฎีพื้นฐานเหล่านี้มาประยุกต์ใช้ ทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น นอกจากนี้จะกล่าวถึงเทคนิค Self-organized map (SOM) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อนำมาจำแนกสภาพอากาศ ซึ่งการจำแนกสภาพอากาศอาจช่วยเพิ่มให้การพยากรณ์ ดังกล่าวในบทที่ 3 โดยในบทนี้ได้แบ่งเนื้อหาในบทนี้ออกเป็น 2 หัวข้อดังนี้

4.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นการจำลองระบบการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ โดยเกิดจากการเรียนรู้ซ้ำๆ กล่าวคือเมื่อสมองเราได้รับการเรียนรู้จากบางสิ่งหลายๆครั้ง ก็จะสามารถหาความสัมพันธ์จากการเรียนรู้ที่ผ่านมา รูปที่ 4. 1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ที่จำลองมาจากระบบประสาทของมนุษย์ วงกลมในรูปแสดงถึงเซลล์ประสาทเรียกว่า โหนด (node) ส่วนเส้นที่เชื่อมระหว่างโหนดเรียกว่า น้ำหนัก (weight) แสดงถึงเส้นประสาทที่เชื่อมระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาท โดยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมมีชั้นประมวลผลอยู่ 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลป้อนเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นข้อมูลส่งออก (Output layer)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 4. 1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

ในหัวข้อนี้จะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วน ประกอบไปด้วย กระบวนการหาความสัมพันธ์ของ ANN และปัจจัยสำคัญที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์

1) กระบวนการหาความสัมพันธ์ของ ANN

จากรูปที่ 4. 2 แสดงกระบวนการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้ากับข้อมูลส่งออก สามารถเขียนในรูปสมการที่ 4.1 และ 4.2 ซึ่งส่วนที่สำคัญที่สุดในการหาความสัมพันธ์ของ ANN คือ ค่าน้ำหนัก v_{ji} และ w_{kj} ลำดับการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้ากับข้อมูลส่งออก ANN สรุปดังนี้ (Kriesel 2007)

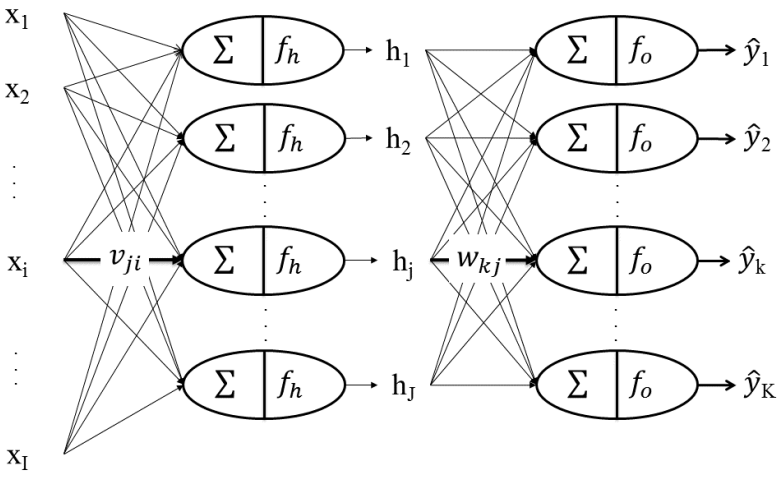
1.1) ใช้ชุดข้อมูลชุดแรก ซึ่งประกอบไปด้วยเวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า และเวกเตอร์ค่าเป้าหมายของข้อมูลส่งออก มาหาความสัมพันธ์โดย ANN จะสุ่มค่าน้ำหนัก v_{ji} และ w_{kj} เพื่อหาค่าข้อมูลส่งออก ตามสมการที่ 4.1 และ 4.2 ในการเรียนรู้ครั้งแรก

1.2) จากนั้นเพื่อที่จะทำให้ค่าข้อมูลส่งออกมีค่าใกล้เคียงกับค่าข้อมูลเป้าหมาย (Target) ของข้อมูลส่งออกมาที่สุด (ค่าความผิดพลาด (error) น้อยที่สุด) จึงจะต้องปรับค่าน้ำหนักในแต่ละครั้งที่ ANNเรียนรู้

1.3) เพราะฉะนั้นจะใช้วิธีในการปรับค่าน้ำหนักเรียกว่า back-propagation ซึ่งก่อนที่จะปรับค่าน้ำหนักได้นั้นจำเป็นที่จะต้องหา ค่าสัญญาณความผิดพลาดของทุก ๆ โหนดในชั้นข้อมูลส่งออก ตามสมการที่ 4.3 และค่าสัญญาณความผิดพลาดของทุก ๆ โหนดในชั้นซ่อน ตามสมการที่ 4.4 ก่อน

1.4) จากนั้นปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลส่งออก (w_{kj}) ปรับโดยใช้สมการที่ 4.5 และค่าน้ำหนักระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นซ่อน (v_{ji}) ปรับโดยใช้สมการที่ 4.6

1.5) ป้อนชุดใหม่ ซึ่งประกอบไปด้วยเวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า และเวกเตอร์ค่าเป้าหมายของข้อมูลส่งออกชุดใหม่มาหาความสัมพันธ์ ตามสมการที่ 4.1 และ 4.2 และวนวิธีการ 1.2)-1.5) ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งค่าความผิดพลาดลู่เข้าสู่ศูนย์ หรือวนครบรอบที่เรากำหนดไว้



รูปที่ 4. 2 กระบวนการหาข้อมูลส่งออกของ ANN

$$\hat{y}_k = f_o\left(\sum_{j=1}^{J} w_{kj} h_j\right) \tag{4.1}$$

$$h_j = f_h\left(\sum_{i=1}^{I} v_{ji} x_i\right) \tag{4.2}$$

$$\delta_{ok,p} = \left(y_{k,p} - \hat{y}_{k,p}\right) f'_{ok}\left(\sum_{j=1}^{J} w_{kj} h_j\right) \tag{4.3}$$

$$\delta_{hj,p} = f'_{hj}\left(\sum_{i=1}^{I} v_{ji} x_i\right) \sum_{k=1}^{K} \delta_{ok,p} w_{kj,p} \tag{4.4}$$

$$w_{kj,p+1} = w_{kj,p} + L\delta_{ok,p} h_{j,p} \tag{4.5}$$

$$v_{ji,p+1} = v_{ji,p} + L\delta_{hj,p} x_{i,p} \tag{4.6}$$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

โดย $\hat{y}$ คือ เวกเตอร์ข้อมูลส่งออกจาก ANN สามารถเขียนได้ว่า $\hat{y} = \{\, \hat{y}_k \mid k = 1, 2, \ldots, K\}$

$\hat{y}_k$ คือ ข้อมูลส่งออกที่โหนด k มีทั้งหมด K ข้อมูล

K คือ จำนวนข้อมูลส่งออกที่ต้องการจาก ANN

h คือ เวกเตอร์ข้อมูลส่งออกจากชั้นซ่อน สามารถเขียนได้ว่า $h = \{\, h_j \mid j = 1, 2, \ldots, J\}$

h_j คือ ข้อมูลส่งออกจากชั้นซ่อนที่โหนด j มีทั้งหมด J ข้อมูล

J คือ จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่เรากำหนด

x คือ เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า สามารถเขียนได้ว่า $x = \{\, x_i \mid i = 1, 2, \ldots, I\}$

x_i คือ เป็นข้อมูลป้อนเข้าที่โหนด i มีทั้งหมด I ข้อมูล

I คือ จำนวนข้อมูลป้อนเข้าหนึ่งชุดข้อมูล

$\delta_{ok,p}$ คือ สัญญาณความผิดพลาดของโหนดที่ k ในชั้นข้อมูลส่งออก ของลำดับของมูลที่ p

$\delta_{hj,p}$ คือ สัญญาณความผิดพลาดของโหนดที่ j ในชั้นซ่อน ของลำดับของมูลที่ p

y คือ เวกเตอร์ค่าเป้าหมายของข้อมูลส่งออก
สามารถเขียนได้ว่า $y = \{ y_k | \ k = 1, 2, \dots, K\}$

y_k คือ ค่าเป้าหมายของข้อมูลส่งออกที่โหนด k มีทั้งหมด K ข้อมูล
เท่ากับจำนวนของข้อมูลส่งออก

v_{ji} คือ ค่าน้ำหนักระหว่างโหนดที่ i ของชั้นข้อมูลป้อนเข้า กับโหนดที่ j ของชั้นซ่อน

w_{kj} คือ ค่าน้ำหนักระหว่างโหนดที่ j ของชั้นซ่อน กับโหนดที่ k ของชั้นข้อมูลส่งออก

f_h คือ ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อน

f_o คือ ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นข้อมูลส่งออก

L คือ อัตราการเรียนรู้

p คือ ลำดับของชุดข้อมูล (pattern) ที่ใช้ในการเรียนรู้ ประกอบไปด้วยเวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้าและเวกเตอร์ค่าเป้าหมายของข้อมูลส่งออก

ในการประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ ในที่นี้เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า คือ ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา หรือ ความเข้มแสงย้อนหลัง หรืออื่น ๆ ที่สะท้อนความสัมพันธ์ความเข้มแสงล่วงหน้า และเวกเตอร์ค่าเป้าหมายของข้อมูลส่งออก คือ ความเข้มแสงล่วงหน้า

สำหรับการประยุกต์ในการจำลองระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า คือ ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา เช่น ความเข้มแสง อุณหภูมิ หรืออื่น ๆ ที่สะท้อนความสัมพันธ์กำลังการผลิตไฟฟ้าที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์นั้น ๆ และเวกเตอร์ค่าเป้าหมายของข้อมูลส่งออก คือ กำลังผลิตไฟฟ้าที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ณ เวลาเดียวกัน

2) ปัจจัยสำคัญที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์

จากหลักการกล่าวในหัวข้อ 1) นั้น จะพบว่าหากแบบจำลอง ANN สามารถกำหนดค่าน้ำหนัก v_{ji} และ w_{kj} ได้เหมาะสมก็จะสามารถทำให้การหาความสัมพันธ์มีประสิทธิภาพมากขึ้น ดังนั้นในหัวข้อนี้จะพิจารณาตัวแปรที่มีผลต่อการปรับค่าน้ำหนักให้มีความเหมาะสมขึ้น โดยตัวแปรหลักๆ มี 3 ตัวแปร

2.1) จำนวนโหนดของชั้นซ่อน (Hidden neuron)

จำนวนโหนดของชั้นซ่อน เมื่อมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมากขึ้นการคำนวณก็จะซับซ้อนขึ้น ทำให้ค่าความผิดพลาดน้อยลง แต่ในขณะเดียวกันถ้ามีจำนวนมากเกินไปอาจจะได้รับค่าความผิดพลาดมากขึ้นแทน หรือเรียกว่า over fitting เนื่องจากความไม่ตายตัวของจำนวนโหนดใน

ชั้นซ่อน ปกติแล้วในการหาจำนวนโหนดที่เหมาะสมจะเริ่มที่ 1 โหนดก่อน แล้วเพิ่มไปทีละหนึ่ง โดยจะหยุดเพิ่มจำนวนโหนดเมื่อค่าความผิดพลาดที่ได้รับมีค่าน้อยกว่าที่กำหนดไว้ หรือในกรณีการเกิด over fitting

2.2) อัตราการเรียนรู้ (L)

อัตราการเรียนรู้ จะอยู่ในช่วง 0-1 ซึ่งค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมจะมีค่าไม่ตายตัวเสมอไป หากค่าค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าน้อย จะทำให้ค่าน้ำหนักใน ANN มีโอกาสมากในการลู่เข้าสู่ค่าที่ดีที่สุด แต่ระยะเวลาในการคำนวณจะเพิ่มมากขึ้น ในทางตรงกันข้าม หากค่าค่าอัตราการเรียนรู้มีค่ามาก ค่าน้ำหนักใน ANN ก็มีโอกาสน้อยกว่าในการลู่เข้าสู่ค่าที่ดีที่สุด แต่จะใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่า อย่างไรก็ตาม ค่าอัตราการเรียนรู้ที่มีค่าน้อยก็ไม่จำเป็นต้องดีกว่าค่าอัตราการเรียนรู้ที่มีค่ามากเสมอไป ดังนั้น การปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ ก็มีส่วนสำคัญในการทำให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพมากขึ้นเช่นกัน

2.3) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function)

ฟังก์ชันกระตุ้นนั้นจะอยู่ในโหนดของชั้นซ่อน และโหนดของชั้นสัญญาณออก ซึ่งจากงานวิจัยที่ผ่านมา พบว่าฟังก์ชันกระตุ้นส่วนใหญ่ที่ถูกนำมาใช้งานมีอยู่ 3 ฟังก์ชัน

ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) อยู่ในรูปสมการที่ 4.7 มีค่าช่วงอยู่ที่ 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 4.3 (a)

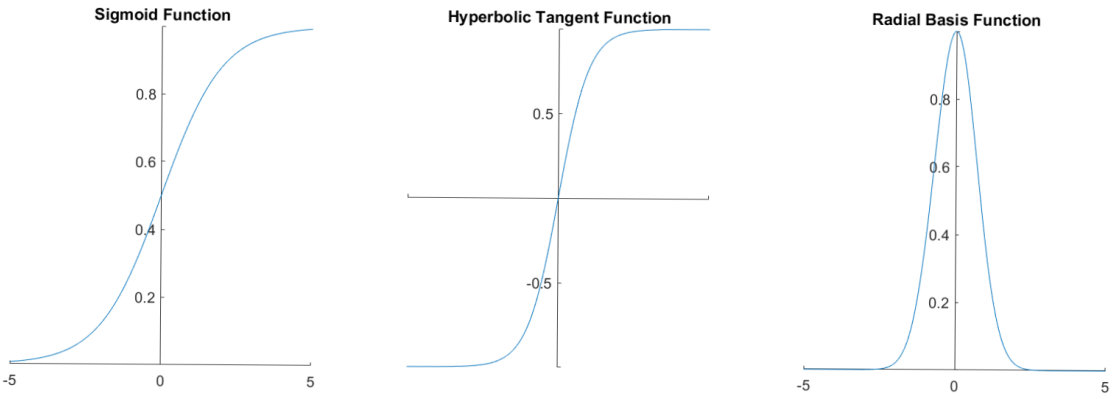
$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{4.7}$$

ฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิกแทนเจน (Hyperbolic tangent function) อยู่ในรูปสมการที่ 4.8 มีช่วงอยู่ที่ -1 ถึง 1 ดังรูปที่ 4.3 (b)

$$f(x) = \frac{e^{x}-e^{-x}}{e^{x}+e^{-x}} \tag{4.8}$$

ฟังก์ชันฐานรัศมี (radial basis function) อยู่ในรูปสมการที่ 4.9 มีช่วงอยู่ที่ 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 4.3 (c)

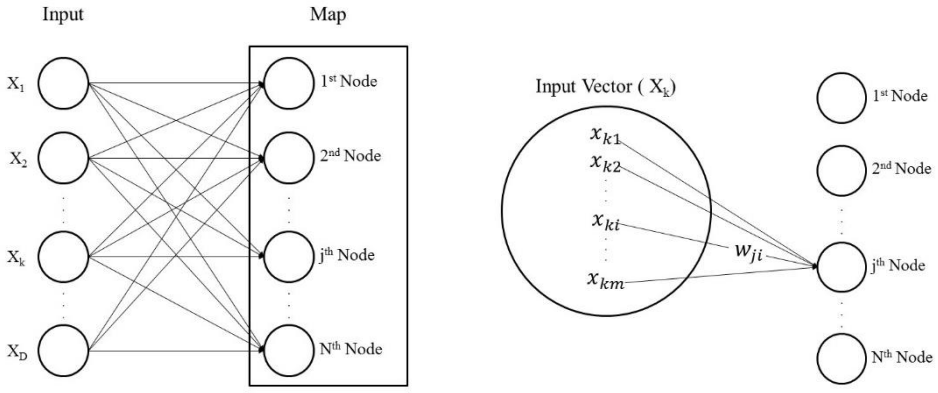
$$f(x) = e^{-\frac{||x-\bar{x}||^2}{\sigma^2}} \tag{4.9}$$



รูปที่ 4.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (a) Sigmoid (b) Tangent hyperbolic (c) Radial basis

4.2 Self-Organized Map (SOM)

Self-organized map (SOM) เป็นเครื่องมือการเรียนประเภทหนึ่งของ ANN ซึ่งในงานวิจัย (Chen, Duan et al. 2011) พบว่า SOM เป็นเครื่องมือที่ง่ายและมีประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่ม สำหรับการประยุกต์ในการจัดการข้อมูล ในทางทฤษฎีของ SOM ข้อมูลที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันจะถูกแยกให้ออกในกลุ่มเดียวกัน เพราะฉะนั้นในการประยุกต์ใช้ SOM กับการจำแนกสภาพอากาศ ข้อมูลที่สะท้อนถึงสภาพอากาศ เช่น ความเข้มแสง ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิ หรือดัชนีเมฆ สามารถนำมาใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้าได้ ทั่วไปแล้ว SOM สามารถสร้างโครงสร้างได้ 1 หรือ 2 มิติ แต่ในที่นี้เราจะพูดถึงโครงสร้าง 1 มิติ ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.4 (a) และโครงสร้างภายในแสดงดังรูปที่ 4.4 (b) กระบวนการจำแนกของ SOM สามารถสรุปได้ดังนี้ (Vesanto and Alhoniemi 2000)



รูปที่ 4.4 (a) โครงสร้าง SOM 1 มิติ *(b) โครงสร้างภายในของ SOM*

1) กำหนดค่าน้ำหนักระหว่างเวกเตอร์สัญญาณเข้าและเวกเตอร์น้ำหนัก (w_{ij}) โดยการสุ่ม ณ ตอนเริ่มต้น
2) นำเข้า เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า (x_k) เวกเตอร์ใหม่เข้ามา และคำนวณระยะทางระหว่าง เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า กับเวกเตอร์น้ำหนักที่ทุกโหนด โดยใช้สมการที่ 4.10 หลังจากนั้น เวกเตอร์สัญญาณเข้านี้ จะถูกจัดกลุ่มอยู่ที่โหนดที่มีระยะทาง (d_{kj}) น้อยที่สุด เรียกว่า best matching unit หรือ winning node.
3) ปรับค่าน้ำหนักระหว่างเวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า และเวกเตอร์น้ำหนักทุกค่า โดยใช้สมการ 4.11-4.14
4) ทำขั้นตอนที่ 2) และ 3) ซ้ำ จนกระทั่งค่าน้ำหนักระหว่างเวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า และเวกเตอร์น้ำหนัก ลู่เข้า หรือวนไปครบจำนวนรอบที่กำหนด
5) เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า จะถูกจำแนกให้อยู่ในแต่ละโหนดที่มีลักษณะใกล้เคียง

$$d_{kj} = \|x_k - w_j\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^{m}(x_{ki} - w_{ji})^2} \tag{4.10}$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \theta(t)L(t)(x_{ki} - w_{ji}(t)) \tag{4.11}$$

$$\theta(t) = \exp(-\frac{S_{jj}^2}{2\sigma^2(t)}) \tag{4.12}$$

$$\sigma(t) = \sigma_0 \exp(-\frac{t}{\tau_\sigma}) \tag{4.13}$$

$$L(t) = L_0 \exp(-\frac{t}{\tau_L}) \tag{4.14}$$

โดยที่ x_k คือ เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า
สามารถเขียนได้ว่า $x_k = \{x_{ki} : i = 1, 2, \dots, m\};\ k = 1, 2, \dots, D$

m คือ จำนวนข้อมูลในแต่ละเวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า (x_k)

D คือ จำนวนของเวกเตอร์สัญญาณเข้า (x_k)

w_j คือ เวกเตอร์น้ำหนักที่โหนด j ซึ่งเป็นตัวที่กำหนดลักษณะสำคัญของกลุ่มที่ j
สามารถเขียนได้ว่า $w_j = \{w_{ji} : i = 1, 2, \dots, m\};\ j = 1, 2, \dots, N$

N คือ จำนวนของกลุ่มที่ต้องการจะจำแนก

d_{kj} คือ ระยะทางระหว่าง เวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า k (x_k) กับเวกเตอร์น้ำหนัก j (w_j)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

t คือ จำนวนที่ทำการวนรอบ

θ คือ อัตราการมีอิทธิพล

$S_{\hat{j}j}$ คือ ระยะทางระหว่างโหนด j และ โหนดที่ $\hat{j}$ เป็น BMU

σ คือ ขนาดของ neighborhood (ฟังก์ชันลดตามเวลา)

τ_σ คือ ค่าคงที่เวลา ของ σ

L คือ อัตราการเรียนรู้ (ฟังก์ชันลดตามเวลา)

τ_L คือ ค่าคงที่เวลา ของ อัตราการเรียนรู้

จากกระบวนการจำแนกของ SOM พบว่าทุกค่าน้ำหนักระหว่างเวกเตอร์ป้อนเข้าและเวกเตอร์น้ำหนัก (w_{ij}) จะถูกปรับให้ดีขึ้นจากระยะทางระหว่าง x_k และ w_j พร้อมกับอัตราการมีอิทธิพล (influence rates) และอัตราการเรียนรู้ (learning rates) ในทุกๆครั้งที่มีการเพิ่มเวกเตอร์สัญญาฯเข้า เข้ามาในกระบวนการจำแนกกลุ่ม

ตัวอย่างงานวิจัยที่ผ่านมาที่นำ SOM มาใช้ในการจำแนกสภาพอากาศ งานวิจัย (Chen, Duan et al. 2011) ได้ใช้ SOM เพื่อจำแนกประเภทของสภาพอากาศ สำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ แบ่งออกเป็น วันที่ท้องฟ้าแจ่มใส (Sunny day) วันที่มีเมฆปกคลุม (Cloudy day) และวันที่มีฝนฟ้าคะนอง (Rainy day) โดยใช้ข้อมูลสัญญาณเข้ามี 3 ตัวแปรคือ ความเข้มแสง ปริมาณเมฆทั้งหมด และ ปริมาณเมฆชั้นล่าง พบว่าผลที่ได้จากการจำแนกสภาพอากาศด้วย SOM ของงานวิจัยนี้ออกมาค่อนข้างดี โดยในวัน Sunny day พบว่ามีปริมาณความเข้มแสงสูงและความแปรปรวนต่ำ ส่วนวัน Cloudy day มีปริมาณความเข้มแสงระดับกลางไปถึงสูงและความแปรปรวนสูง และสุดท้ายวัน Rainy day พบว่ามีปริมาณความเข้มแสงต่ำและความแปรปรวนสูง โดยข้อดีของการจำแนกสภาพอากาศ พบว่า ANN สามารถแยกหาความสัมพันธ์ในการพยากรณ์ความเข้มแสง ที่เหมาะสมในแต่ละสภาพอากาศได้ดีมากขึ้น

