

การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตั้งอุปกรณ์วัดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
ปีการศึกษา 2563  
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

POWER FORECAST OF PHOTOVOLTAIC SYSTEM WITH MEASURING DEVICES  
BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS



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

Department of Electrical Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2020

Copyright of Chulalongkorn University

|                                 |   |
|---------------------------------|---|
| หัวข้อวิทยานิพนธ์               | การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตั้งอุปกรณ์วัดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม |
| โดย                             | นายภาณุพงศ์ น้ำแก้ว   |
| สาขาวิชา                        | วิศวกรรมไฟฟ้า   |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก | ศาสตราจารย์ ดร.วาทิต เบญจพลกุล  |

---

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

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

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิทย์ อัครวิเศษ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
(ศาสตราจารย์ ดร.วาทิต เบญจพลกุล)

..... กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.สุรัช ชัยทัศน์)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย  
(ดร.ชัยพร เขมะภาคะพันธ์)

ภาพพจน์ น้ำแก้ว : การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตั้งอุปกรณ์วัดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม . (

POWER FORECAST OF PHOTOVOLTAIC SYSTEM WITH MEASURING DEVICES BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ศ. ดร.วาทิต เภญจพลกุล

ข้อจำกัดอย่างหนึ่งของพลังงานแสงอาทิตย์คือกำลังไฟฟ้าที่ได้นั้นมีความไม่แน่นอนเนื่องมาจากสภาพภูมิอากาศที่เปลี่ยนแปลง ซึ่งความไม่แน่นอนนี้ส่งผลกระทบต่อการผลิตไฟฟ้า คุณภาพของระบบไฟฟ้า และจัดสรรพลังงานไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้ไฟฟ้าในวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น จึงมีความจำเป็นที่ต้องมีการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้ระบบเซลล์แสงอาทิตย์ งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในวันถัดไปโดยใช้อุปกรณ์วัด โดยศึกษาและทดลองกับระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 4.5 กิโลวัตต์ ที่ติดตั้งบนหลังคาที่พักอาศัยจริง

งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ทุก ๆ 5 นาที โดยศึกษาทดลองหาข้อมูลป้อนเข้าที่เหมาะสมโดยเลือกจากปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ทั้งนี้ได้ศึกษาทดลองฟังก์ชันถ่ายโอนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่าง ๆ เพื่อเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำที่สุด

จากการศึกษาได้เลือกข้อมูลป้อนเข้าที่เหมาะสมซึ่งส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ได้แก่ ความเข้มของแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ จากการทดลองพบว่ารูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ต่ำที่สุด คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อน Tan sigmoid - Log sigmoid และชั้นเอาต์พุต Pure Linear ซึ่งมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยตลอดทั้งปีอยู่ที่ 18.80% จากนั้นได้นำโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวไปเขียนเป็นโปรแกรม MATLAB เพื่อช่วยให้สามารถติดต่อกับอุปกรณ์อื่นได้ในอนาคต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อนิสิต .....

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....



# # 5970284621 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORD: Artificial Neural Network, PV System, PV power output forecasting

Phanupong

Namkaew

:

POWER FORECAST OF PHOTOVOLTAIC SYSTEM WITH MEASURING DEVICES BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS. Advisor: Prof. Watit Benjapolakul, D.Eng.

One of significant limitations of PV system is the uncertainty of power output due to the change of weather. The uncertainty will affect the produced electricity, quality of electrical system and energy source selection suitably in next day. Therefore, it is necessary to forecast the power output in order to improve the PV system efficiency. This thesis presents the forecasting of power output in one day ahead of PV system using solar measurement devices by studying and experimenting with a 4.5 kW PV system installed on the roof of a house.

This thesis uses Artificial Neural Network (ANN) to implement the PV power output forecasting every 5 minutes. The study is done by selecting the appropriate input data that affect the PV power output then investigating the transfer functions of ANN that carry out the lowest error of the PV power output forecasting.