บทที่ 5
การกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง
โดยใช้การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

ในบทนี้จะอธิบายถึงกรอบการดำเนินงานของวิทยานิพนธ์นี้ โดยจะอธิบายถึงแนวคิดที่จะนำมาใช้สำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ และการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง

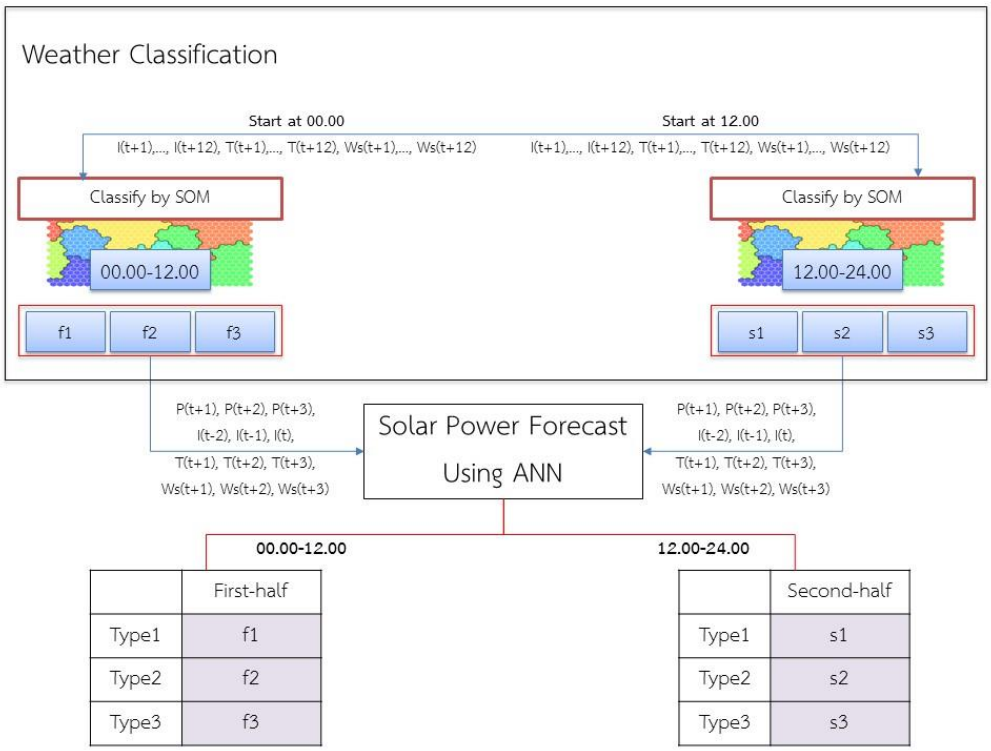
แนวคิดของกรอบดำเนินงานของวิทยานิพนธ์นี้คือการประยุกต์การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์เพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรองที่ใช้ได้จริงในระบบไฟฟ้ากำลัง ดังนั้นปัจจัยทางด้านความหลากหลายของข้อมูลจึงมีส่วนสำคัญ เนื่องจากระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ส่วนใหญ่จะมีระบบตรวจวัดที่สามารถวัดได้เพียงแค่ กำลังผลิตไฟฟ้า คามเข้มแสง และอุณหภูมิ อย่างไรก็ตาม ในวิทยานิพนธ์นี้คำนึงถึงความสำคัญของการพยากรณ์อากาศที่ได้จากกรมอุตุนิยมวิทยา ซึ่งสามารถเข้าถึงข้อมูลได้จากทุกพื้นที่ และนำข้อมูลเหล่านี้มาเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ โดยขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ แบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนที่หนึ่งคือการจำแนกสภาพอากาศ ส่วนที่สองคือการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ หลังจากนั้นจะนำข้อมูลการพยากรณ์ไปใช้ในการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง

5.1 การจำแนกสภาพอากาศ

กระบวนการจำแนกสภาพอากาศ ในวิทยานิพนธ์นี้ จะพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาลโดยจะแบ่งออกเป็น 2 วิธี คือ การจำแนกสภาพอากาศโดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล และการจำแนกสภาพอากาศโดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

5.1.1 การจำแนกสภาพอากาศโดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

การจำแนกสภาพอากาศของแต่ละวันในแต่ละฤดูกาลพบว่าสภาพอากาศช่วงเช้า (00.00น.-12.00น.) และช่วงบ่าย (12.00น.-24.00น.) บางครั้งมีสภาพอากาศไม่เป็นลักษณะเดียวกันเสมอไป ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้เสนอวิธีการจำแนกสภาพอากาศของแต่ละวัน โดยแบ่งเป็นครึ่งวันเช้า และครึ่งวันบ่าย เพื่อให้แบบจำลองการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์มีลักษณะเฉพาะเจาะจงมากยิ่งขึ้น ดังรูปที่ 5. 1 ในส่วนของกระบวนการจำแนกสภาพอากาศ



รูปที่ 5. 1 ขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

โดยการจำแนกสภาพอากาศของแต่ละครึ่งวันจะใช้เครื่องมือ Self-Organized Map หรือ SOM แบ่งออกเป็น 3 ประเภท จากแนวคิดที่ว่าในแต่ละวันจะมีลักษณะสภาพอากาศหลักๆ อยู่ 3 ลักษณะ คือ วันที่ท้องฟ้าโปร่ง (Sunny day) วันที่ท้องฟ้ามีเมฆ (Cloudy day) และวันที่มีฝนตก (Rainy day) หากเป็นครึ่งวันเช้า จะถูกแบ่งประเภทสภาพอากาศออกเป็น f1 f2 และf3 แทนประเภทสภาพอากาศของครึ่งวันเช้า ประเภทที่ 1 2 และ3 ตามลำดับ เช่นเดียวกันกับการแบ่งประเภทสภาพอากาศในครึ่งวันบ่าย จะถูกแบ่งออกเป็น s1 s2 และs3 แทนประเภทสภาพอากาศของครึ่งวันบ่าย ประเภทที่ 1 2 และ3 ตามลำดับ

จากที่กล่าวในหัวข้อ 4.2 การกำหนดลักษณะให้กับข้อมูลมีส่วนสำคัญในการสร้างแบบจำลองการจำแนกสภาพอากาศของ SOM ในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ข้อมูลการพยากรณ์ล่วงหน้า 1-12 ชั่วโมง ของความเข้มแสง (forecasted irradiance) อุณหภูมิ (forecasted temperature) และความเร็วลม (forecasted wind speed) จากกรมอุตุนิยมวิทยา เพื่อแทนลักษณะสภาพอากาศในแต่ละครึ่งวัน โดยใช้ข้อมูลดังกล่าวมาเป็นข้อมูลป้อนเข้าลักษณะดังนี้

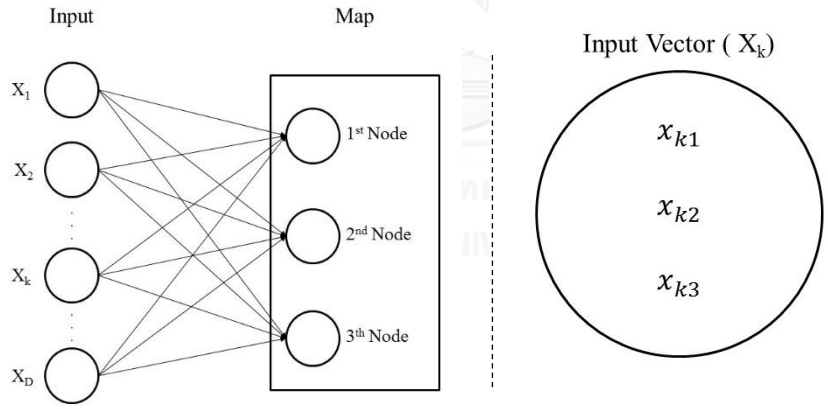
<u>กรณีพยากรณ์ในช่วงเวลา 00.00น.-12.00น.</u>

1) ค่าเฉลี่ยความเข้มแสงของครึ่งวันเช้า (x_{k1})
2) ค่าเฉลี่ยอุณหภูมิของครึ่งวันเช้า (x_{k2})
3) ค่าเฉลี่ยความเร็วลมของครึ่งวันเช้า (x_{k3})

<u>กรณีพยากรณ์ในช่วงเวลา 12.00น.-24.00น.</u>

1) ค่าเฉลี่ยความเข้มแสงของครึ่งวันบ่าย (x_{k1})
2) ค่าเฉลี่ยอุณหภูมิของครึ่งวันบ่าย (x_{k2})
3) ค่าเฉลี่ยความเร็วลมของครึ่งวันบ่าย (x_{k3})

โดยทุกแบบจำลองจะมีโครงสร้างของ SOM ดังแสดงในรูปที่ 5.2 ประกอบไปด้วยส่วนที่เป็นข้อมูลป้อนเข้าจำนวน D ข้อมูล (D คือ จำนวนวันที่นำจำแนกประเภทสภาพอากาศของแต่ละครึ่งวัน) ในแต่ละข้อมูลป้อนเข้าประกอบไปด้วย 3 ลักษณะ (m=3) และจำนวนประเภทที่ต้องการจำแนกคือ 3 กลุ่ม (N=3)



รูปที่ 5.2 โครงสร้าง SOM ของการจำแนกประเภทสภาพอากาศในแต่ละครึ่งวันในแต่ละฤดูกาล

จากการจำแนกสภาพอากาศดังกล่าว จะทำให้ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 6 กลุ่มตามสภาพอากาศที่คล้ายคลึงกัน ประกอบไปด้วย

f1 f2 และ f3 แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วง<u>ครึ่งวันเช้า</u> กลุ่มที่ 1 2 และ3

s1 s2 และ s3 แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วง<u>ครึ่งวันบ่าย</u> กลุ่มที่ 1 2 และ3

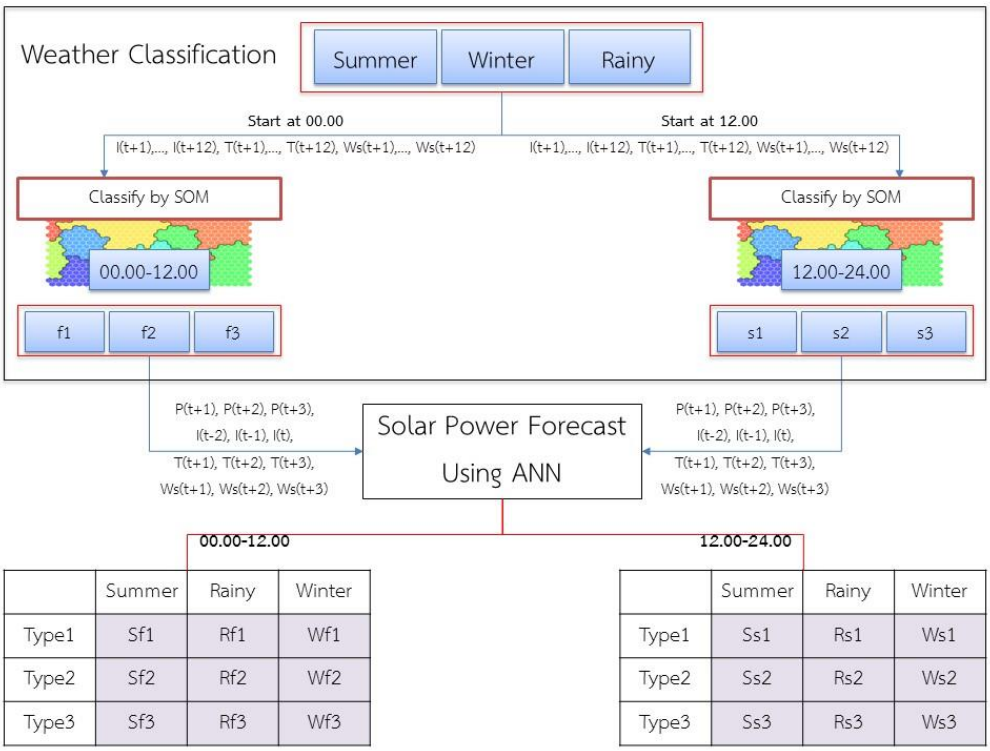
5.1.2 การจำแนกสภาพอากาศ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

สำหรับการพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล มีแนวคิดจากการที่ในแต่ละฤดูกาลความเข้มแสงที่ผลิตไฟฟ้ามีความแตกต่างกัน โดยเริ่มต้นจะพิจารณาจำแนกตามฤดูกาล ในวิทยานิพนธ์นี้กำหนดให้มี 3 ฤดูกาล คือ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว โดยฤดูร้อนกำหนดให้อยู่ในช่วงวันที่ 14 กุมภาพันธ์ ถึง 15 พฤษภาคม ส่วนฤดูฝนอยู่ในช่วงวันที่ 16 พฤษภาคม ถึง 31 ตุลาคม และฤดูหนาวอยู่ในช่วง 1 พฤศจิกายน ถึง 13 กุมภาพันธ์ของทุกปี

เพราะฉะนั้นเบื้องต้นจำนวนแบบจำลองในการจำแนกประเภทสภาพอากาศของ SOM จะมีทั้งหมด 6 แบบจำลอง ประกอบไปด้วย แบบจำลองในการจำแนกประเภทสภาพอากาศครึ่งวันเช้าของฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว และแบบจำลองในการจำแนกประเภทสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ของฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว

จากนั้นจำแนกสภาพอากาศ โดยใช้ SOM ที่ได้กล่าวในหัวข้อ 5.1.1 ของแต่ละครึ่งวันในแต่ละฤดู พบว่าแต่ละครึ่งวันในแต่ละฤดูกาลจะสามารถจำแนกประเภทสภาพอากาศออกมาได้ 3 ประเภท ดังนั้นจำนวนประเภทสภาพอากาศ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาลนี้จะมีทั้งหมด 18 ประเภท ดังรูปที่ 5. 3 ประกอบไปด้วย

Sf1 Sf2 และ Sf3	แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วงครึ่งวันเช้า ในฤดูร้อนกลุ่มที่ 1 2 และ3
Ss1 Ss2 และ Ss3	แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วงครึ่งวันบ่าย ในฤดูร้อนกลุ่มที่ 1 2 และ3
Rf1 Rf2 และ Rf3	แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วงครึ่งวันเช้า ในฤดูฝนกลุ่มที่ 1 2 และ3
Rs1 Rs2 และ Rs3	แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วงครึ่งวันบ่าย ในฤดูฝนกลุ่มที่ 1 2 และ3
Wf1 Wf2 และ Wf3	แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วงครึ่งวันเช้า ในฤดูหนาวกลุ่มที่ 1 2 และ3
Ws1 Ws2 และ Ws3	แทนประเภทสภาพอากาศของข้อมูลช่วงครึ่งวันบ่าย ในฤดูหนาวกลุ่มที่ 1 2 และ3



	Summer	Rainy	Winter
Type1	Sf1	Rf1	Wf1
Type2	Sf2	Rf2	Wf2
Type3	Sf3	Rf3	Wf3

	Summer	Rainy	Winter
Type1	Ss1	Rs1	Ws1
Type2	Ss2	Rs2	Ws2
Type3	Ss3	Rs3	Ws3

รูปที่ 5. 3 ขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

5.2 การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

หลังจากจำแนกประเภทสภาพอากาศของแต่ละรูปแบบ ทั้งรูปแบบจำแนกสภาพอากาศโดยไม่พิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล และพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล เรียบร้อยแล้ว นำข้อมูลต่างๆ ของแต่ละประเภทมาพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งจะสร้างแบบจำลองการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์แยกตามประเภทสภาพอากาศของแต่ละรูปแบบ ดังที่ได้จำแนกข้อมูลในหัวข้อ 5.1 กล่าวคือ กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาลจะมีจำนวนแบบจำลองการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ทั้งหมด 6 แบบจำลอง กรณีพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาลจะมีจำนวนแบบจำลองการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ทั้งหมด 18 แบบจำลอง

รูปที่ 5.4 แสดงโครงสร้างของแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ในชั้นข้อมูลป้อนเข้า (Input layer) มี 12 โหนด ประกอบไปด้วย

- เวลานาฬิกา (t)
- ค่าความเข้มแสงเฉลี่ยในหนึ่งชั่วโมง (I ในหน่วยW/m^2) ของปัจจุบันและย้อนหลังอีก 1-2 ชั่วโมง
- ค่าอุณหภูมิ (T ในหน่วย℃) ของปัจจุบัน และพยากรณ์ล่วงหน้า 1-3 ชั่วโมง
- ค่าความเร็วลม (W_s ในหน่วยm/s) ของปัจจุบัน และพยากรณ์ล่วงหน้า 1-3 ชั่วโมง

โดยข้อมูลปัจจุบัน และข้อมูลย้อนหลัง ได้รับจากการตรวดวัดในโซล่าฟาร์ม ส่วนข้อมูลพยากรณ์จะได้รับจากกรมอุตุนิยมวิทยา (Thai Meteorological Department, TMD) ส่วนชั้นข้อมูลส่งออก (Output layer) มี 3 โหนด ประกอบไปด้วย

- ค่าความเข้มแสงเฉลี่ยในหนึ่งชั่วโมง (P ในหน่วย kW) พยากรณ์ล่วงหน้า 1-3 ชั่วโมง

การปรับปรุงการพยากรณ์จะพิจารณาเฉพาะ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Neuron) โดย จะเพิ่มจำนวนโหนดของของชั้นซ่อนขึ้นทีละ 1 โหนดในระหว่างกระบวนการเรียนรู้ของ ANN แล้วพิจารณาค่าความผิดพลาดที่ได้ เพื่อหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมที่สุด

จากนั้น ทดสอบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์จากดัชนีชี้วัด Root Mean Square Error (RMSE) ดังสมการที่ 5.1 ของทุกวันที่นำมาทดสอบ และเนื่องจากระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์สามารถผลิตไฟฟ้าได้อย่างมีนัยสำคัญ จะพิจารณาตั้งแต่เวลา 9.00น. จนกระทั่ง 16.00น. (ชั่วโมงที่ 10-16) นอกจากนี้จะใช้ดัชนีชี้วัดดังสมการที่ 5.2 แสดงค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ในแต่ละวันที่ทดสอบ เพื่อพิจารณาประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแต่ละวัน

$$\%RMSE = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=10}^{16}\left(\frac{\left|P_{ij}-\hat{P}_{ij}\right|}{P_{ij}}\right)^2}{7\times N}} \qquad (5.1)$$

$$\%RMSE_i = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{j=10}^{16}\left(\frac{\left|P_{ij}-\hat{P}_{ij}\right|}{P_{ij}}\right)^2}{7\times N}} \qquad (5.2)$$

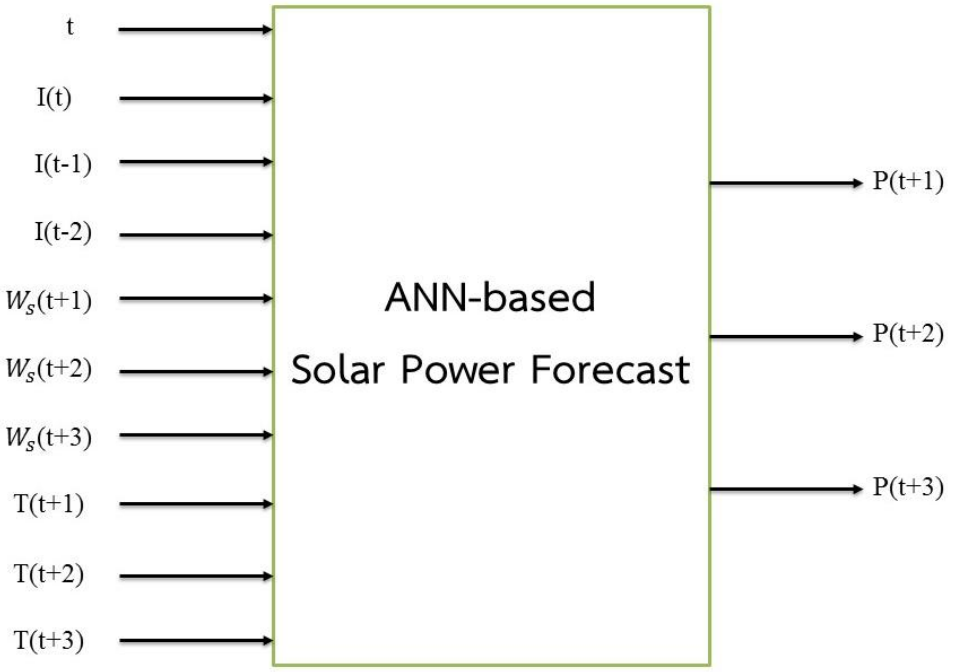
โดยที่ $\%RMSE$ คือ ค่าความผิดพลาด *RMSE* ของทุกวันที่ทดสอบ

$\%RMSE_i$ คือ ค่าความผิดพลาด *RMSE* ของวันที่ i

P_{ij} คือ กำลังผลิตไฟฟ้าที่วัดจริงของวันที่ i ณ ชั่วโมงที่ j หน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW)

$\hat{P}_{ij}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าจากการพยากรณ์ของวันที่ i ณ ชั่วโมงที่ j หน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW)

N คือ จำนวนวันที่นำมาทดสอบ



รูปที่ 5.4 แบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

5.3 การกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง

เพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง จะพิจารณาค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าที่มากที่สุดในแต่ละชั่วโมงของทุกวันที่นำมาทดสอบการพยากรณ์ ซึ่งแสดงถึงไฟฟ้าสำรองที่ต้องเตรียมไว้ในแต่ละชั่วโมง ($\%back-up\ power_j$) และค่าความผิดพลาดในหนึ่งวันที่มากที่สุดของพลังงานที่ผลิตได้เป็น kwh แสดงถึงพลังงานไฟฟ้าที่ควรสำรองไว้ใน 1 วัน ($back-up\ energy_i$) ซึ่งดัชนีทั้ง 2 ดัชนีสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 5.3 และ 5.4

$$\%back-up\ power_j = max\left(100 \times \frac{|P_{i,j}-\hat{P}_{i,j}|}{P_{install}}\right) \quad (5.3)$$

$$back-up\ energy_i = max\left(|E_i - \hat{E}_i|\right) \quad (5.4)$$

โดยที่ $P_{i,j}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าที่วัดจริงของวันที่ i ณ ชั่วโมงที่ j หน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW)