The study is done by selecting the appropriate input data that affect the PV power output including solar radiation, module temperature and measured PV power output in the day before forecasting day, the experimental results show that transfer function of ANN of Tan sigmoid - Log sigmoid in hidden layer and Pure Linear in output layer gives the lowest annual average forecasting error at 18.80% of measured power output. In addition, the MATLAB program was introduced to implement ANN in order to communicate with other hardware equipments for further applications.

Field of Study: Electrical Engineering

Student's Signature .....

Academic Year: 2020

Advisor's Signature .....

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของ ศาสตราจารย์ ดร. วาทีต เบญจพลกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้ให้คำแนะนำ และให้การสนับสนุนการวิจัยเป็นอย่างดีตลอดมา ทำให้มีสติมีความรู้ ความเข้าใจทฤษฎีและปฏิบัติมากยิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงขอขอบพระคุณไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วิทยากร อัครวิเศษ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร. สุรชัย ชัยทัศนีย์ และ ดร.ชัยพร เขมะภาคะพันธ์ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ได้สละเวลาตรวจสอบ ให้คำแนะนำ และตอบคำถามทุกคำถาม เพื่อให้ผู้วิจัยเรียนรู้ถึงรายละเอียดของวิทยานิพนธ์ทุกประเด็น อีกทั้งยังทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น และขอขอบคุณอาจารย์ทุกท่านที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ อบรม สั่งสอน จนทำให้ข้าพเจ้ามีความรู้ ความสามารถในการทำงาน และดำรงชีวิตในสังคมได้อย่างมีความสุข

ขอขอบคุณภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยที่ให้ความรู้และประสบการณ์ดี ๆ ทั้งด้านวิชาการ ด้านสังคมและอื่นๆแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบคุณพระคุณ บิดา-มารดา และครอบครัวเป็นอย่างสูงสำหรับความช่วยเหลือในทุกๆ ด้าน และคอยให้กำลังใจ

ขอขอบคุณพี่ๆ เพื่อนๆน้องๆในห้องปฏิบัติการวิจัยโทรคมนาคม ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าที่คอยให้กำลังใจ คำปรึกษา และความมีน้ำใจช่วยเหลือซึ่งกันและกัน จนทำให้ผู้วิจัยสามารถทำวิทยานิพนธ์ได้สำเร็จสมบูรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาณุพงศ์ น้ำแก้ว

## สารบัญ

|  | หน้า |
|--|------|
| .....  | ค    |
| บทคัดย่อภาษาไทย.....                               | ค    |
| .....  | ง    |
| บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....                            | ง    |
| กิตติกรรมประกาศ.....                               | จ    |
| สารบัญ.....  | ฉ    |
| สารบัญตาราง.....                                   | 1    |
| สารบัญภาพ.....                                     | 2    |
| บทที่ 1 บทนำ.....                                  | 7    |
| 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....            | 7    |
| 1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....                   | 10   |
| 1.3 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์.....                      | 10   |
| 1.4 วิธีการดำเนินงาน.....                          | 10   |
| 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....                 | 11   |
| 1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์.....                     | 11   |
| บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานและหลักการที่เกี่ยวข้อง..... | 12   |
| 2.1 ระบบการจัดการพลังงานภายในบ้าน.....             | 12   |
| 2.2 เทคนิคการพยากรณ์ และการหาความคลาดเคลื่อน.....  | 13   |
| 2.2.1 เทคนิคการพยากรณ์.....                        | 13   |
| 2.2.2 การหาความคลาดเคลื่อน.....                    | 15   |
| 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม [10].....                  | 16   |

|         |   |    |
|---------|---|----|
| 2.3.1   | ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม.....             | 16 |
| 2.3.2   | หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม.....                | 17 |
| 2.3.3   | ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม.....                 | 19 |
| 2.3.4   | ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม.....   | 20 |
| 2.3.5   | ฟังก์ชันการถ่ายโอน.....                           | 21 |
| 2.3.6   | การปรับค่าโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม [12]..... | 24 |
| 2.3.7   | การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม.....         | 26 |
| 2.4     | ระบบเซลล์แสงอาทิตย์.....                          | 26 |
| 2.4.1   | ลักษณะของเซลล์แสงอาทิตย์.....                     | 26 |
| 2.4.2   | สมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์.....             | 27 |
| 2.4.3   | ผลกระทบจากความเข้มของแสงอาทิตย์.....              | 29 |
| 2.4.4   | ผลกระทบจากอุณหภูมิบนแผง.....                      | 29 |
| 2.4.5   | ผลกระทบจากอุณหภูมิสภาพแวดล้อมและอัตราเร็วลม.....  | 30 |
| บทที่ 3 | การออกแบบและพัฒนาระบบ.....                        | 32 |
| 3.1     | ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย.....                     | 32 |
| 3.2     | ข้อมูลของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ที่ใช้ในงานวิจัย..... | 32 |
| 3.3     | การเก็บรวบรวมข้อมูล.....                          | 37 |
| 3.3.1   | ค่าความเข้มแสงอาทิตย์.....                        | 37 |
| 3.3.2   | ค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์.....              | 38 |
| 3.3.3   | ค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อม.....                       | 38 |
| 3.3.4   | ค่าอัตราเร็วลม.....                               | 39 |
| 3.3.5   | ค่ากำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์.....              | 39 |
| 3.4     | การทดสอบความสัมพันธ์ของข้อมูลต่าง ๆ.....          | 40 |

|   |    |
|---|----|
| 3.4.1 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเข้มแสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้.....                               | 40 |
| 3.4.2 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้.....                     | 42 |
| 3.4.3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้.....                              | 43 |
| 3.4.4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอัตราเร็วลมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ .....                                     | 44 |
| 3.4.5 ความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ กับกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในวันที่ยากรณ์ ..... | 45 |
| 3.5 การสร้างและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม .....  | 47 |
| 3.5.1 การกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....  | 47 |
| 3.5.2 การจัดเรียงข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม .....  | 48 |
| 3.5.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....   | 49 |
| 3.5.4 ขั้นตอนการทดสอบข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม .....  | 51 |
| 3.5.5 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....   | 53 |
| บทที่ 4 ผลการทดลอง.....   | 59 |
| 4.1 ผลการทดลอง.....   | 59 |
| 4.1.1 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ .....                                     | 59 |
| 4.1.1 ผลของการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม .....   | 73 |
| 4.1.2 ผลของการหาจำนวนโนดที่เหมาะสม.....   | 75 |
| 4.1.3 ผลของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการพยากรณ์ .....  | 77 |
| 4.2 สรุป .....  | 84 |
| บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ .....   | 85 |
| 5.1 สรุปผลการวิจัย .....  | 85 |
| 5.2 ข้อเสนอแนะ .....  | 86 |

|                      |    |
|----------------------|----|
| บรรณานุกรม.....      | 87 |
| ประวัติผู้เขียน..... | 89 |
| รายการอ้างอิง.....   | 91 |



## สารบัญตาราง

|              |  |    |
|--------------|--|----|
| ตารางที่ 2-1 | สรุปข้อดีและข้อด้อยของเทคนิคการพยากรณ์แบบต่าง ๆ .....  | 13 |
| ตารางที่ 3-1 | ค่าสภาวะทดสอบมาตรฐาน (Standard Test Condition, STC) .....  | 33 |
| ตารางที่ 3-2 | ข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม .....   | 48 |
| ตารางที่ 3-3 | ข้อมูลเอาต์พุตที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม .....   | 48 |
| ตารางที่ 3-4 | ฟังก์ชันถ่ายโอนในโครงข่ายประสาทเทียมที่ศึกษาเปรียบเทียบ .....  | 57 |
| ตารางที่ 4-1 | ผลการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ .....   | 71 |
| ตารางที่ 4-2 | จำนวนรอบของการฝึกสอนสำเร็จและค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อน ..... | 73 |
| ตารางที่ 4-3 | ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อน .....                              | 74 |
| ตารางที่ 4-4 | รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนที่ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำสุดในแต่ละเดือน .....   | 77 |