$\hat{P}_{i,j}$ คือ กำลังผลิตไฟฟ้าจากการพยากรณ์ของวันที่ i ณ ชั่วโมงที่ j หน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW)

$P_{install}$ คือ ขนาดกำลังติดตั้งของระบบทดสอบหน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW)

E_i คือ พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการวัดจริง ของวันที่ i หน่วยเป็น (kWh)

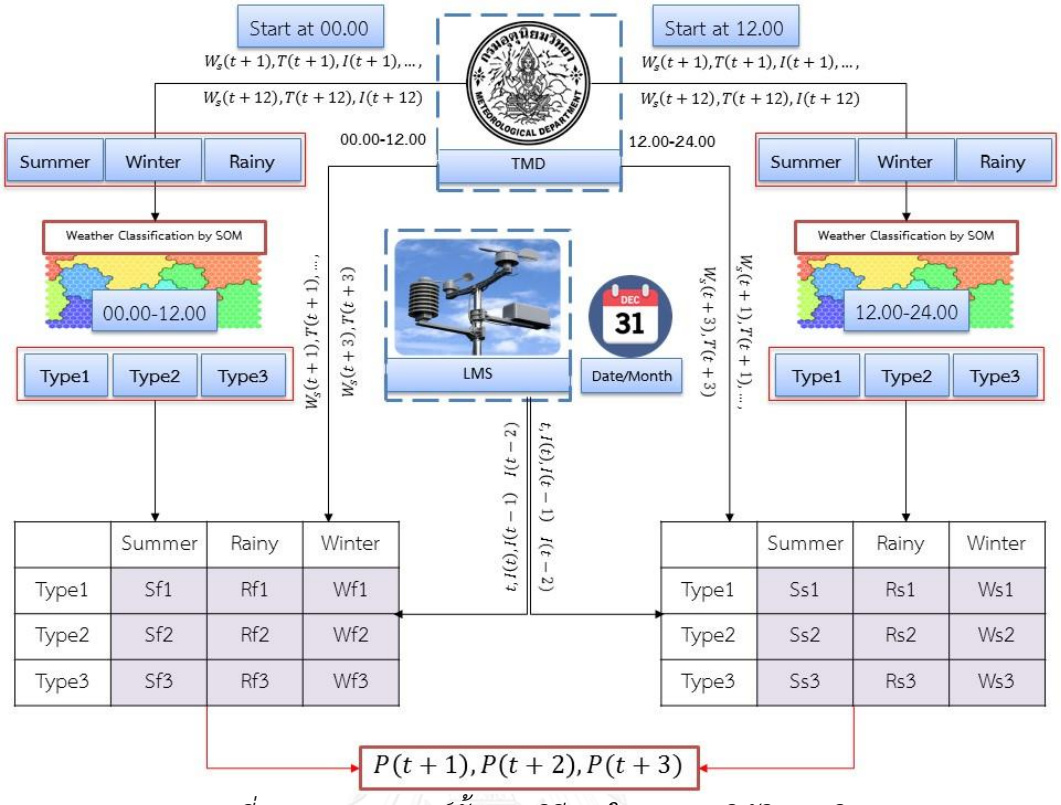
$\hat{E}_i$ คือ พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ ของวันที่ i หน่วยเป็น (kWh)

จากสมการที่ 5.3 พบว่าการทดสอบจะได้ค่าไฟฟ้าสำรองในแต่ละชั่วโมงของทุกวันที่นำมาทดสอบการพยากรณ์ ทั้งหมด 12 ค่า เนื่องจากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์สามารถผลิตไฟฟ้าได้ตั้งแต่ 7.00น. จนถึง 19.00น. (ชั่วโมงที่ 8-19) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากสมการที่ 5.3 จะแสดงถึงค่าความต้องการไฟฟ้าสำรองของแต่ละชั่วโมง และจากสมการที่ 5.4 จะแสดงถึงค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละวันที่ต้องสำรองไว้ในกรณีของระบบกักเก็บพลังงานประเภทแบตเตอรี่

5.4 การประยุกต์ขั้นตอนวิธีการในระบบปฏิบัติการจริง

การประยุกต์ขั้นตอนวิธีการที่ได้นำเสนอแสดงดังรูปที่ 5.5 การจำแนกสภาพอากาศใช้การพยากรณ์ความเข้มแสงล่วงหน้า 12 ชั่วโมง แสดงผลลัพธ์ออกมาทุกๆ 1 ชั่วโมง จากกรมอุตุนิยมวิทยาประกอบไปด้วย ความเข้มแสง อุณหภูมิ และความเร็วลม โดยกรมอุตุนิยมวิทยาจะพยากรณ์วันละ 2 ครั้ง คือ ณ เวลา 0.00น. และ 12.00น. ขั้นแรกในการจำแนกสภาพอากาศ จะแบ่งข้อมูลตามฤดูกาล คือ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว จากนั้นทำการจำแนกสภาพอากาศของแต่ละครึ่งวัน (ครึ่งวันเช้าและครึ่งวันบ่าย) โดยใช้ SOM ข้อมูลป้อนเข้าในการแทนสภาพอากาศในแต่ละครึ่งวัน ดังกล่าวในหัวข้อ 5.1.2 คือ ค่าเฉลี่ยของความเข้มแสง อุณหภูมิ และความเร็วลม เพื่อเลือกใช้แบบจำลองตามสภาพอากาศตามแต่ละครึ่งวัน มีทั้งหมด 18 ประเภทสภาพอากาศ หลักจากนั้นจะพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยใช้ข้อมูลเวลานาฬิกา และความเข้มแสงจากระบบตรวจวัดภาคพื้นที่ (Local Monitoring System, LMS) ณ เวลาปัจจุบัน และย้อนหลัง 1-2 ชั่วโมง และข้อมูลพยากรณ์จากกรมอุตุนิยมวิทยา (อุณหภูมิ และความเร็วลม) ล่วงหน้า 1-3 ชั่วโมง ดังกล่าวในหัวข้อ 5.2 เพราะฉะนั้นจะได้ข้อมูลพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 1-3 ชั่วโมง

นอกจากนี้ ขั้นตอนการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ในแต่ละแบบจำลองจะถูกปรับปรุงให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นทุกครั้งที่มีข้อมูลใหม่เข้ามา



รูปที่ 5.5 การประยุกต์ขั้นตอนวิธีการในระบบปฏิบัติการจริง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 6
ผลการทดสอบ

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการทดสอบ ซึ่งเป็นผลการดำเนินงานจากบทที่ 5 ที่ได้นำเสนอไว้ ประกอบไปด้วย ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ การจำแนกสภาพอากาศ การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ และการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง

6.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

TimeDate Date dd/mm/yyyy	TimeDate Time hh/mm/ss	Meteorology Temperture C	Meteorology Total Irradiance W/m2	Meteorology Wind Speed m/s	Power Output Power kW
20/8/2010	11:00:00	32.3117	861.3406	0.7192	317.0334
20/8/2010	11:10:00	34.6683	869.1703	0.5321	317.4617
20/8/2010	11:20:00	34.5633	886.1689	0.7773	320.335
20/8/2010	11:30:00	34.3517	901.8007	0.7124	323.275
20/8/2010	11:40:00	34.3683	923.6865	0.648	329.5817
20/8/2010	11:50:00	36.75	937.6646	0.392	332.1517
20/8/2010	12:00:00	37.99	956.7175	0.6101	335.4417
20/8/2010	12:10:00	37.0433	966.8873	0.6794	337.7516
20/8/2010	12:20:00	35.1867	967.6518	1.0709	338.875
20/8/2010	12:30:00	35.7633	968.2422	0.5096	339.3884
20/8/2010	12:40:00	36.7117	960.2588	0.6758	336.4933
20/8/2010	12:50:00	36.625	962.3786	0.5151	337.8317
20/8/2010	13:00:00	37.5733	926.0618	0.6299	325.7817

รูปที่ 6.1 ตัวอย่างข้อมูลตรวจวัดที่ได้จากโซล่าฟาร์มขนาดติดตั้ง 500 kW

การทดสอบจะนำข้อมูลตรวจวัดจากโซล่าฟาร์มขนาดติดตั้ง 500 กิโลวัตต์ (kw) ดังรูปที่ 6.1 จากอำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน และข้อมูลพยากรณ์จากกรมอุตุนิยมวิทยา ซึ่งจะพยากรณ์อากาศวันละ 2 ครั้ง คือพยากรณ์ ณ เวลา 0.00น. และ12.00น. ดังรูปที่ 6.2 และรูปที่ 6.3 โดยตำแหน่งละติจูด และลองจิจูด ของ โซล่าฟาร์มที่นำมาทดสอบ คือ 19.1864, 97.9875 ข้อมูลจากทั้ง 2 แหล่งประกอบไปด้วย ความเข้มแสง (W/m2) อุณหภูมิ (^{o}C) ความเร็วลม (m/s) และกำลังผลิตไฟฟ้า (kW) ระยะเวลา 5 ปี (ปี 2553-2557) มาทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่นำเสนอ

Lat	Long	1:00	2:00	3:00	4:00	5:00	6:00	7:00	8:00	9:00	10:00	11:00	12:00
19.1864	97.7883	0	0	0	0	0	0	94.4	268.6	576.1	767.7	907.1	987.9
19.1864	97.8167	0	0	0	0	0	0	95.7	341.2	541.5	768.7	908.1	988.8
19.1864	97.8452	0	0	0	0	0	0	123.8	227.8	258.9	768.6	909.1	990.6
19.1864	97.8736	0	0	0	0	0	0	76.3	234.8	264	763.8	897	989.8
19.1864	97.9021	0	0	0	0	0	0	67.5	260.3	506.9	763.6	897.5	987.8
19.1864	97.9306	0	0	0	0	0	0	134	255.9	576	767.8	904.8	986.8
19.1864	97.959	0	0	0	0	0	0	142.9	354.9	576.3	767.9	906.6	986.8
19.1864	97.9875	0	0	0	0	0	0	144	349.7	578	770.1	909.1	989.4
19.1864	98.016	0	0	0	0	0	0	145.8	326.6	501.8	766.6	914.4	994.9
19.1864	98.0444	0	0	0	0	0	0	147.1	336.7	537.5	773.9	917.8	998.3
19.1864	98.0729	0	0	0	0	0	0	147.8	373.4	592.1	773.6	884.3	996.3
19.1864	98.1013	0	0	0	0	0	0	149.2	331.4	589	781.3	908.5	1004.5
19.1864	98.1298	0	0	0	0	0	0	107.1	358.8	598.3	787.6	928.1	1008.5
19.1864	98.1583	0	0	0	0	0	0	91.8	366.3	599.9	788.3	928.3	1008.4
19.1864	98.1867	0	0	0	0	0	0	85.9	380.5	600.9	789.4	929.4	1009.4

รูปที่ 6.2 ตัวอย่างข้อมูลพยากรณ์จากกรมอุตุนิยมวิทยา พยากรณ์ ณ เวลา 0.00น.

Lat	Long	13:00	14:00	15:00	16:00	17:00	18:00	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00	0:00
19.1864	97.7883	1000.2	952.7	839.3	666.8	399.9	200.4	34.5	0	0	0	0	0
19.1864	97.8167	1003.6	952.8	838.3	659.2	405.9	205.6	33.7	0	0	0	0	0
19.1864	97.8452	1005.1	953.8	835.1	673.8	420.7	201.1	25.3	0	0	0	0	0
19.1864	97.8736	1004.4	953.1	837.3	649.8	429.8	183.8	24.6	0	0	0	0	0
19.1864	97.9021	1002.2	950.5	836.2	603.4	411.8	185	23.1	0	0	0	0	0
19.1864	97.9306	1000.8	948.5	833.7	588	384.8	186	23.3	0	0	0	0	0
19.1864	97.959	1000.5	947.9	833.3	632.6	391.4	186.1	23.4	0	0	0	0	0
19.1864	97.9875	705.8	949.8	834.3	655.3	385.5	188.4	24.3	0	0	0	0	0
19.1864	98.016	1008.3	955.9	839.3	654.4	387.1	198.2	24.1	0	0	0	0	0
19.1864	98.0444	1011.8	956.2	842.7	649.7	406.8	188.3	24.2	0	0	0	0	0
19.1864	98.0729	1013.2	956.2	844.6	663.2	402.2	170.1	24.6	0	0	0	0	0
19.1864	98.1013	1018.1	957.5	847.9	654.1	419.5	167.8	24.1	0	0	0	0	0
19.1864	98.1298	1022.5	966.2	846.8	661.5	414.4	159	24.9	0	0	0	0	0
19.1864	98.1583	1022.4	966.1	850.6	639.5	413.4	163.7	25.4	0	0	0	0	0
19.1864	98.1867	1023.4	967.1	848.3	656.1	412.5	169.1	25	0	0	0	0	0

รูปที่ 6.3 ตัวอย่างข้อมูลพยากรณ์จากกรมอุตุนิยมวิทยา พยากรณ์ ณ เวลา 12.00น.

โดยข้อมูลที่ได้จากตรวจวัดจากโซล่าฟาร์มนั้นจะเป็นข้อมูลที่แสดงผลออกมาในทุกๆ 10 นาที ซึ่งหลังจากวิเคราะห์และจัดการข้อมูล พบว่าข้อมูลที่ครบถ้วนสมบูรณ์มีทั้งหมด 731 วัน คิดเป็น 17,544 ชั่วโมง จะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง ระยะเวลา 4 ปี (ปี 2553-2556) 617 วัน คิดเป็น 14,808 ชั่วโมง และข้อมูลที่ใช้ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ระยะเวลา 1 ปี (ปี 2557) 114 วัน คิดเป็น 2,736 ชั่วโมง

จากนั้นวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น โดยพิจารณาความหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ตรวจวัดเปรียบเทียบกับข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าเพื่อพิจารณาว่าข้อมูลชนิดใด ส่งผลต่อกำลังผลิตไฟฟ้าโดยใช้การพิจารณาจากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation) ผลลัพธ์ที่ได้แสดงดังตารางที่ 6. 1 พบว่าสัมประสิทธิสหสัมพันธ์ระหว่างความเข้มแสงกับกำลังผลิตไฟฟ้ามีค่าสูงถึง 94.47% เพราะฉะนั้นข้อมูลความเข้มแสงจึงเป็นข้อมูลหลักที่จำเป็นสำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า เช่นเดียวกับอุณหภูมิและความเร็วลมที่มีความสัมพันธ์กับกำลังผลิตไฟฟ้าที่มากกว่า 50% คือ 59.46% และ 53.20% ตามลำดับ

ตารางที่ 6. 1 เปอร์เซ็นของสัมประสิทธิสหสัมพันธ์ของข้อมูลตรวจวัดกับกำลังผลิตไฟฟ้า

สัมประสิทธิสหสัมพันธ์ (%)	
	กำลังผลิตไฟฟ้า
ความเข้มแสง	94.47%
อุณหภูมิ	59.46%
ความเร็วลม	53.20%

6.2 ผลการจำแนกสภาพอากาศ

จากข้อมูลในหัวข้อ 6.1 ข้อมูลที่ใช้ทดสอบในกรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล มีทั้งหมด 731 วัน คิดเป็น 17,544 ชั่วโมง จะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง 617 วัน คิดเป็น 14,808 ชั่วโมง และข้อมูลที่ใช้ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ระยะเวลา 1 ปี114 วัน คิดเป็น 2,736 ชั่วโมง

ข้อมูลที่ใช้ทดสอบในกรณีพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล ประกอบไปด้วยข้อมูลในฤดูร้อน (กลางเดือนกุมภาพันธ์ถึงกลางเดือนพฤษภาคม) 174 วัน คิดเป็น 4,176 ชั่วโมง ฤดูฝน (กลางเดือนพฤษภาคมถึงสิ้นเดือนตุลาคม) 305 วัน คิดเป็น 7,320 ชั่วโมง และฤดูหนาว (ต้นเดือนพฤศจิกายนถึงกลางเดือนกุมภาพันธ์) 252 วัน คิดเป็น 6,048 ชั่วโมง (รวมทั้งหมด 731 วัน)

สำหรับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองในฤดูร้อน (174 วัน) ฤดูฝน (305 วัน) และฤดูหนาว (252 วัน) คือ 154 วัน 246 วัน และ217 วัน คิดเป็น 3,696 ชั่วโมง 5,904 ชั่วโมง และ 5,208 ชั่วโมง ตามลำดับ ส่วนข้อมูลที่ใช้ทดสอบประสิทธิภาพในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว คือ 20 วัน 59วัน และ35 วัน คิดเป็น 480 ชั่วโมง 1,416 ชั่วโมง และ840 ชั่วโมง ตามลำดับ

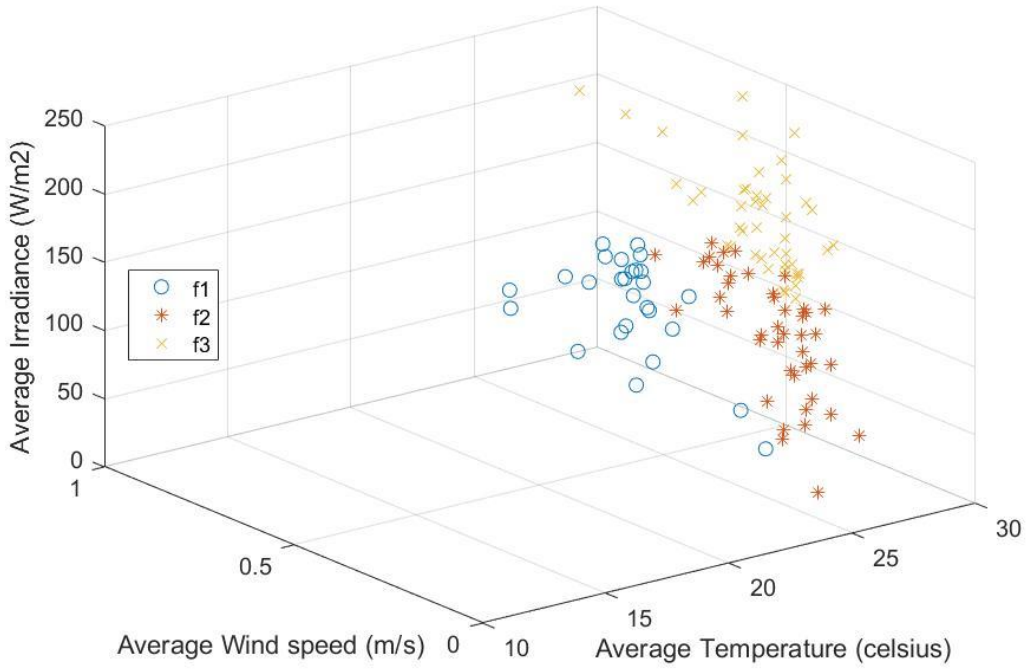
	ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง ปี 2553-2556	ข้อมูลที่ใช้ทดสอบสอบประสิทธิภาพ ปี 2557
ไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล	617 วัน (14,808 ชั่วโมง)	114 วัน (2,736 ชั่วโมง)
ฤดูร้อน	154 วัน (3,696 ชั่วโมง)	20 วัน (480 ชั่วโมง)
ฤดูฝน	246 วัน (5,904 ชั่วโมง)	59 วัน (1,416 ชั่วโมง)
ฤดูหนาว	217 วัน (5,208 ชั่วโมง)	35 วัน(840 ชั่วโมง)

6.2.1 ผลการจำแนกสภาพอากาศโดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

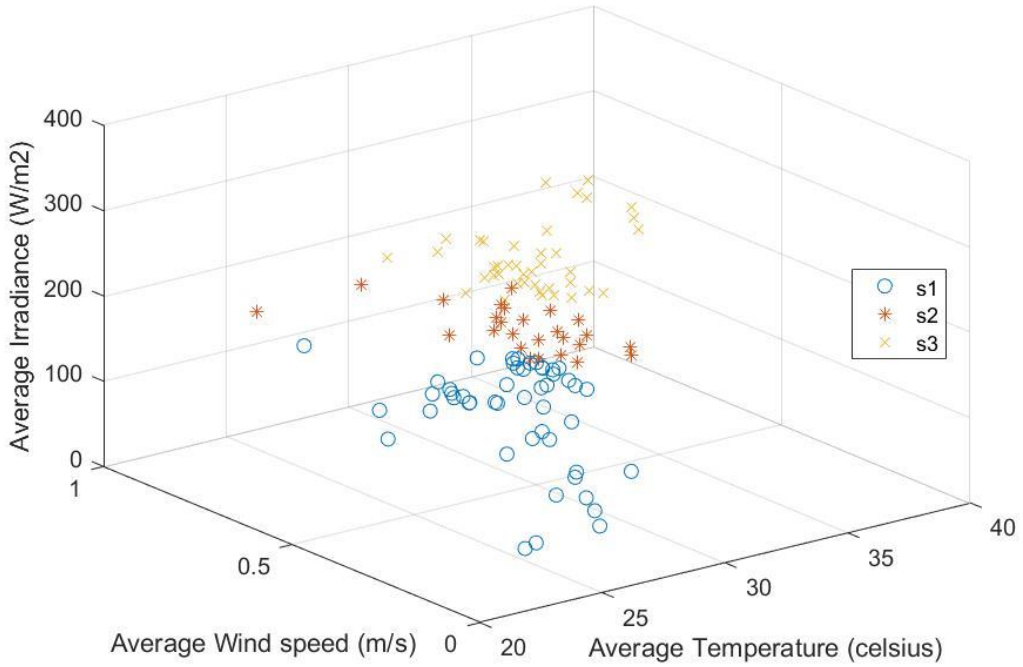
ในการทดสอบจะใช้กระบวนการจำแนกสภาพอากาศดังที่กล่าวในหัวข้อ 5.1.1 มีข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองการจำแนกสภาพอากาศ จำนวน 617 วัน โดยจะแยกข้อมูลในแต่ละวันออกเป็นครึ่งวันเช้า (0.00น.-12.00น.) และครึ่งวันบ่าย (12.00น.-24.00น.)