## สารบัญภาพ

|  |    |
|--|----|
| รูปที่ 2-1 ความสัมพันธ์ของวิธีการทำงานของระบบจัดการพลังงานภายในบ้าน .....                                    | 12 |
| รูปที่ 2-2 วิธีการพยากรณ์แบบต่าง ๆ บนพื้นฐานของระยะทางของการเชื่อมโยงข้อมูลและ<br>ระยะเวลาในการพยากรณ์ ..... | 15 |
| รูปที่ 2-3 โครงสร้างระบบประสาท .....   | 17 |
| รูปที่ 2-4 โครงสร้างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม .....   | 18 |
| รูปที่ 2-5 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว .....  | 19 |
| รูปที่ 2-6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น .....  | 20 |
| รูปที่ 2-7 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) .....   | 21 |
| รูปที่ 2-8 ฟังก์ชันการถ่ายโอนเชิงเส้น .....  | 22 |
| รูปที่ 2-9 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ .....   | 23 |
| รูปที่ 2-10 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ .....  | 23 |
| รูปที่ 2-11 ลักษณะอัตราความผิดพลาดเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอน .....  | 25 |
| รูปที่ 2-12 ลักษณะอัตราความผิดพลาดที่เกิด Peaking Effect .....   | 25 |
| รูปที่ 2-13 โครงสร้างรอยต่อพี-เอ็นของสารกึ่งตัวนำซิลิกอน .....   | 27 |
| รูปที่ 2-14 กราฟกระแสกับแรงดันของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (I-V Curve) .....  | 27 |
| รูปที่ 2-15 วงจรสมมูลของเซลล์แสงอาทิตย์ .....  | 28 |
| รูปที่ 2-16 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างกระแสของเซลล์แสงอาทิตย์ที่ความเข้มแสงต่างกัน ....                     | 29 |
| รูปที่ 2-17 ผลกระทบจากอุณหภูมิที่มีผลต่อเซลล์แสงอาทิตย์ .....  | 30 |
| รูปที่ 2-18 อุณหภูมิสภาพแวดล้อมและอัตราเร็ววอลุ่มที่มีผลต่อประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ ....                | 31 |
| รูปที่ 3-1 การติดตั้งแผงเซลล์แสงอาทิตย์จำนวน 15 แผง .....  | 33 |
| รูปที่ 3-2 การติดตั้งอินเวอร์เตอร์ .....   | 34 |
| รูปที่ 3-3 การติดตั้งอุปกรณ์วัดค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อม .....  | 34 |



|  |    |
|--|----|
| รูปที่ 3-4 การติดตั้งอุปกรณ์วัดค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์.....  | 35 |
| รูปที่ 3-5 การติดตั้งอุปกรณ์วัดค่าความเข้มแสงอาทิตย์และอัตราเร็วลม .....   | 35 |
| รูปที่ 3-6 การเชื่อมโยงข้อมูลต่าง ๆ กับ Cluster Controller .....   | 36 |
| รูปที่ 3-7 การแสดงผลผ่านหน้าเว็บไซต์ .....   | 37 |
| รูปที่ 3-8 ความเข้มแสงอาทิตย์ที่แสดงผลผ่านหน้าเว็บไซต์ .....   | 38 |
| รูปที่ 3-9 ค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อม และอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่แสดงผลผ่านหน้าเว็บไซต์ ....  | 39 |
| รูปที่ 3-10 ค่ากำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ .....  | 39 |
| รูปที่ 3-11 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มแสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์<br>ผลิตได้ ในเดือนมีนาคม 2561 .....                                 | 40 |
| รูปที่ 3-12 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มแสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์<br>ผลิตได้ ในเดือนเมษายน 2561.....                                  | 41 |
| รูปที่ 3-13 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์<br>แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือนมีนาคม 2561 .....                       | 42 |
| รูปที่ 3-14 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์<br>แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือนเมษายน 2561.....                        | 42 |
| รูปที่ 3-15 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิสภาพแวดล้อมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์<br>ผลิตได้ ในเดือนมีนาคม 2561 .....                                | 43 |
| รูปที่ 3-16 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิสภาพแวดล้อมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์<br>ผลิตได้ ในเดือนเมษายน 2561.....                                 | 44 |
| รูปที่ 3-17 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอัตราเร็วลมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ใน<br>เดือนมีนาคม 2561 .....  | 44 |
| รูปที่ 3-18 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอัตราเร็วลมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ใน<br>เดือนเมษายน 2561 .....  | 45 |
| รูปที่ 3-19 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ กับ<br>กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในวันที่พยากรณ์ ในเดือนมีนาคม 2561..... | 46 |
| รูปที่ 3-20 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์กับ .....   | 46 |

|             |   |    |
|-------------|---|----|
| รูปที่ 3-21 | โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron Network : MLP)...                | 48 |
| รูปที่ 3-22 | การจัดเรียงข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม.....                                   | 49 |
| รูปที่ 3-23 | แผนผังการกำหนดและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนข้อมูลไปข้างหน้า.....                          | 53 |
| รูปที่ 3-24 | การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใน MATLAB.....  | 55 |
| รูปที่ 3-25 | กราฟสถานะของค่า Gradient , Mu , Value fail ขณะฝึกสอน.....                                       | 56 |
| รูปที่ 3-26 | ฟังก์ชันถ่ายโอนทั้ง 4 แบบที่ใช้ในการทดลอง.....  | 58 |
| รูปที่ 4-1  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนมกราคม.....        | 59 |
| รูปที่ 4-2  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนกุมภาพันธ์.....    | 60 |
| รูปที่ 4-3  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนมีนาคม.....        | 61 |
| รูปที่ 4-4  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนเมษายน 2561.....   | 62 |
| รูปที่ 4-5  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนพฤษภาคม 2561.....  | 63 |
| รูปที่ 4-6  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนมิถุนายน 2561..... | 64 |
| รูปที่ 4-7  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนกรกฎาคม 2561.....  | 65 |
| รูปที่ 4-8  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนสิงหาคม 2561.....  | 66 |
| รูปที่ 4-9  | ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนกันยายน 2561.....  | 67 |