หลังจากทดสอบการจำแนกสภาพอากาศจากแบบจำลองที่สร้าง ด้วยข้อมูลทดสอบ 114 วัน ในกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันเช้า พบว่าอยู่ในกลุ่ม f1 จำนวน 27 วัน f2 จำนวน 43 วัน และ f3 จำนวน 44 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 4 ส่วนกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันบ่าย พบว่าอยู่ในกลุ่ม s1 จำนวน 49 วัน s2 จำนวน 26 วัน และ s3 จำนวน 39 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 5

ผลลัพธ์ที่ได้พบว่าลักษณะสภาพอากาศซึ่งแทนด้วย ความเข้มแสง อุณหภูมิ และความเร็วลม ของแต่ละกลุ่มในครึ่งวันเช้า แบ่งแยกออกชัดเจน โดยกลุ่ม f1 จะอยู่ในกลุ่มที่มีความเร็วลมสูง และความเข้มแสงต่ำ ส่วนกลุ่ม f2 จะอยู่ในกลุ่ม ความเร็วลม และความเข้มแสงต่ำ และกลุ่ม f3 จะอยู่ในกลุ่มความเข้มแสงสูง และอุณหภูมิสูง ตามลำดับ ในส่วนของการแบ่งกลุ่มในครึ่งวันบ่าย แบ่งแยกชัดเจนระหว่างปริมาณความเข้มแสง โดยกลุ่ม s3 มีค่ามากที่สุด และ กลุ่ม s2 s1 ตามลงมา



รูปที่ 6. 4 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันเช้า กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล



รูปที่ 6. 5 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

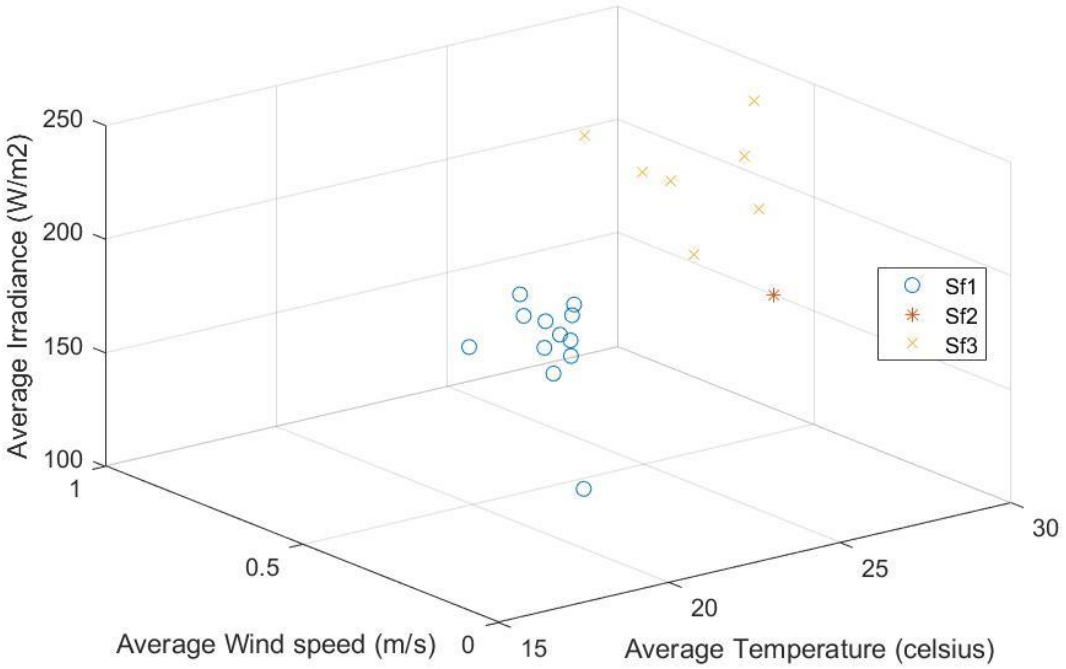
6.2.2 ผลการจำแนกสภาพอากาศโดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล

ในการทดสอบจะใช้กระบวนการจำแนกสภาพอากาศดังที่กล่าวในหัวข้อ 5.1.2 โดยเริ่มต้นจะจำแนกข้อมูลเป็น 3 ฤดูกาล คือ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว จากนั้นแยกข้อมูลในแต่ละวันออกเป็นครึ่งวันเช้า (0.00น.-12.00น.) และครึ่งวันบ่าย (12.00น.-24.00น.)

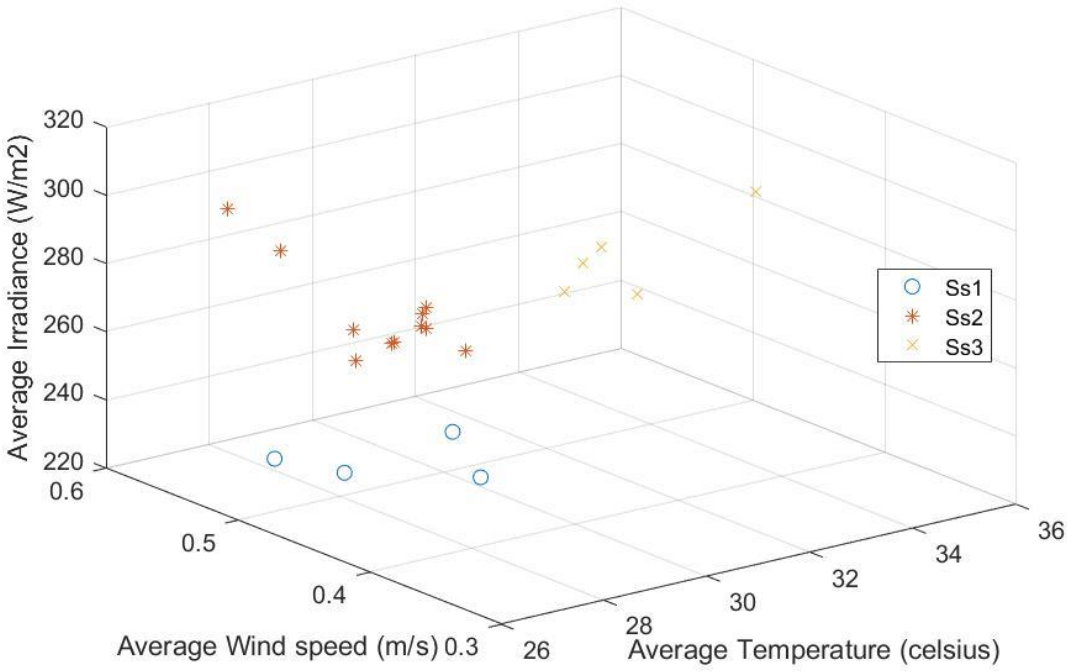
- ฤดูร้อน

สำหรับการจำแนกสภาพอากาศในฤดูร้อน จะจำแนกข้อมูลในช่วงวันที่ 14 กุมภาพันธ์ ถึง 15 พฤษภาคม ของทุกปี ในงานวิจัยนี้จะมีข้อมูลในฤดูร้อนทั้งหมด 174 วัน คิดเป็น 4,176 ชั่วโมง

ฤดูร้อนจะใช้ข้อมูลในการสร้างแบบจำลองการจำแนกสภาพอากาศจำนวน 154 วัน หลังจากนั้นทดสอบการจำแนกสภาพอากาศจากแบบจำลองที่สร้าง ด้วยข้อมูลทดสอบ 20 วัน ในกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันเช้า พบว่าอยู่ในกลุ่ม Sf1 จำนวน 12 วัน Sf2 จำนวน 1 วัน และ Sf3 จำนวน 7 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 6 ส่วนกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันบ่าย พบว่าอยู่ในกลุ่ม Ss1 จำนวน 4 วัน Ss2 จำนวน 11 วัน และ Ss3 จำนวน 5 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 7



รูปที่ 6. 6 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันเช้า ในฤดูร้อน



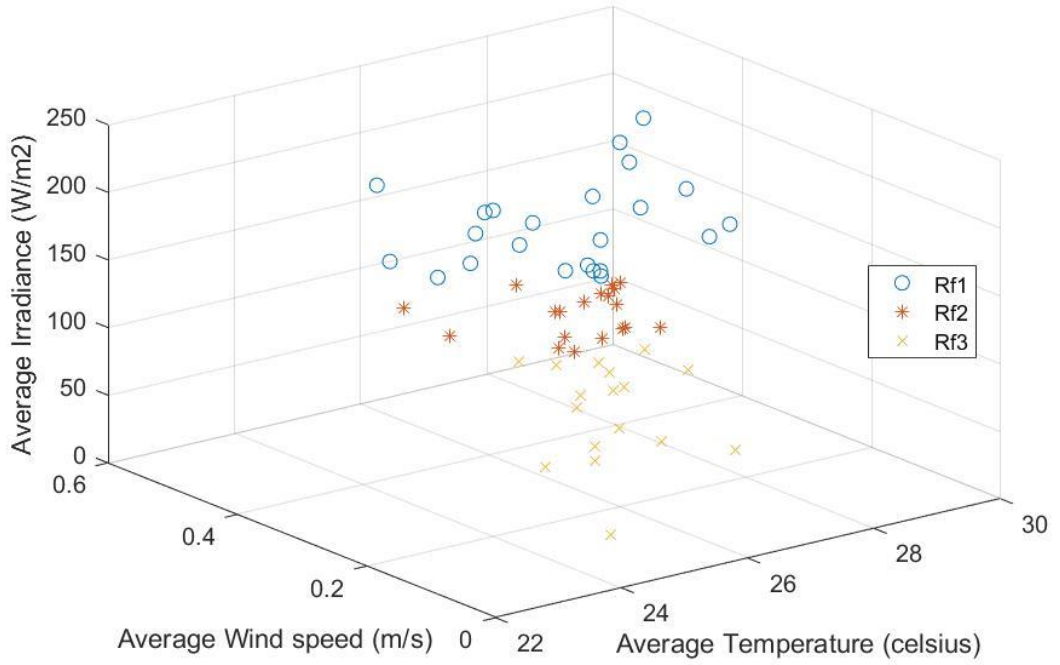
รูปที่ 6. 7 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูร้อน

ผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกสภาพอากาศในฤดูร้อนพบว่า แต่ละกลุ่มในครึ่งวันเช้า แบ่งแยกออกชัดเจน โดยกลุ่ม Sf1 จะอยู่ในกลุ่มที่มีความเข้มแสง ความเร็วลมสูง และอุณหูมิต่ำ ส่วนกลุ่ม Sf2 จะอยู่ในกลุ่ม ความเข้มแสง และอุณหภูมิสูง และกลุ่ม Sf3 จะอยู่ในกลุ่มความเข้มแสง อุณหภูมิ และความเร็วลมสูง ตามลำดับ ในส่วนของการแบ่งกลุ่มในครึ่งวันบ่าย แบ่งแยกชัดเจน คือ กลุ่ม Ss1 มีความเข้มแสง และอุณหภูมิต่ำ ส่วน กลุ่ม Ss2 มีความเข้มแสงสูง และอุณหภูมิต่ำ สุดท้าย กลุ่ม Ss3 มีความเข้มแสง และอุณหภูมิสูง

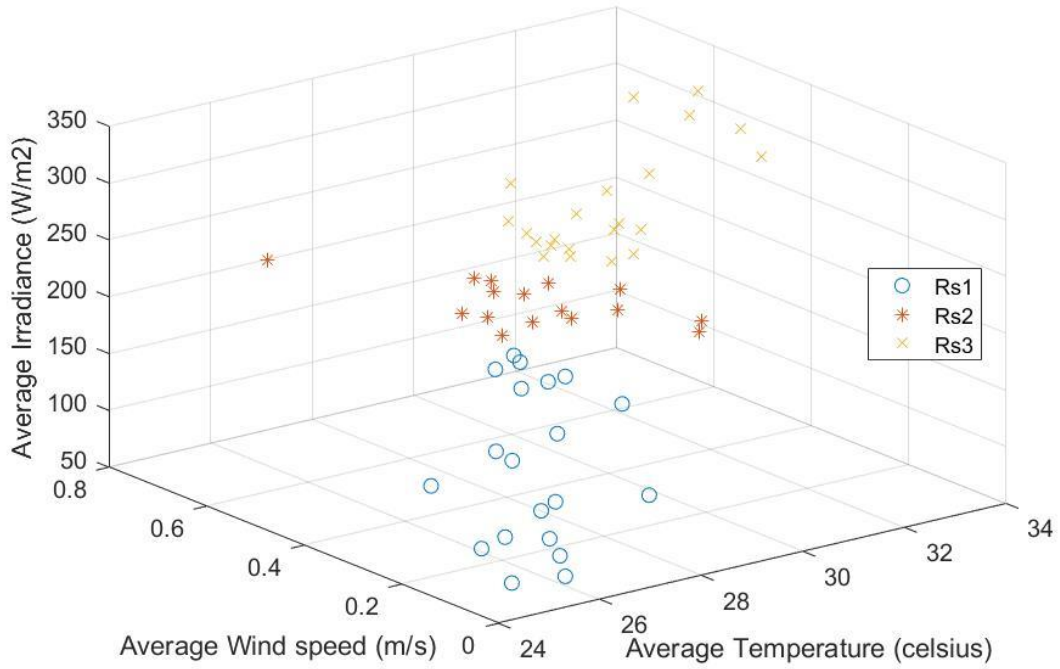
- ฤดูฝน

สำหรับการจำแนกสภาพอากาศในฤดูฝน จะจำแนกข้อมูลในช่วงวันที่ 16 พฤษภาคม ถึง 31 ตุลาคม ของทุกปี ในงานวิจัยนี้จะมีข้อมูลในฤดูฝนทั้งหมด 305 วัน คิดเป็น 7,320 ชั่วโมง

ฤดูฝนจะใช้ข้อมูลในการสร้างแบบจำลองการจำแนกสภาพอากาศจำนวน 246 วัน หลังจากนั้นทดสอบการจำแนกสภาพอากาศจากแบบจำลองที่สร้าง ด้วยข้อมูลทดสอบ 59 วัน ในกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันเช้า พบว่าอยู่ในกลุ่ม Rf1 จำนวน 23 วัน Rf2 จำนวน 19 วัน และ Rf3 จำนวน 17 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 8 ส่วนกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันบ่าย พบว่าอยู่ในกลุ่ม Rs1 จำนวน 20 วัน Rs2 จำนวน 16 วัน และ Rs3 จำนวน 23 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 9



รูปที่ 6. 8 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูฝน



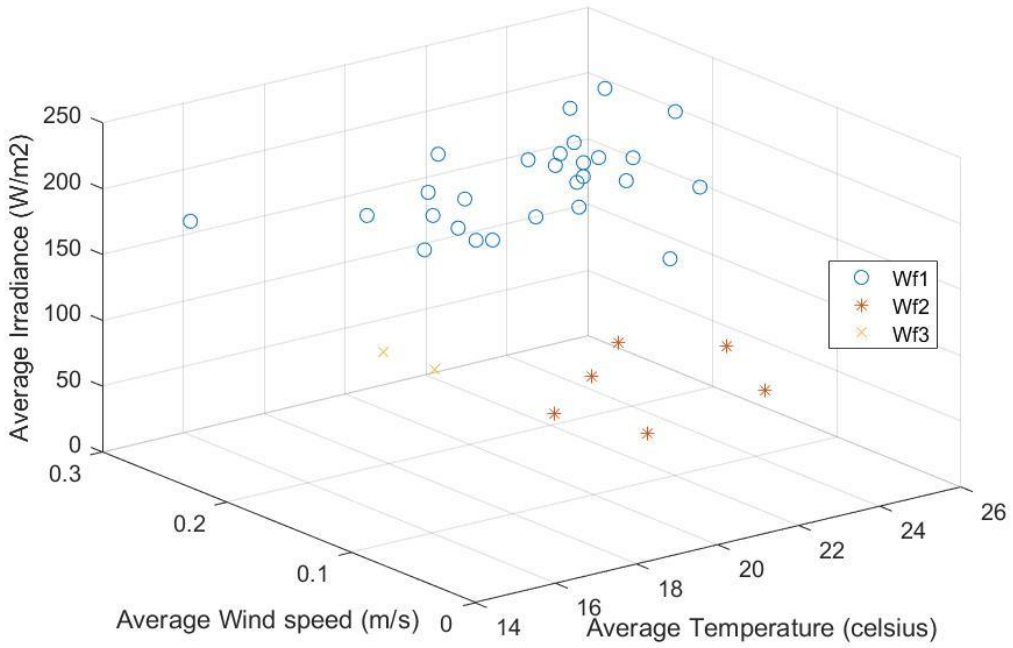
รูปที่ 6. 9 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูฝน

ผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกสภาพอากาศในฤดูฝน พบว่า ในครึ่งวันเช้า และครึ่งวันบ่าย แต่ละกลุ่มมีการแบ่งแยกชัดเจน ในด้านปริมาณความเข้มแสงอาทิตย์ โดยในครึ่งวันเช้า กลุ่ม Rf1 จะอยู่ในกลุ่มที่มีความเข้มแสงสูง กลุ่ม Rf2 อยู่ในกลุ่มที่มีความเข้มแสงน้อยลงมา และ กลุ่ม Rf3 จะอยู่ในกลุ่มที่มีความเข้มแสงน้อยที่สุด ส่วนในครึ่งวันบ่าย กลุ่ม Rs1 จะมีความเข้มแสงน้อยที่สุด กลุ่ม Rs2 มีความเข้มแสงปานกลาง และ กลุ่ม Rs3 มีปริมาณความเข้มแสงมากที่สุด

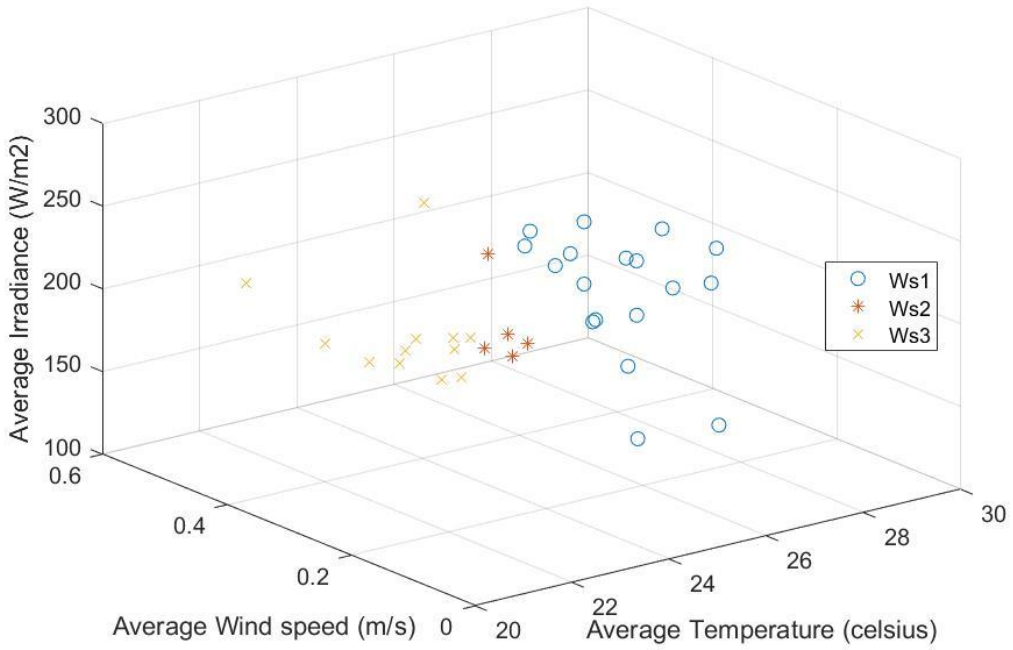
- ฤดูหนาว

สำหรับการจำแนกสภาพอากาศในฤดูหนาว จะจำแนกข้อมูลในช่วงวันที่ 1 พฤศจิกายน ถึง 14 กุมภาพันธ์ ของทุกปี ในงานวิจัยนี้จะมีข้อมูลในฤดูหนาวทั้งหมด 252 วัน คิดเป็น 6,048 ชั่วโมง

ฤดูหนาวจะใช้ข้อมูลในการสร้างแบบจำลองการจำแนกสภาพอากาศจำนวน 217 วัน หลังจากนั้นทดสอบการจำแนกสภาพอากาศจากแบบจำลองที่สร้าง ด้วยข้อมูลทดสอบ 35 วัน ในกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันเช้า พบว่าอยู่ในกลุ่ม Wf1 จำนวน 27 วัน Wf2 จำนวน 6 วัน และ Wf3 จำนวน 2 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 10 ส่วนกรณีการจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันบ่าย พบว่าอยู่ในกลุ่ม Ws1 จำนวน 18 วัน Ws2 จำนวน 5 วัน และ Ws3 จำนวน 12 วัน ดังแสดงในรูปที่ 6. 11



รูปที่ 6. 10 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันเช้า ในฤดูหนาว



รูปที่ 6. 11 ผลการจำแนกสภาพอากาศครึ่งวันบ่าย ในฤดูหนาว

ผลลัพธ์จากการจำแนกสภาพอากาศในฤดูหนาว พบว่าในครึ่งวันเช้า กลุ่ม Wf1 ส่วนใหญ่จะเกาะกลุ่มอยู่ที่ปริมาณที่มีความเข้มแสง และความเร็วลมสูง กลุ่ม Wf2 จะอยู่ในกลุ่มที่มีความเข้มแสงและความเร็วลมต่ำ ส่วน Wf3 อยู่ที่ความเข้มแสงปานกลาง และความเร็วลมสูง ส่วนผลลัพธ์การจำแนกสภาพอากาศในครึ่งวันบ่าย พบว่า แต่ละกลุ่มจะแบ่งแยกชัดเจนตามอุณหูมิ โดยกลุ่ม Ws1 จะอยู่ในกลุ่มที่อุณหภูมิมากที่สุด และกลุ่ม Ws2 W3 ลดลงมาตามลำดับ

6.3 ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

หลักจากจำแนกสภาพอากาศเรียบร้อย นำข้อมูลในแต่ละประเภทสภาพอากาศมาพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ด้วยวิธีในหัวข้อ 5.2 ได้ผลลัพธ์ดังนี้

6.3.1 ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

ข้อมูลทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลอง มีจำนวน 114 วัน คิดเป็น 2,736 ชั่วโมง ตารางที่ 6. 2 แสดงดัชนีชีวัด %RMSE ดังสมการที่ 5.1 ของทุกวันที่ทดสอบ พิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์ เฉพาะเวลา 9.00น. ถึง 16.00น. (ชั่วโมงที่ 10-16) ของทุกวันที่สอบ พบว่าการพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์แย่ที่สุดคือ การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 ชั่วโมง และดีที่สุดคือการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง

$$\%RMSE = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{114}\sum_{j=10}^{16}\left(\frac{\left|P_{ij}-\hat{P}_{ij}\right|}{P_{ij}}\right)^2}{7\times 114}}$$

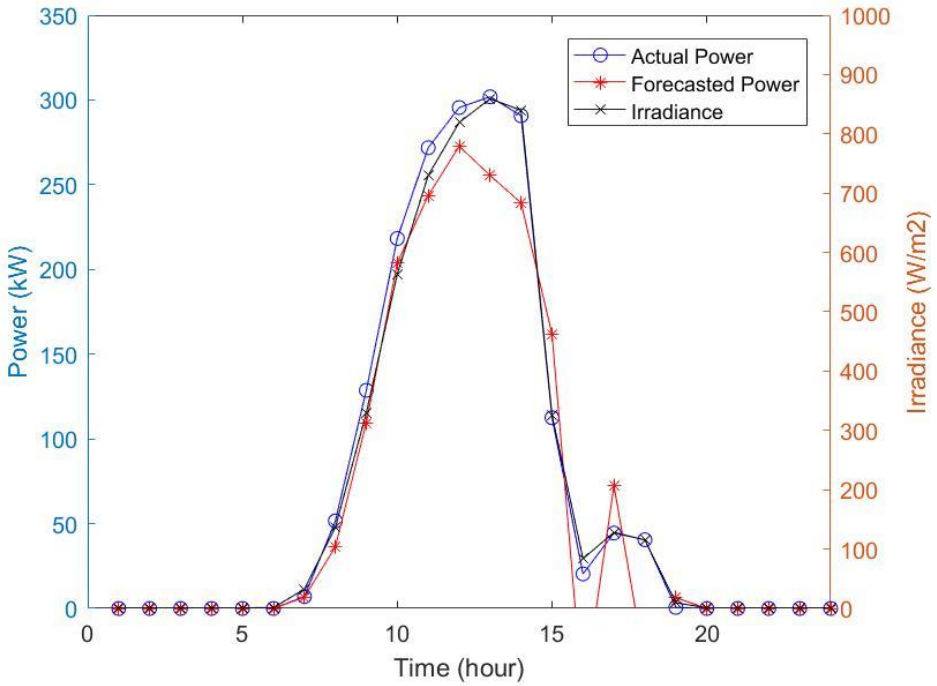
ตารางที่ 6. 2 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ ในกรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

	%RMSE (9.00น.-16.00น.)
1 ชั่วโมงล่วงหน้า	39.03%
2 ชั่วโมงล่วงหน้า	41.68%
3 ชั่วโมงล่วงหน้า	40.14%

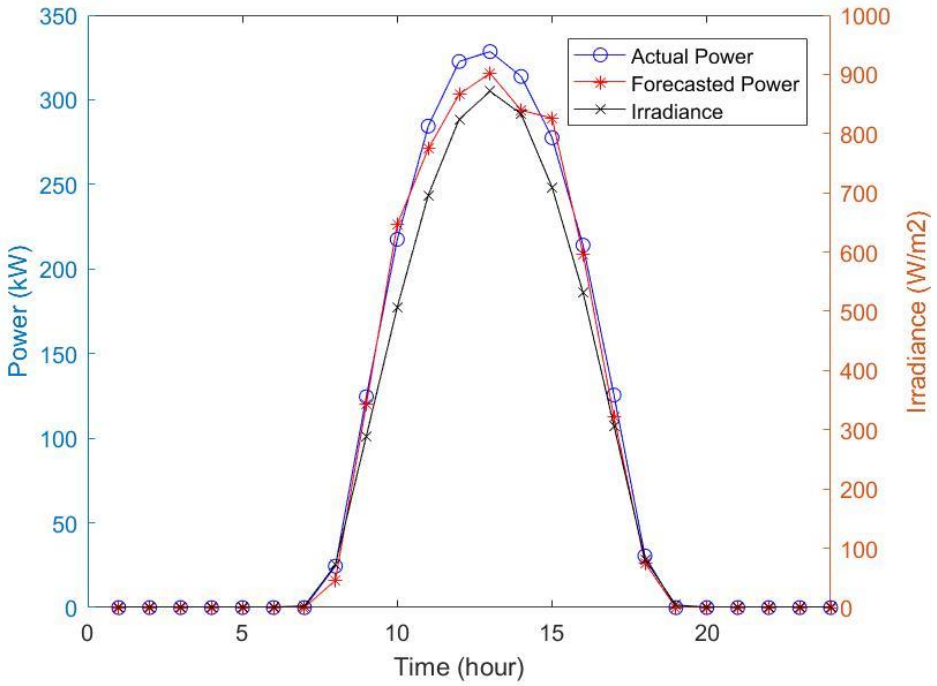
ตารางที่ 6. 3 แสดง %RMSE ที่มีค่ามากที่สุด และน้อยที่สุด เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของข้อมูลทดสอบในแต่ละวัน ดังสมการที่ 5.2 พบว่า เมื่อพิจารณาการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง %RMSE มากที่สุดของวันที่นำมาทดสอบอยู่ที่ 139.06% ดังรูปที่ 6. 12 และค่าที่น้อยที่สุดจะอยู่ที่ 4.68% ดังรูปที่ 6. 13

ตารางที่ 6. 3 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุดและน้อยที่สุดในแต่ละวัน กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

	%RMSEi (9.00น.-16.00น.)		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
ค่ามากที่สุด	154.76%	140.94%	139.06%
ค่าน้อยที่สุด	4.83%	4.34%	4.68%



รูปที่ 6. 12 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล



รูปที่ 6. 13 ผลลัพธ์การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่ดีที่สุด กรณีไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

6.3.2 ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล

สำหรับการพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล จะมีข้อมูลในการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลอง ทั้งหมด 114 วัน ประกอบไปด้วย ฤดูร้อน จำนวน 20 วัน ฤดูฝน 59 วัน และฤดูหนาว 35 วัน

- ฤดูร้อน

ตารางที่ 6.4 แสดงดัชนีชีวัด %RMSE ดังสมการที่ 5.1 ของทุกวันที่ทดสอบ พิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์ เฉพาะเวลา 9.00น. ถึง 16.00น. (ชั่วโมงที่ 10-16) จากข้อมูลทดสอบทั้งหมด 20 วัน พบว่าการพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์แย่ที่สุดคือ การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 ชั่วโมง และดีที่สุดคือการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง

$$\%RMSE = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{20}\sum_{j=10}^{16}\left(\frac{\left|P_{ij}-\hat{P}_{ij}\right|}{P_{ij}}\right)^2}{7\times 20}}$$

ตารางที่ 6.4 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ ในฤดูร้อน

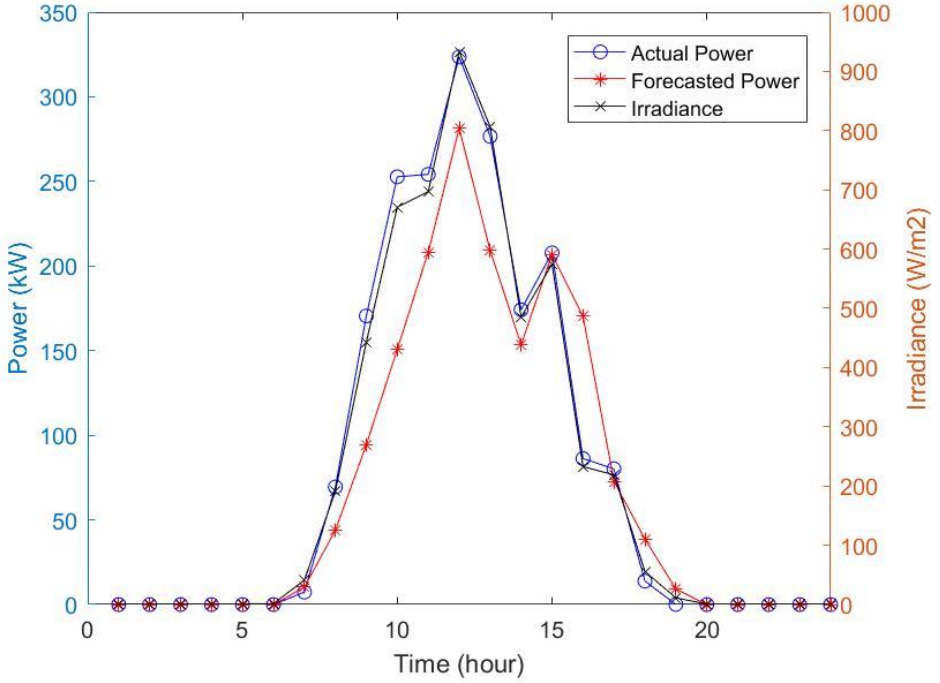
	%RMSE (9.00น.-16.00น.)
ฤดูร้อน 1 ชั่วโมงล่วงหน้า	23.05%
ฤดูร้อน 2 ชั่วโมงล่วงหน้า	25.20%
ฤดูร้อน 3 ชั่วโมงล่วงหน้า	20.51%

ตารางที่ 6. 5 แสดง %RMSE ที่มีค่ามากที่สุด และน้อยที่สุด เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของข้อมูลทดสอบในแต่ละวัน ดังสมการที่ 5.2 พบว่า เมื่อพิจารณาการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง %RMSE มากที่สุดของวันที่นำมาทดสอบอยู่ที่ 42.03% ดังรูปที่ 6. 14 และค่าที่น้อยที่สุดจะอยู่ที่ 4.83% ดังรูปที่ 6. 15

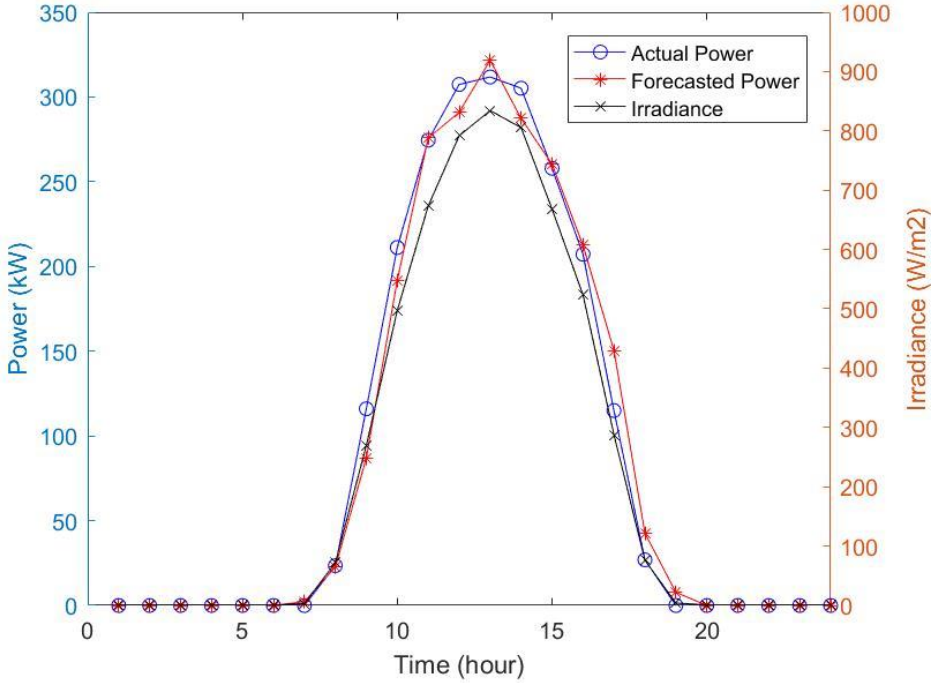
ตารางที่ 6. 5 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุดและน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของฤดูร้อน

	%RMSEi (9.00น.-16.00น.)		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
ค่ามากที่สุด	60.54%	83.83%	42.03%
ค่าน้อยที่สุด	5.01%	5.92%	4.83%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 6. 14 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณีกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด ของฤดูร้อน



รูปที่ 6. 15 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณีกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่ดีที่สุด ของฤดูร้อน

- ฤดูฝน

ตารางที่ 6. 6 แสดงดัชนีชีวัด %RMSE ดังสมการที่ 5.1 ของทุกวันที่ทดสอบ พิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์ เฉพาะเวลา 9.00น. ถึง 16.00น. (ชั่วโมงที่ 10-16) จากข้อมูลทดสอบทั้งหมด 59 วัน พบว่าการพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์แย่ที่สุดคือ การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง และดีที่สุดคือการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 ชั่วโมง

$$\%RMSE = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{59}\sum_{j=10}^{16}\left(\frac{\left|P_{ij}-\hat{P}_{ij}\right|}{P_{ij}}\right)^2}{7\times 59}}$$

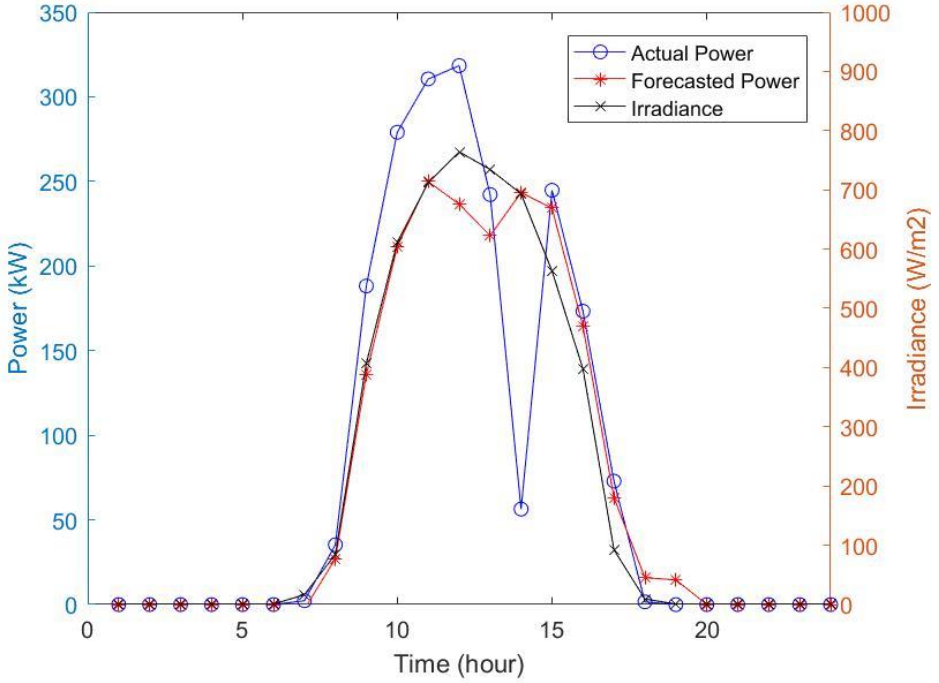
ตารางที่ 6. 6 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ ในฤดูฝน

	%RMSE (9.00น.-16.00น.)
ฤดูฝน 1 ชั่วโมงล่วงหน้า	35.30%
ฤดูฝน 2 ชั่วโมงล่วงหน้า	34.05%
ฤดูฝน 3 ชั่วโมงล่วงหน้า	34.82%

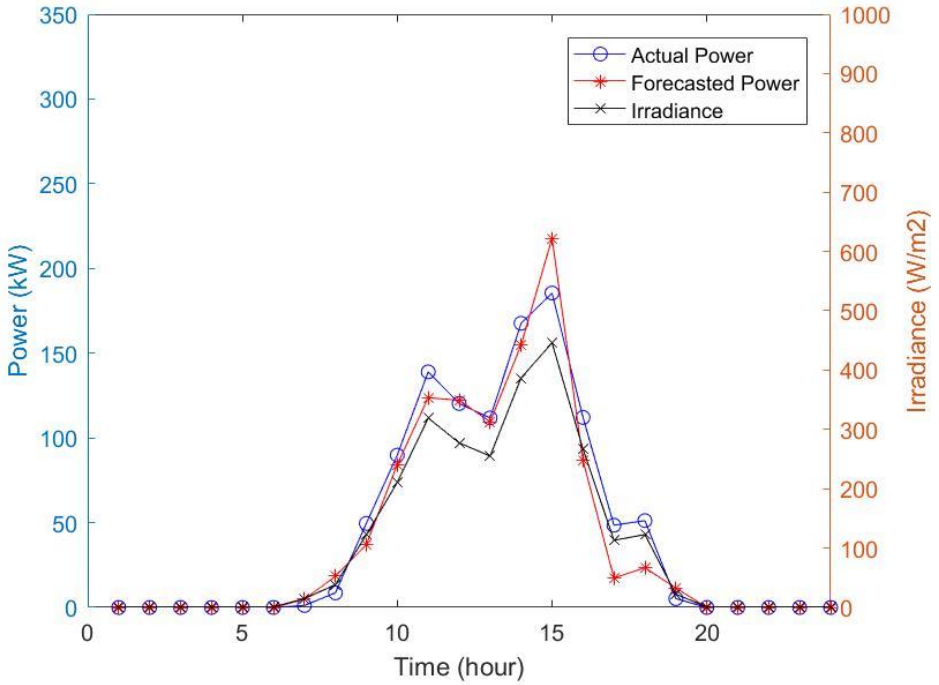
ตารางที่ 6. 7 แสดง %RMSE ที่มีค่ามากที่สุด และน้อยที่สุด เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของข้อมูลทดสอบในแต่ละวัน ดังสมการที่ 5.2 พบว่า เมื่อพิจารณาการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง %RMSE มากที่สุดของวันที่นำมาทดสอบอยู่ที่ 126.27% ดังรูปที่ 6. 16 และค่าที่น้อยที่สุดจะอยู่ที่ 12.21% ดังรูปที่ 6. 17

ตารางที่ 6. 7 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุดและน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของฤดูฝน

	%RMSEi (9.00น.-16.00น.)		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
ค่ามากที่สุด	116.96%	110.58%	126.27%
ค่าน้อยที่สุด	14.34%	12.91%	12.21%



รูปที่ 6. 16 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณีกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด ของฤดูฝน



รูปที่ 6. 17 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณีกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่ดีที่สุด ของฤดูฝน

- ฤดูหนาว

ตารางที่ 6. 8 แสดงดัชนีชีวัด %RMSE ดังสมการที่ 5.1 ของทุกวันที่ทดสอบ พิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์ เฉพาะเวลา 9.00น. ถึง 16.00น. (ชั่วโมงที่ 10-16) จากข้อมูลทดสอบทั้งหมด 35 วัน พบว่าการพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์แย่ที่สุดคือ การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 ชั่วโมง และดีที่สุดคือการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง

$$\%RMSE = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{35}\sum_{j=10}^{16}\left(\frac{\left|P_{ij}-\hat{P}_{ij}\right|}{P_{ij}}\right)^2}{7\times 35}}$$

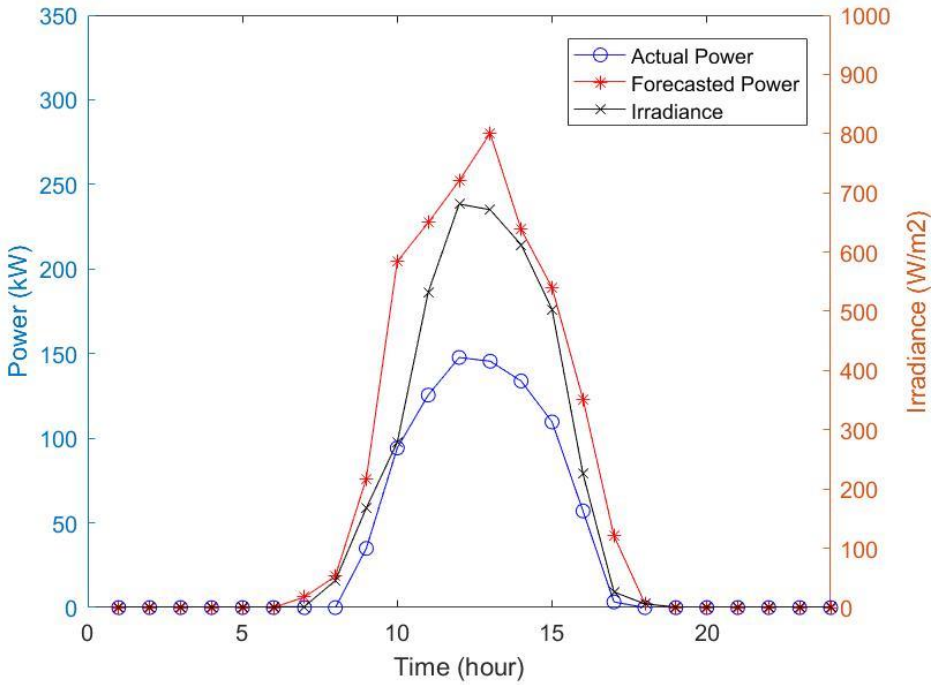
ตารางที่ 6. 8 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ ในฤดูหนาว

	%RMSE (9.00น.-16.00น.)
ฤดูหนาว 1 ชั่วโมงล่วงหน้า	37.12%
ฤดูหนาว 2 ชั่วโมงล่วงหน้า	43.45%
ฤดูหนาว 3 ชั่วโมงล่วงหน้า	40.15%

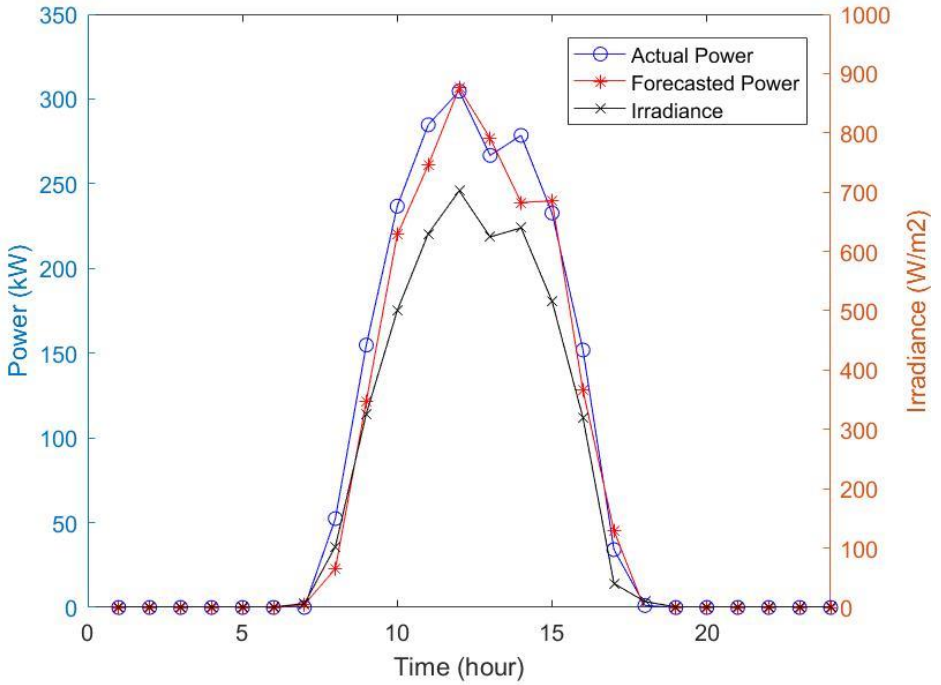
ตารางที่ 6. 9 แสดง %RMSE ที่มีค่ามากที่สุด และน้อยที่สุด เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของข้อมูลทดสอบในแต่ละวัน ดังสมการที่ 5.2 พบว่า เมื่อพิจารณาการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง %RMSE มากที่สุดของวันที่นำมาทดสอบอยู่ที่ 90.17% ดังรูปที่ 6. 18 และค่าที่น้อยที่สุดจะอยู่ที่ 9.20% ดังรูปที่ 6. 19

ตารางที่ 6. 9 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุดและน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของฤดูหนาว

	%RMSEi (9.00น.-16.00น.)		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
ค่ามากที่สุด	91.36%	101.60%	90.17%
ค่าน้อยที่สุด	9.41%	9.21%	9.20%



รูปที่ 6. 18 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่แย่ที่สุด ของฤดูหนาว



รูปที่ 6. 19 ผลลัพธ์การพยากรณ์กรณกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าที่ดีที่สุด ของฤดูหนาว

- รวมทุกฤดูกาล

ตารางที่ 6. 10 แสดงดัชนีชีวัด %RMSE ดังสมการที่ 5.1 ของทุกวันที่ทดสอบ พิจารณาความผิดพลาดจากการพยากรณ์ เฉพาะเวลา 9.00น. ถึง 16.00น. จากข้อมูลทดสอบทั้งหมด 114 วัน พบว่าการพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์แย่ที่สุดคือ การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 ชั่วโมง และดีที่สุดคือการพยากรณ์ล่วงหน้า *1* ชั่วโมง

$$\%RMSE = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{114}\sum_{j=10}^{16}\left(\frac{\left|P_{ij}-\hat{P}_{ij}\right|}{P_{ij}}\right)^2}{7\times 114}}$$

ตารางที่ 6. 10 ค่าความผิดพลาด %RMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของทุกวันที่ทดสอบ รวมทุกฤดูกาล

	%RMSE (9.00น.-16.00น.)
1 ชั่วโมงล่วงหน้า	34.08%
2 ชั่วโมงล่วงหน้า	35.93%
3 ชั่วโมงล่วงหน้า	34.71%

ตารางที่ 6.11 แสดง %RMSE ที่มีค่ามากที่สุด และน้อยที่สุด เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ของข้อมูลทดสอบในแต่ละวัน ดังสมการที่ 5.2 พบว่า เมื่อพิจารณาการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง %RMSE มากที่สุดของวันที่นำมาทดสอบอยู่ที่ 126.27% ในฤดูฝน ดังรูปที่ 6. 16 และค่าที่น้อยที่สุดจะอยู่ที่ 4.83% ในฤดูร้อน ดังรูปที่ 6. 15

ตารางที่ 6.11 ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มากที่สุดและน้อยที่สุดในแต่ละวัน ของทุกฤดูกาล

	%RMSEi (9.00น.-16.00น.)		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
ค่ามากที่สุด	116.96%	110.58%	126.27%
ค่าน้อยที่สุด	5.01%	5.92%	4.83%

6.3.3 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์

เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบประสิทธิภาพในหัวข้อ 6.3.1 และ 6.3.2 ระหว่างการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล และพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล พบว่าเมื่อพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาลส่งผลให้เพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากขึ้น โดยจะช่วยลดความผิดพลาด %RMSE ประมาณ 4-5% ดังตารางที่ 6.12

ตารางที่ 6.12 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระหว่าง
แบบจำลองที่ไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล และพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล

	%RMSE (9.00น.-16.00น.)		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
	ไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล		
รวมทั้งหมด	39.03%	41.68%	40.14%
	พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล		
ฤดูร้อน	23.05%	25.20%	20.51%
ฤดูฝน	35.30%	34.05%	34.82%
ฤดูหนาว	37.12%	43.45%	40.15%
รวมทั้งหมด	34.08%	35.93%	34.71%

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพ พบว่า การพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาลจะช่วยให้ข้อมูลในการทดสอบแบ่งกลุ่มอย่างมีนัยสำคัญมากขึ้น โดยสภาพอากาศในแต่ละฤดูจะมีความแตกต่างกัน ทำให้กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์แตกต่างกันด้วย ดังนั้นการจำแนกสภาพอากาศโดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาลจึงช่วยให้การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์แม่นยำมากขึ้น นอกจากนี้เนื่องจากการแบ่งกลุ่มมากขึ้นจึงทำให้ข้อมูลในการเรียนรู้ของแบบจำลอง (training data) น้อยลงไปด้วย ดังนั้นหากมีข้อมูลในการเรียนรู้ของแบบจำลองในปริมาณที่เท่าๆกัน อาจส่งผลให้การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาลแม่นยำมากขึ้นไปอีก

6.4 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง

จากผลลัพธ์การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ในหัวข้อ 6.3 พบว่า การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากว่าการไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดุกาล เพราะฉะนั้นในการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรองจะใช้ผลการทดสอบจากแบบจำลองการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล

การกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง จะพิจารณาตามดัชนีชี้วัดตามสมการที่ 5.3 และ5.4 โดยพิจารณาค่าความผิดพลาดมากที่สุดในแต่ละชั่วโมงของทุกวันที่นำมาทดสอบ เพื่อเป็นข้อมูลให้รู้ว่าในแต่ละชั่วโมงของแต่ละวันควรมีไฟฟ้าสำรองเตรียมไว้เท่าไหร่ โดยเปรียบเทียบกับค่าปริมาณการผลิตติดตั้ง 500 kw ของโซล่าฟาร์ม

6.4.1 ฤดูร้อน

การพิจารณาการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูร้อน มีข้อมูลสำหรับการทดสอบทั้งหมด 20 วัน คิดเป็น 480 ชั่วโมง

ตารางที่ 6. 13 แสดงความผิดพลาดจากการพยากรณ์พลังงานที่ผลิตได้ในหนึ่งวัน และ ตารางที่ 6.14 แสดงดัชนีชี้วัดที่ 5.3 ของทุกชั่วโมงในทุกวันที่ทดสอบ ในช่วงเวลา 7.00น. ถึง 19.00น. โดยแสดงกำลังผลิตไฟฟ้าสำรองที่ต้องเตรียมไว้ หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าตามลำดับ และผลลัพธ์การกำหนดไฟฟ้าสำรองแสดงดังรูปที่ 6. 20

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 6. 13 พลังงานไฟฟ้าที่ต้องสำรอง
หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูร้อน

	พลังงานไฟฟ้าสำรอง (kWh)
ฤดูร้อน 1 ชั่วโมงล่วงหน้า	424.02
ฤดูร้อน 2 ชั่วโมงล่วงหน้า	385.21
ฤดูร้อน 3 ชั่วโมงล่วงหน้า	419.82

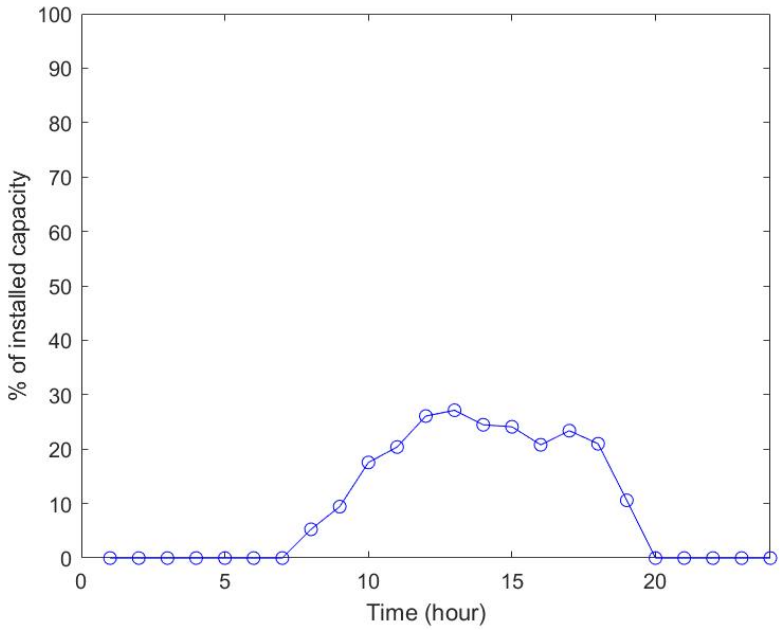
ตารางที่ 6.14 กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง ในแต่ละชั่วโมง (7.00น.-19.00น.)
หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูร้อน

	กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง เมื่อใช้ข้อมูลการพยากรณ์		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
7.00น.-8.00น.	2.57%	1.80%	5.28%
8.00น.-9.00น.	9.45%	5.90%	7.52%
9.00น.-10.00น.	17.57%	15.18%	15.31%
10.00น.-11.00น.	18.31%	20.06%	20.40%
11.00น.-12.00น.	17.59%	26.10%	15.27%
12.00น.-13.00น.	27.16%	19.14%	25.93%
13.00น.-14.00น.	23.51%	24.49%	18.66%
14.00น.-15.00น.	14.41%	24.12%	18.00%
15.00น.-16.00น.	19.21%	12.07%	20.81%
16.00น.-17.00น.	23.40%	22.06%	17.90%
17.00น.-18.00น.	13.92%	21.00%	15.83%
18.00น.-19.00น.	7.72%	4.07%	10.61%
ค่าเฉลี่ย	16.24%	16.33%	15.96%

จากตารางที่ 6.14 เราจะพิจารณาความต้องการไฟฟ้าสำรองมากที่สุดในแต่ละชั่วโมง เพื่อครอบคลุมทุกความผิดพลาดจากการพยากรณ์ ดังนั้นผลลัพธ์การกำหนดไฟฟ้าสำรอง เป็นไปดังตารางที่ 6. 15 และแสดงดังรูปที่ 6. 20 อย่างไรก็ดี หากต้องการพิจารณาไฟฟ้าสำรองเพียงค่าเดียวของทั้งวัน สามารถกำหนดได้จากค่าที่มากที่สุดของวัน คือ 27.16%

ตารางที่ 6. 15 ผลการกำหนดไฟฟ้าสำรอง ในฤดูร้อน

	ความต้องการไฟฟ้าสำรอง
7.00น.-8.00น.	5.28%
8.00น.-9.00น.	9.45%
9.00น.-10.00น.	17.57%
10.00น.-11.00น.	20.40%
11.00น.-12.00น.	26.10%
12.00น.-13.00น.	27.16%
13.00น.-14.00น.	24.49%
14.00น.-15.00น.	24.12%
15.00น.-16.00น.	20.81%
16.00น.-17.00น.	23.40%
17.00น.-18.00น.	21.00%
18.00น.-19.00น.	10.61%



รูปที่ 6. 20 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูร้อน

6.4.2 ฤดูฝน

การพิจารณาการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูฝน มีข้อมูลสำหรับการทดสอบทั้งหมด 59 วัน คิดเป็น 1,416 ชั่วโมง

ตารางที่ 6. 16 แสดงความผิดพลาดจากการพยากรณ์พลังงานที่ผลิตได้ในหนึ่งวัน และ ตารางที่ 6.17 แสดงดัชนีชี้วัดที่ 5.3 ของทุกชั่วโมงในทุกวันที่ทดสอบ ในช่วงเวลา 7.00น. ถึง 19.00น. โดยแสดงกำลังผลิตไฟฟ้าสำรองที่ต้องเตรียมไว้ หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าตามลำดับ และผลลัพธ์การกำหนดไฟฟ้าสำรองแสดงดังรูปที่ 6. 21

ตารางที่ 6. 16 พลังงานไฟฟ้าที่ต้องสำรอง
หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูฝน

	พลังงานไฟฟ้าสำรอง (kWh)
ฤดูฝน 1 ชั่วโมงล่วงหน้า	536.49
ฤดูฝน 2 ชั่วโมงล่วงหน้า	482.21
ฤดูฝน 3 ชั่วโมงล่วงหน้า	511.62

จากตารางที่ 6.17 เราจะพิจารณาความต้องการไฟฟ้าสำรองมากที่สุดในแต่ละชั่วโมง เพื่อครอบคลุมทุกความผิดพลาดจากการพยากรณ์ ดังนั้นผลลัพธ์การกำหนดไฟฟ้าสำรอง เป็นไปดังตารางที่ 6. 18 และแสดงดังรูปที่ 6. 21 อย่างไรก็ดี หากต้องการพิจารณาไฟฟ้าสำรองเพียงค่าเดียวของทั้งวัน สามารถกำหนดได้จากค่าที่มากที่สุดของวัน คือ 37.42%

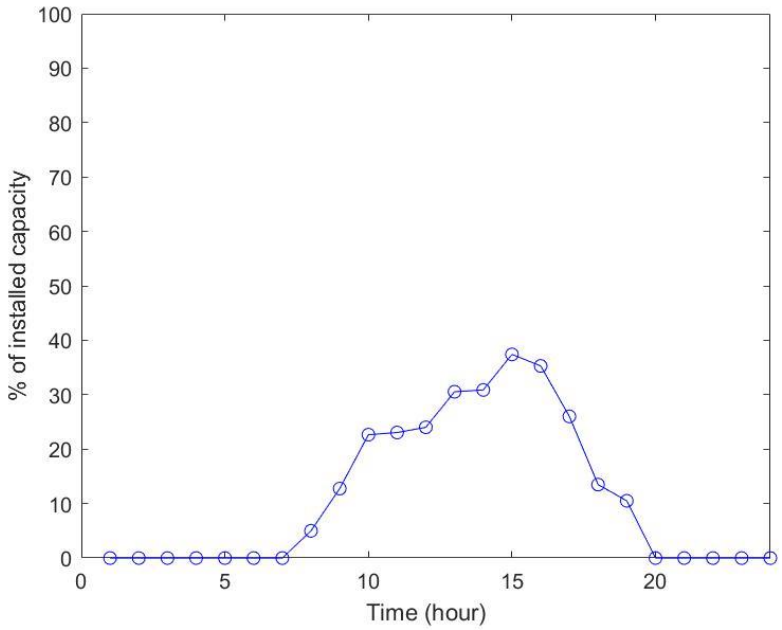
ตารางที่ 6.17 กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง ในแต่ละชั่วโมง (7.00น.-19.00น.)
หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูฝน

	กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง เมื่อใช้ข้อมูลการพยากรณ์		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
7.00น.-8.00น.	4.83%	5.00%	2.67%
8.00น.-9.00น.	12.77%	12.67%	12.41%
9.00น.-10.00น.	22.67%	17.02%	14.98%
10.00น.-11.00น.	21.04%	20.37%	23.07%
11.00น.-12.00น.	24.03%	20.17%	20.12%
12.00น.-13.00น.	27.33%	30.56%	23.97%
13.00น.-14.00น.	30.89%	28.03%	30.78%
14.00น.-15.00น.	33.15%	32.50%	37.42%
15.00น.-16.00น.	27.10%	27.69%	35.31%
16.00น.-17.00น.	16.08%	23.43%	26.03%
17.00น.-18.00น.	14.05%	13.50%	13.45%
18.00น.-19.00น.	7.86%	10.52%	7.22%
ค่าเฉลี่ย	20.15%	20.12%	20.62%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 6. 18 ผลการกำหนดไฟฟ้าสำรอง ในฤดูฝน

	ความต้องการไฟฟ้าสำรอง
7.00น.-8.00น.	5.00%
8.00น.-9.00น.	12.77%
9.00น.-10.00น.	22.67%
10.00น.-11.00น.	23.07%
11.00น.-12.00น.	24.03%
12.00น.-13.00น.	30.56%
13.00น.-14.00น.	30.89%
14.00น.-15.00น.	37.42%
15.00น.-16.00น.	35.31%
16.00น.-17.00น.	26.03%
17.00น.-18.00น.	13.50%
18.00น.-19.00น.	10.52%



รูปที่ 6. 21 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูฝน

6.4.3 ฤดูหนาว

การพิจารณาการกำหนดความต้องการบริการเสริมความมั่นคง ในฤดูร้อน มีข้อมูลสำหรับการทดสอบ ทั้งหมด 35 วัน คิดเป็น 840 ชั่วโมง

ตารางที่ 6. 19 แสดงความผิดพลาดจากการพยากรณ์พลังงานที่ผลิตได้ในหนึ่งวัน และ ตารางที่ 6. 20 แสดงดัชนีชี้วัดที่ 5.3 ของทุกชั่วโมงในทุกวันที่ทดสอบ ในช่วงเวลา 7.00น. ถึง 19.00น. โดยแสดงกำลังผลิตไฟฟ้าสำรองที่ต้องเตรียมไว้ หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ 3 ชั่วโมงล่วงหน้าตามลำดับ และผลลัพธ์การกำหนดไฟฟ้าสำรองแสดงดังรูปที่ 6. 22

ตารางที่ 6. 19 พลังงานไฟฟ้าที่ต้องสำรอง
หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูหนาว

	พลังงานไฟฟ้าสำรอง (kWh)
ฤดูฝน 1 ชั่วโมงล่วงหน้า	758.01
ฤดูฝน 2 ชั่วโมงล่วงหน้า	831.16
ฤดูฝน 3 ชั่วโมงล่วงหน้า	850.71

จากตารางที่ 6. 20 เราจะพิจารณาความต้องการไฟฟ้าสำรองมากที่สุดในแต่ละชั่วโมง เพื่อครอบคลุมทุกความผิดพลาดจากการพยากรณ์ ดังนั้นผลลัพธ์การกำหนดไฟฟ้าสำรอง เป็นไปดังตารางที่ 6. 21 และแสดงดังรูปที่ 6. 22 อย่างไรก็ดี หากต้องการพิจารณาไฟฟ้าสำรองเพียงค่าเดียวของทั้งวัน สามารถกำหนดได้จากค่าที่มากที่สุดของวัน คือ 31.18%

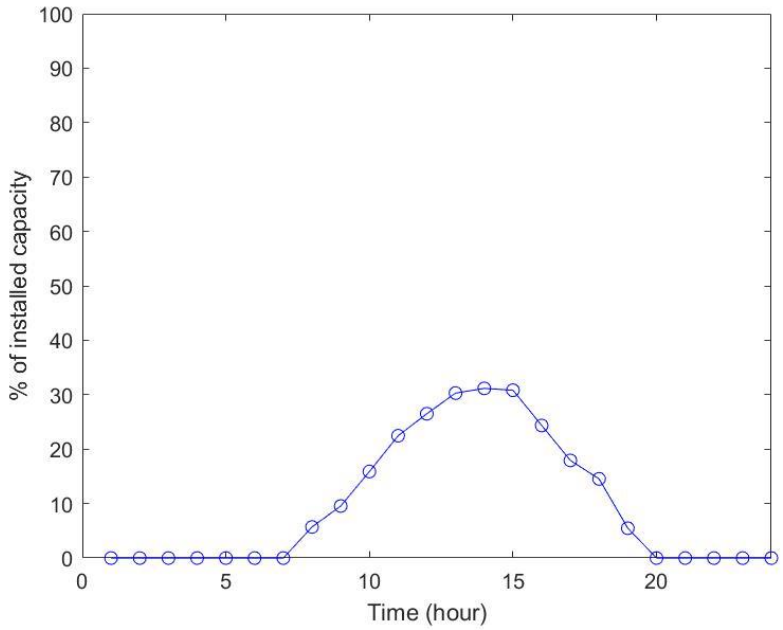
ตารางที่ 6. 20 กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง ในแต่ละชั่วโมง (7.00น.-19.00น.)
หากใช้ข้อมูลการพยากรณ์ 1 2 และ3 ชั่วโมงล่วงหน้า ในฤดูหนาว

	กำลังผลิตไฟฟ้าสำรอง เมื่อใช้ข้อมูลการพยากรณ์		
	1 ชั่วโมงล่วงหน้า	2 ชั่วโมงล่วงหน้า	3 ชั่วโมงล่วงหน้า
7.00น.-8.00น.	5.71%	2.30%	4.48%
8.00น.-9.00น.	7.24%	8.77%	9.56%
9.00น.-10.00น.	15.90%	14.13%	14.35%
10.00น.-11.00น.	22.48%	20.40%	22.05%
11.00น.-12.00น.	20.59%	26.52%	22.49%
12.00น.-13.00น.	25.67%	30.31%	26.88%
13.00น.-14.00น.	29.77%	31.18%	26.94%
14.00น.-15.00น.	20.28%	30.84%	26.81%
15.00น.-16.00น.	21.73%	21.09%	24.36%
16.00น.-17.00น.	17.86%	17.94%	17.20%
17.00น.-18.00น.	8.07%	14.55%	10.25%
18.00น.-19.00น.	4.02%	5.49%	5.41%
ค่าเฉลี่ย	16.61%	18.63%	17.57%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 6. 21 ผลการกำหนดไฟฟ้าสำรอง ในฤดูหนาว

	ความต้องการไฟฟ้าสำรอง
7.00น.-8.00น.	5.71%
8.00น.-9.00น.	9.56%
9.00น.-10.00น.	15.90%
10.00น.-11.00น.	22.48%
11.00น.-12.00น.	26.52%
12.00น.-13.00น.	30.31%
13.00น.-14.00น.	31.18%
14.00น.-15.00น.	30.84%
15.00น.-16.00น.	24.36%
16.00น.-17.00น.	17.94%
17.00น.-18.00น.	14.55%
18.00น.-19.00น.	5.49%



รูปที่ 6. 22 ผลการกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง ในฤดูหนาว

บทที่ 7
สรุปผลและข้อเสนอแนะ

7.1 สรุป

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์เพื่อกำหนดความต้องการไฟฟ้าสำรอง เปรียบเทียบ 2 วิธีการคือ การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล และพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล โดยขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยไม่พิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล จะจำแนกสภาพอากาศออกเป็น 6 ประเภท แบ่งเป็นครึ่งวันเช้า และครึ่งวันบ่าย จากนั้นใช้เครื่องมือ Self-Organized Map (SOM) ในการจำแนกสภาพอากาศของแต่ละครึ่งวัน (ครึ่งเช้า และครึ่งบ่าย) ออกเป็น 3 กลุ่ม ส่วนขั้นตอนวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยพิจารณาปัจจัยเชิงฤดูกาล จะจำแนกออกเป็น 18 กลุ่ม แรกเริ่มจะแยกข้อมูลตามฤดูกาล คือ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว แล้วจำแนกสภาพอากาศของแต่ละครึ่งวัน (ครึ่งเช้า และครึ่งบ่าย) ออกเป็น 3 กลุ่ม เช่นเดียวกับวิธีก่อนหน้า โดยการจำแนกสภาพอากาศนั้นทำเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 1-3 ชั่วโมง การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ จะใช้เครื่องมือโครงข่ายประสาทเทียม หรือ ANN ในการพยากรณ์

ในส่วนของข้อมูลที่จำเป็นสำหรับการจำแนกสภาพอากาศโดยใช้ SOM คือ ข้อมูลพยากรณ์ล่วงหน้า 1-12 ชั่วโมง ของความเข้มแสง อุณหภูมิ และความเร็วลม จากกรมอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลที่จำเป็นสำหรับการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ คือ กำลังผลิตไฟฟ้า และความเข้มแสงที่วัดจริง และข้อมูลพยากรณ์จากกรมอุตุนิยมวิทยา การทดสอบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการที่ได้นำเสนอนี้จะใช้ข้อมูล จากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ขนาดการผลิตติดตั้ง 500 kW ที่อำเภอเมือง จังหวัดแม่ฮ่องสอน ผลลัพธ์ที่ได้พบว่า การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำกว่า 4-5% และการกำหนดความต้องการไฟฟ้าในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว สามารถกำหนดได้ดังตารางที่ 6. 15 ตารางที่ 6. 18 และตารางที่ 6. 21 เทียบกำลังการผลิตติดตั้ง และมีค่ามากที่สุดที่ 27.16% 37.42% และ 31.18% ตามลำดับ

7.2 ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะสำหรับแผนงานในอนาคต คือ การพัฒนาการจำแนกสภาพอากาศให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น เนื่องจากกระบวนการจำแนกสภาพอากาศ ข้อมูลที่ใช้แทนลักษณะสภาพอากาศใน SOM คือค่าเฉลี่ยของข้อมูลความเข้มแสง อุณหภูมิ และความเร็วลม ซึ่งอาจจะไม่สะท้อนถึงความแปรปรวนของสภาพอากาศได้ชัดเจน ดังนั้นการกำหนดข้อมูลที่ใช้แทนลักษณะสภาพอากาศใน SOM เพิ่มเติม เช่น ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล ค่ามากที่สุดของข้อมูล หรือ อื่นๆ อาจจะช่วยทำให้การจำแนกสภาพอากาศแบ่งประเภทได้ดียิ่งขึ้น นอกจากนี้ยังสามารถพัฒนาวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็วของกำลังผลิตไฟฟ้า ซึ่งหลายๆ กรณีอาจเกิดจากการบดบังของเมฆ ดังนั้นการพยากรณ์การเคลื่อนที่ของเมฆ อาจเป็นข้อมูลสำคัญให้กับแบบจำลองในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ ท้ายที่สุดสามารถนำข้อมูลการกำหนดความต้องการบริการเสริมความมั่นคง มาเป็นข้อมูลหนึ่งในการเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานในระบบการจัดการพลังงานได้อีกด้วย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รายการอ้างอิง

Benmouiza, K. and A. Cheknane (2013). "Forecasting hourly global solar radiation using hybrid k-means and nonlinear autoregressive neural network models." Energy Conversion and Management 75(561-569).

Benmouiza, K. and A. Cheknane (2016). "Small-scale solar radiation forecasting using ARMA and nonlinear autoregressive neural network models." Theoretical and Applied Climatology 124(3-4): 945-958.

Bunn, D. and E. D. Farmer (1985). "Comparative models for electrical load forecasting."

Chen, C., et al. (2011). "Online 24-h solar power forecasting based on weather type classification using artificial neural network." Solar Energy 85(11): 2856-2870.

Chuang, A. S. and C. Schwaegerl (July, 2009). Ancillary services for renewable integration. CIGRE/IEEE PES Joint Symposium.

Erwin, S. R., et al. (July 1991). "Operational Planning Software Realizes Production Cost Savings." Comput. Appl. Power 4(3).

Ghanbarzadeh, A., et al. (2009). Solar radiation forecasting based on meteorological data using artificial neural networks. 7th IEEE International Conference.

Halamay, D. A., et al. (2011). "Reserve requirement impacts of large-scale integration of wind, solar, and ocean wave power generation." IEEE Transactions on Sustainable Energy 2(3): 321-328.

Hobbs, B. F., et al. (1999). "Analysis of the value for unit commitment of improved load forecasts." IEEE Transactions on Power Systems 14(4): 1342-1348.

Huang, J., et al. (2013). "Forecasting solar radiation on an hourly time scale using a Coupled AutoRegressive and Dynamical System (CARDS) model." Solar Energy 87(136-149).

Kriesel, D. (2007). "A brief Introduction on Neural Networks."

Lorenz, E., et al. (2009). "Irradiance forecasting for the power prediction of grid-connected photovoltaic systems." IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing 2(1): 2-10.

Mellit, A., et al. (2007). An ANFIS-based forecasting for solar radiation data from sunshine duration and ambient temperature. In Power Engineering Society General Meeting.

Mihalakakou, G., et al. (2000). "The total solar radiation time series simulation in Athens, using neural networks." Theoretical and Applied Climatology 66(3): 185-197.

Mohandes, M., et al. (1998). "Estimation of global solar radiation using artificial neural networks." Renewable Energy 14(1-4): 179-184.

Pedro, H. T. and C. F. Coimbra (2012). "Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs." Solar Energy 86(7): 2017-2028.

Sfetsos, A. and A. H. Coonick (2000). "Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques." Solar Energy 68(2): 169-178.

Tewari, S., et al. (2011). "A statistical model for wind power forecast error and its application to the estimation of penalties in liberalized markets." IEEE Transactions on Power Systems 26(4): 2031-2039.

Ummels, B. C., et al. (2007). "Impacts of wind power on thermal generation unit commitment and dispatch." IEEE Transactions on energy conversion 22(1): 44-51.

Vesanto, J. and E. Alhoniemi (2000). "Clustering of the self-organizing map." IEEE Transactions on neural networks 11(3): 586-600.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

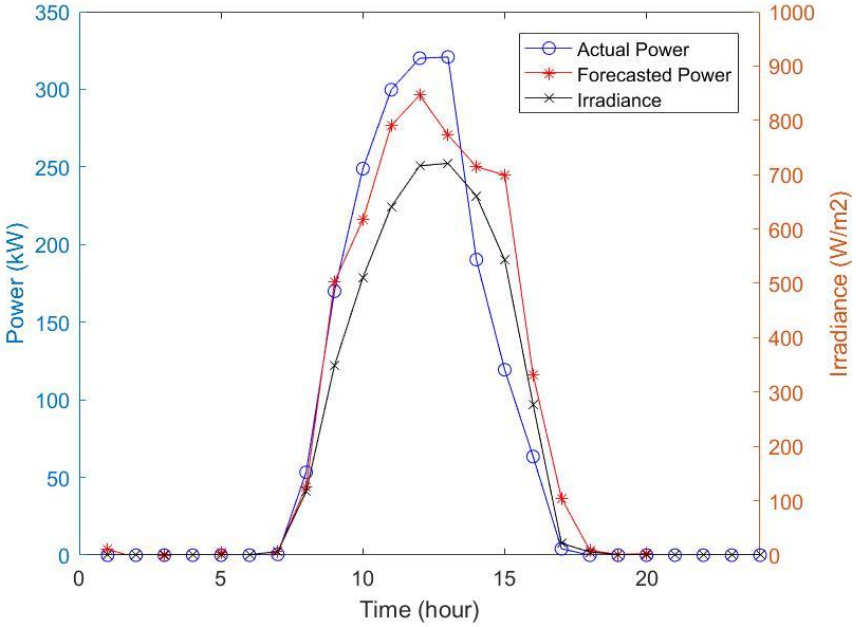
ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

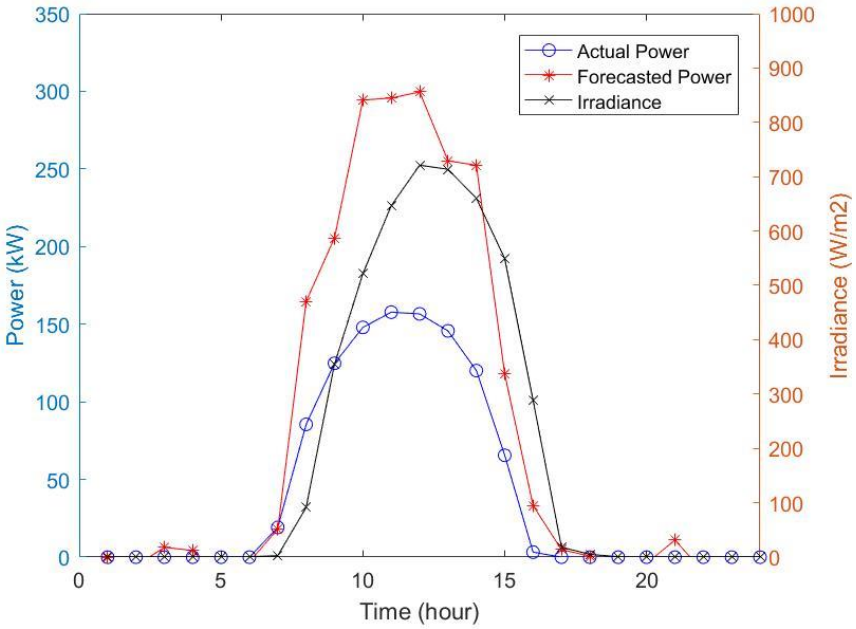
ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยไม่พิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล

- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมงที่มี %RMSE มากกว่า 50%

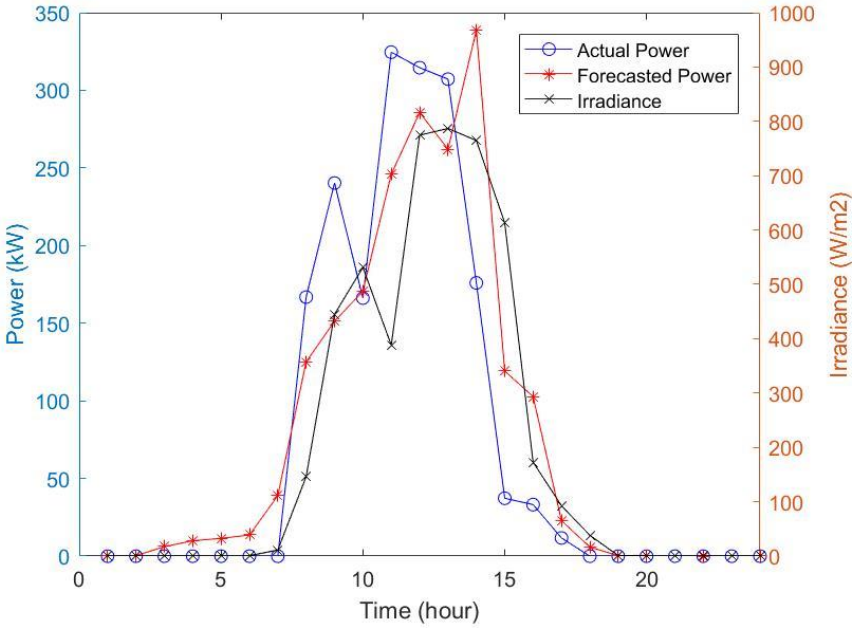
%RMSE = 52.66%



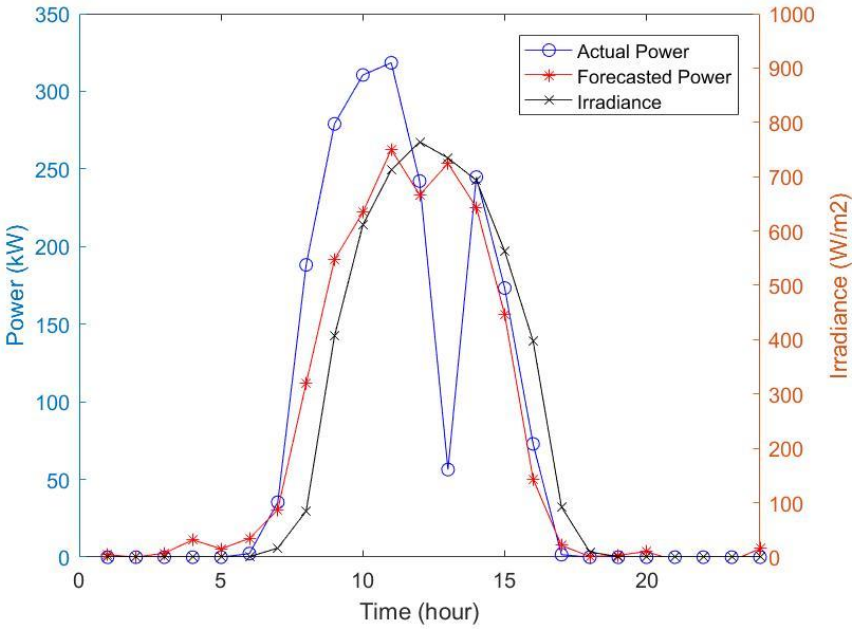
%RMSE = 87.87%



%RMSE = 91.80%

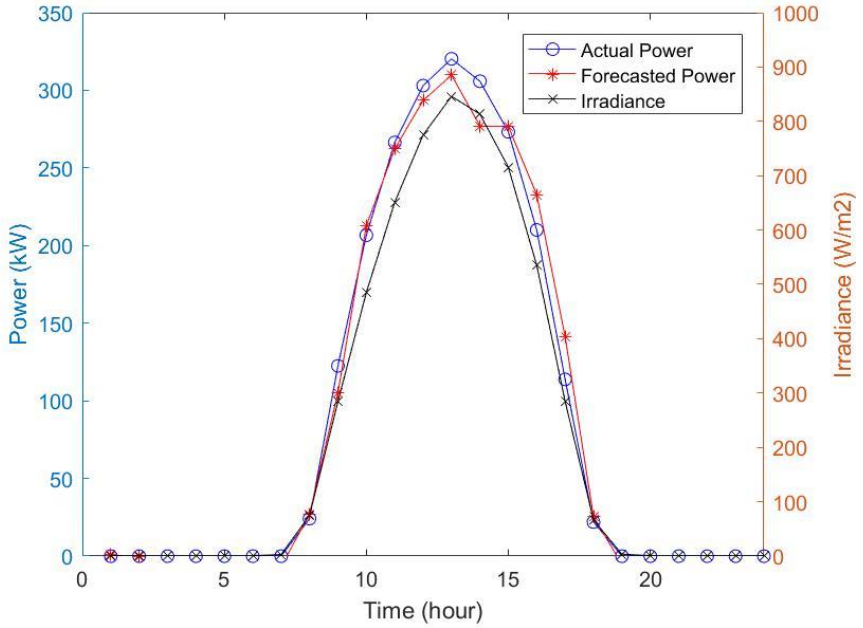


%RMSE = 133.22%

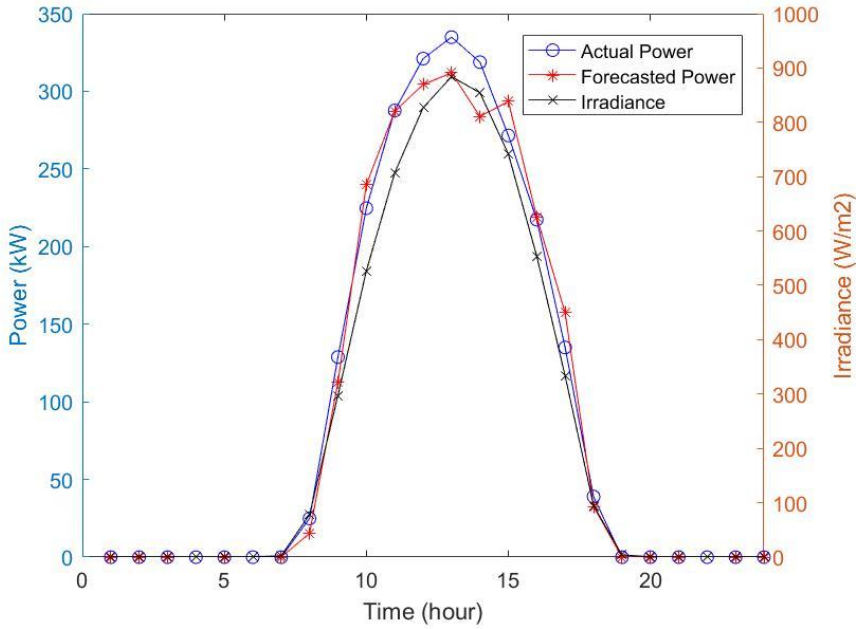


- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมงที่มี %RMSE น้อยกว่า 20%

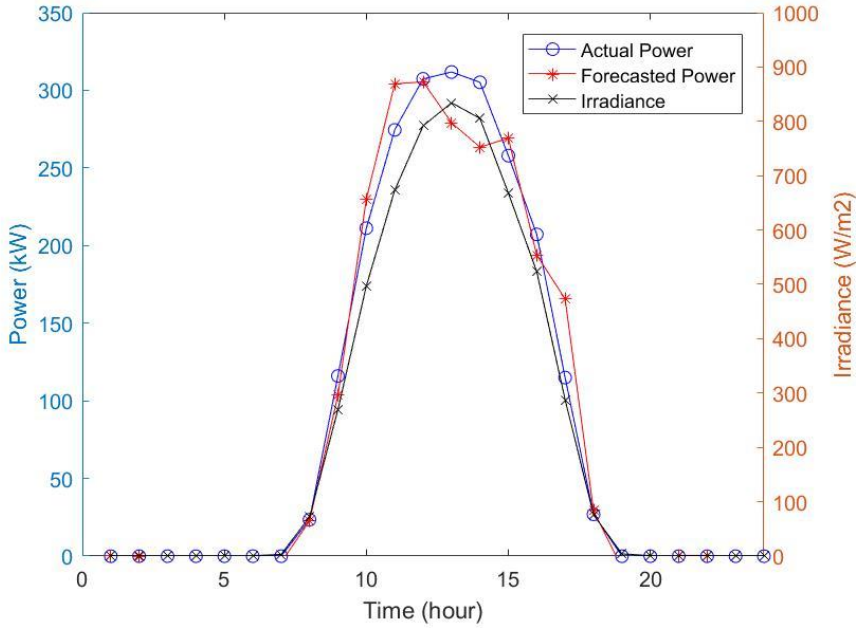
%RMSE = 5.83%



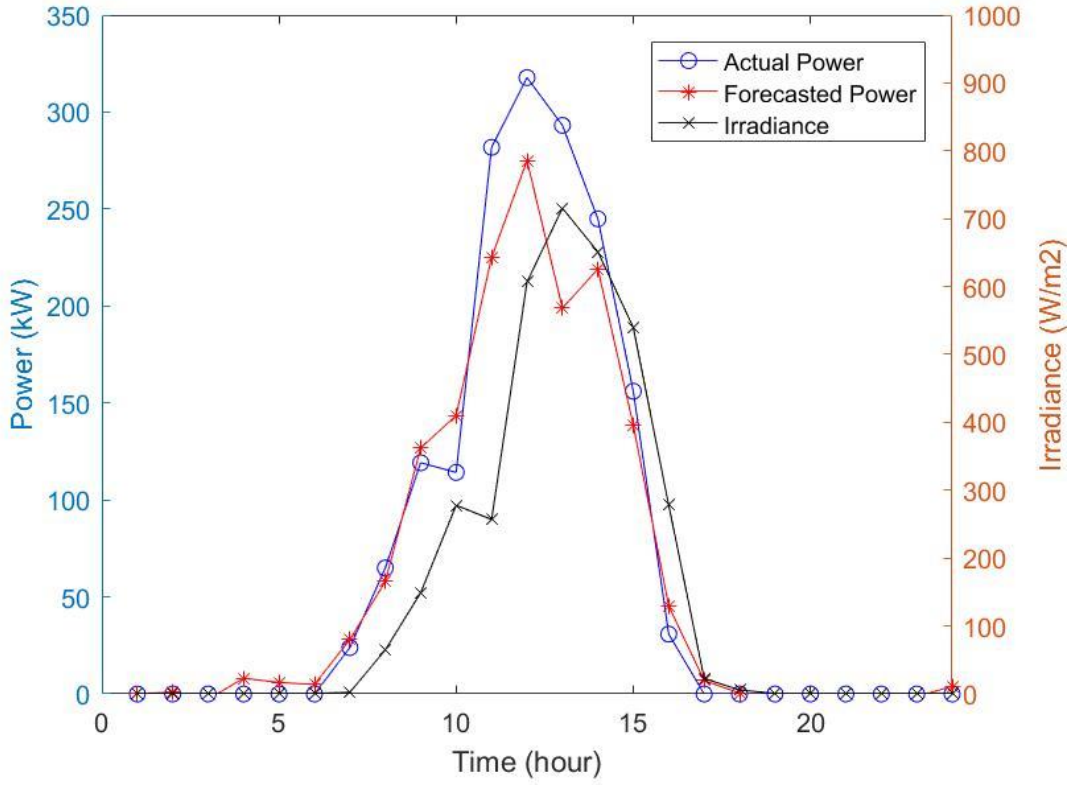
%RMSE = 6.62%



%RMSE = 8.89%


Actual Power
Forecasted Power
Irradiance
Power (kW)
Irradiance (W/m2)
Time (hour)
0
50
100
150
200
250
300
350
0
100
200
300
400
500
600
700
800
900
1000
0
5
10
15
20

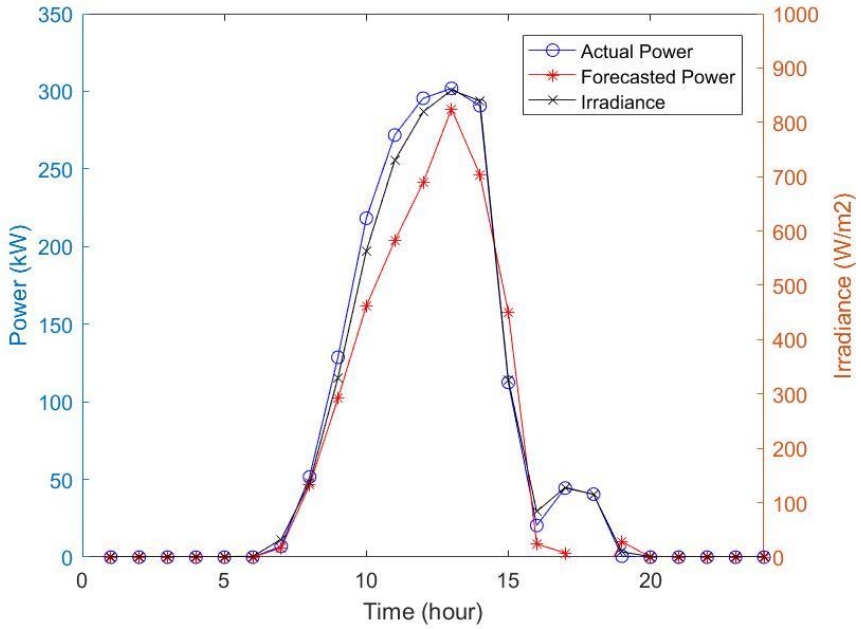
%RMSE = 19.13%


Actual Power
Forecasted Power
Irradiance
Power (kW)
Irradiance (W/m2)
Time (hour)
0
50
100
150
200
250
300
350
0
100
200
300
400
500
600
700
800
900
1000
0
5
10
15
20

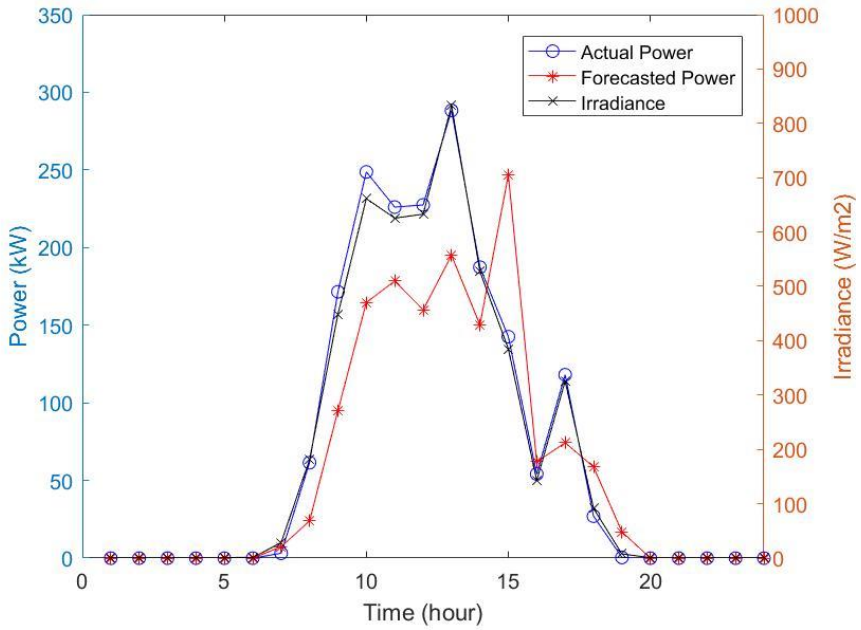
ผลการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยพิจารณาปัจจัยจากฤดูกาล

- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง ในฤดูร้อน ที่มี %RMSE มากกว่า 30%

%RMSE = 31.50%

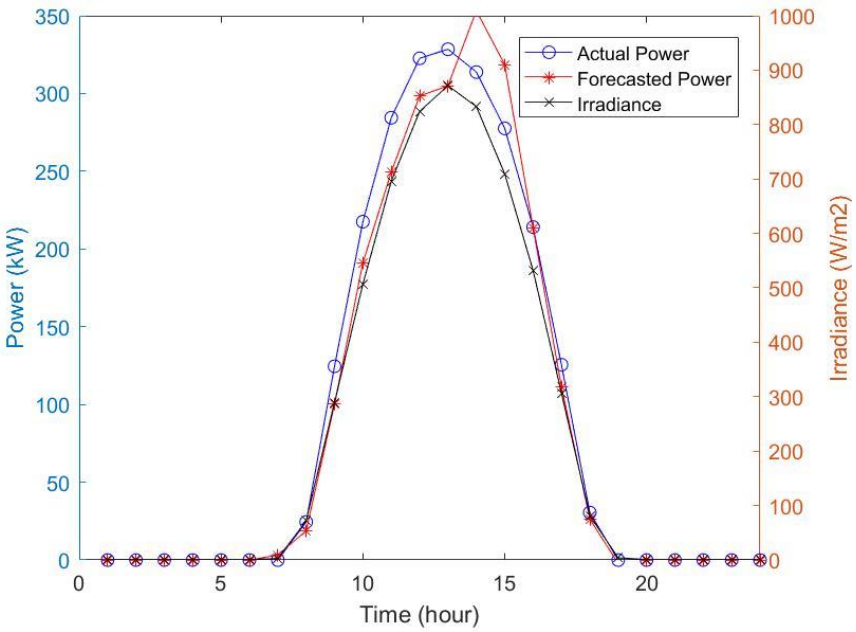


%RMSE = 36.73%

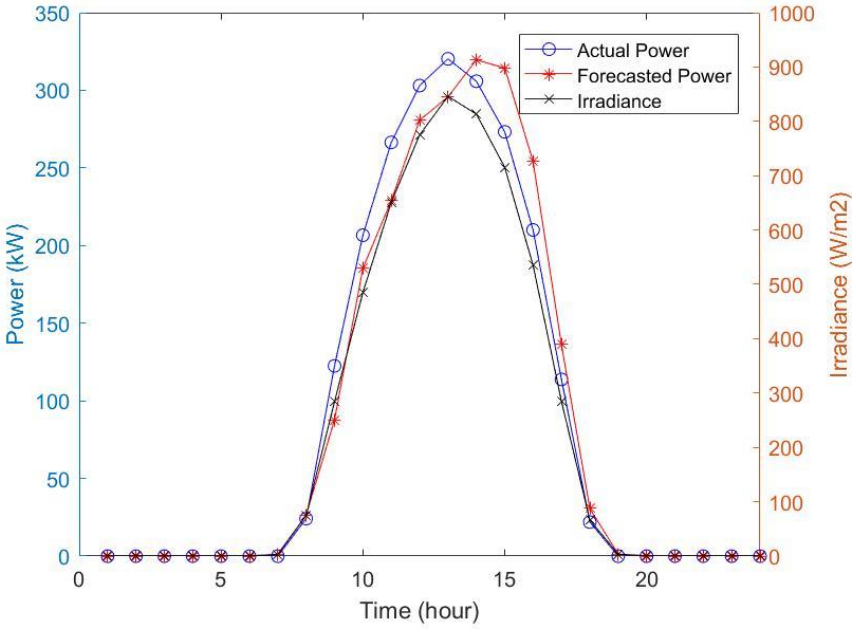


- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง ในฤดูร้อน ที่มี %RMSE น้อยกว่า 20%

%RMSE = 10.57%

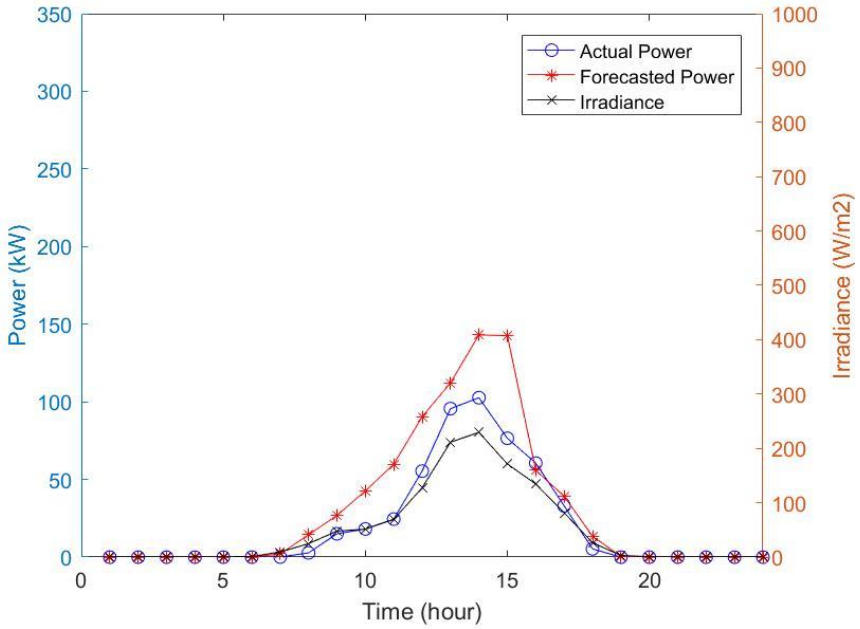


%RMSE = 12.57%

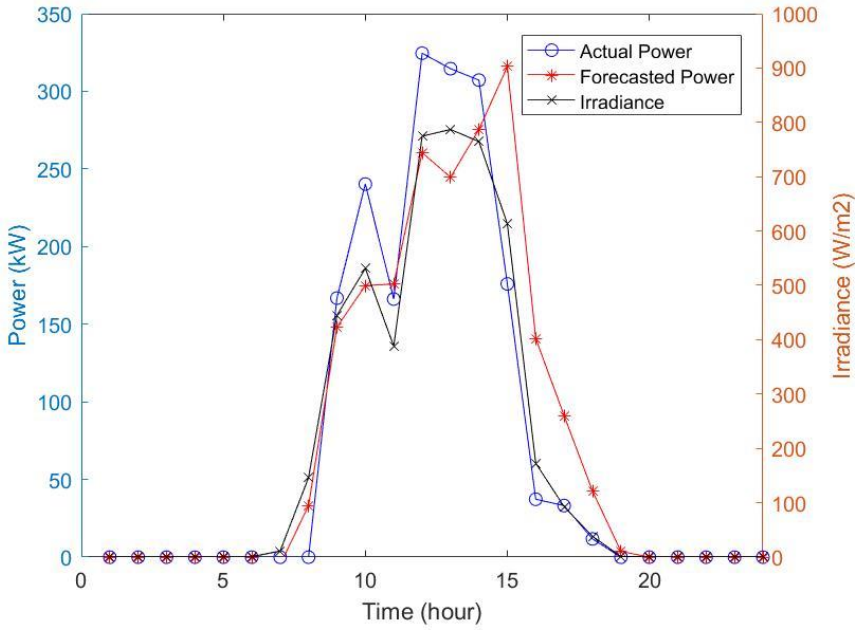


- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง ในฤดูฝน ที่มี %RMSE มากกว่า 50%

%RMSE = 86.36%

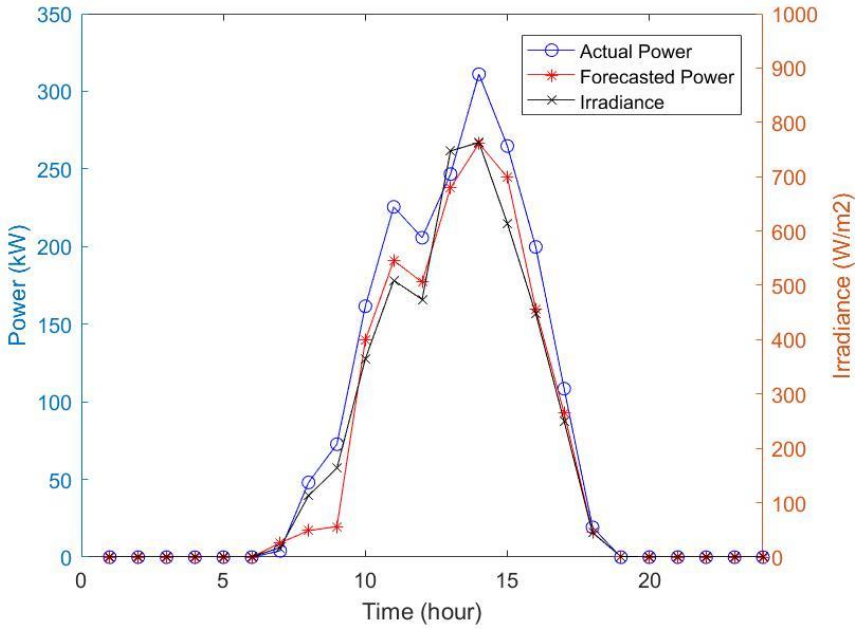


%RMSE = 110.27%

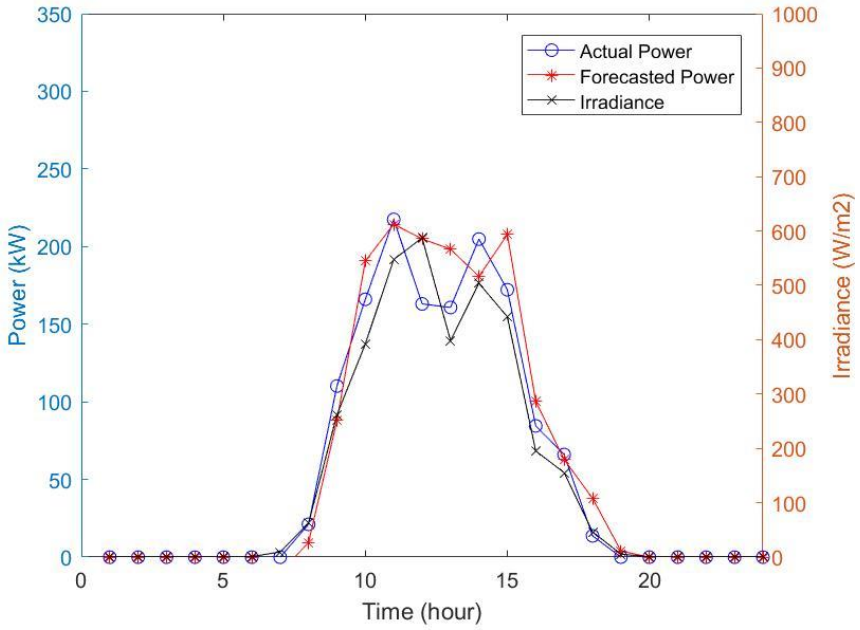


- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง ในฤดูฝน ที่มี %RMSE น้อยกว่า 20%

%RMSE = 13.57%

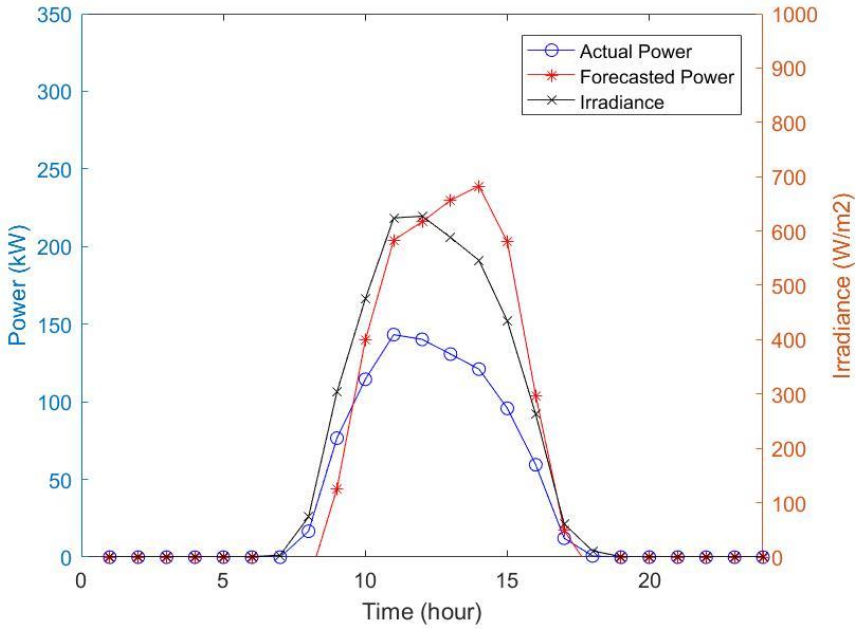


%RMSE = 18.27%

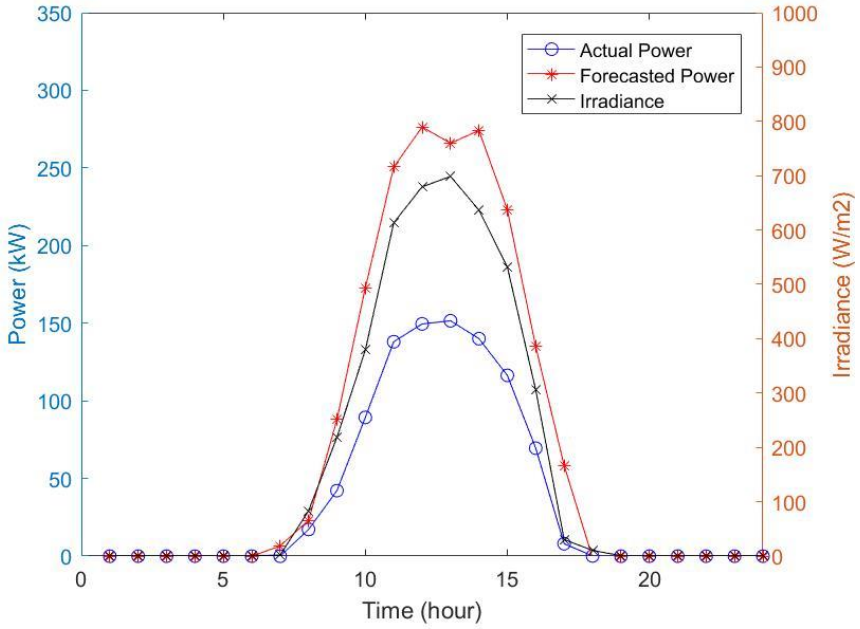


- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง ในฤดูหนาว ที่มี %RMSE มากกว่า 50%

%RMSE = 74.20%

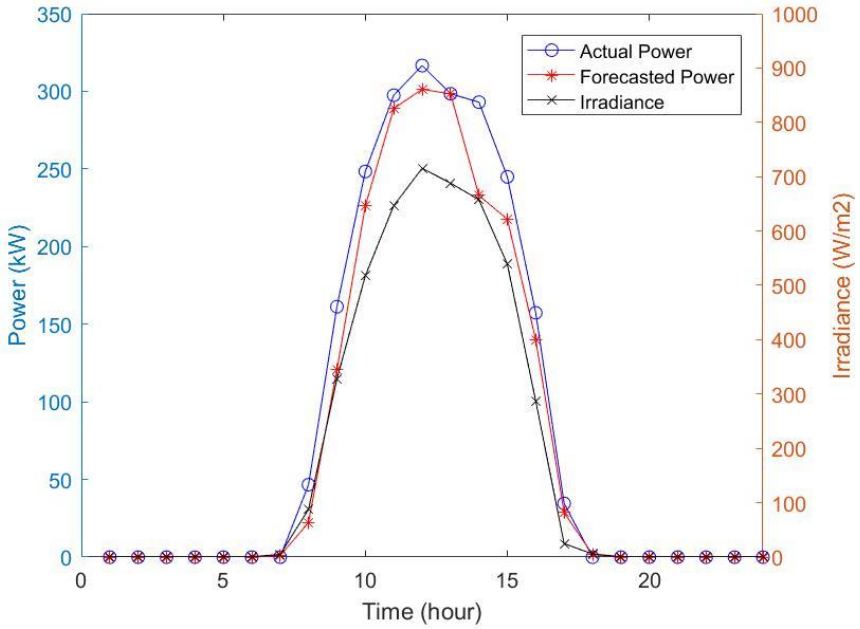


%RMSE = 88.33%

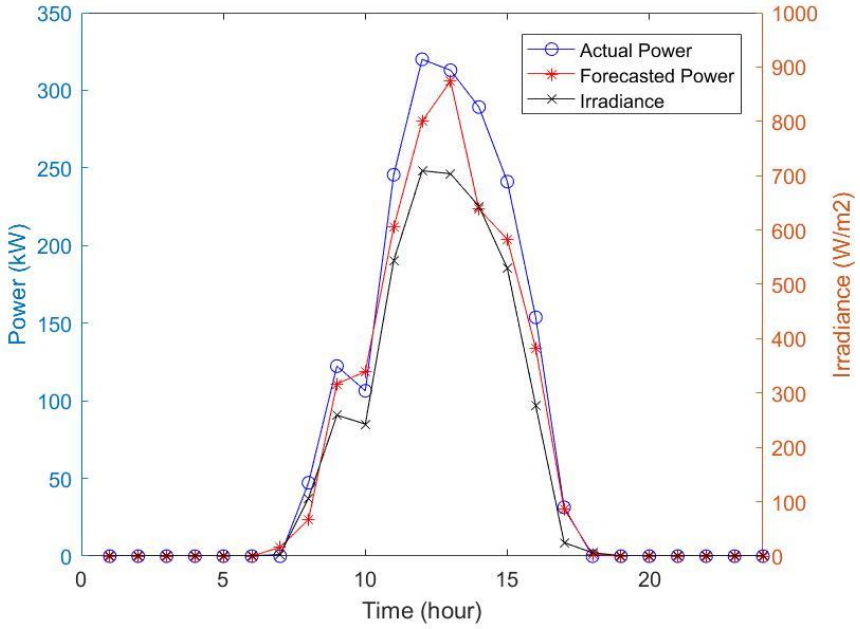


- ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชั่วโมง ในฤดูหนาว ที่มี %RMSE น้อยกว่า 20%

%RMSE = 10.55%



%RMSE = 14.17%



ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายสุชาครีย์ นิติศานนท์ เกิดเมื่อวันที่ 9 มิถุนายน 2537 สำเร็จการศึกษาหลักสูตรวิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า จากจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2558 ภายหลังได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยในภาคการศึกษาต้นปีการศึกษา 2559

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University