|  |    |
|--|----|
| รูปที่ 4-10 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์<br>เดือนตุลาคม 2561.....     | 68 |
| รูปที่ 4-11 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์<br>เดือนพฤศจิกายน 2561 ..... | 69 |
| รูปที่ 4-12 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์<br>เดือนธันวาคม 2561.....    | 70 |
| รูปที่ 4-13 เปรียบเทียบค่าต่ำสุดและสูงสุดของอุณหภูมิบนแผงในแต่ละเดือนตลอดปี 2561 .....                           | 71 |
| รูปที่ 4-14 เปรียบเทียบค่าต่ำสุดและสูงสุดของกำลังไฟฟ้าในแต่ละเดือนตลอดปี 2561 .....                              | 72 |
| รูปที่ 4-15 เปรียบเทียบค่าต่ำสุดและสูงสุดของความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละเดือนตลอดปี 2561... ..                      | 72 |
| รูปที่ 4-16 เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ แบบ 2 ชั้นซ้อนของฟังก์ชันถ่ายโอน<br>แบบต่าง ๆ.....         | 75 |
| รูปที่ 4-17 เปรียบเทียบจำนวนโนดกับระยะเวลาในการฝึกสอนสำเร็จ.....   | 75 |
| รูปที่ 4-18 เปรียบเทียบจำนวนโนดกับเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน .....   | 76 |
| รูปที่ 4-19 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนมกราคม 2561.....   | 78 |
| รูปที่ 4-20 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนกุมภาพันธ์ 2561.....   | 78 |
| รูปที่ 4-21 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนมีนาคม 2561 .....  | 79 |
| รูปที่ 4-22 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนเมษายน 2561 .....  | 79 |
| รูปที่ 4-23 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนพฤษภาคม 2561 .....   | 80 |
| รูปที่ 4-24 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนมิถุนายน 2561 .....  | 80 |
| รูปที่ 4-25 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนกรกฎาคม 2561 .....   | 81 |
| รูปที่ 4-26 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนสิงหาคม 2561.....  | 81 |
| รูปที่ 4-27 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนกันยายน 2561 .....   | 82 |
| รูปที่ 4-28 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนตุลาคม 2561 .....  | 82 |
| รูปที่ 4-29 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนพฤศจิกายน 2561 .....   | 83 |
| รูปที่ 4-30 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนธันวาคม 2561.....  | 83 |

รูปที่ 4-31 เปอร์เซนต์ความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ตลอดทั้งปี 2561..... 84



## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ไฟฟ้านับเป็นปัจจัยที่สำคัญในการดำเนินชีวิตและการดำเนินกิจกรรมทางเศรษฐกิจ ปัจจุบันประเทศไทยมีอัตราการเติบโตของรายได้ประชาชาติเฉลี่ยปีละประมาณ 4% และมีอัตราการเจริญเติบโตของการใช้ไฟฟ้าเฉลี่ยปีละประมาณ 4.2% หรือประมาณปีละ 1,200 เมกะวัตต์ [1] จึงจำเป็นที่จะต้องจัดหาแหล่งพลังงานและการพัฒนาโรงไฟฟ้าใหม่เพิ่มขึ้น

การใช้ไฟฟ้าอย่างประหยัด และมีประสิทธิภาพในภาคครัวเรือน จึงเป็นจุดเริ่มต้นใกล้ตัวที่ดีในการตระหนักถึงความสำคัญ ในช่วงหลายปีที่ผ่านมาประเทศไทยมีการติดตั้งใช้งานระบบเซลล์แสงอาทิตย์จำนวนมาก เนื่องจากแสงอาทิตย์เป็นทรัพยากรที่ใช้แล้วไม่หมดไป เป็นพลังงานสะอาดที่เกิดจากการเปลี่ยนพลังงานแสงเป็นกระแสไฟฟ้าโดยตรง สามารถผลิตไฟฟ้าในบริเวณที่จะใช้งานเพื่อสร้างไฟฟ้าใช้เอง ทำให้เกิดการใช้งานของระบบผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์แบบอิสระใช้งานตามบ้านเรือน พื้นที่ห่างไกล เพื่อเป็นแหล่งไฟฟ้าให้แสงสว่างในครัวเรือน การสูบน้ำเพื่ออุปโภคบริโภค และการเกษตร กิจกรรมในโรงเรียนเพื่อการศึกษา รวมถึงการประยุกต์เพื่อเป็นแหล่งสำรองพลังงาน นอกจากนี้ยังได้รับการสนับสนุนจากรัฐบาล ทำให้มีการวิจัยพัฒนาอย่างต่อเนื่องจนมีความเชื่อถือสูง ตลอดจนราคาแผงเซลล์แสงอาทิตย์ได้ลดลงอย่างมากและมาตรการส่งเสริมของภาครัฐที่ให้ราคารับซื้อไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ที่จูงใจ [2] ส่งผลให้เกิดแนวคิดในการพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับระบบจัดการและควบคุมพลังงานแบบอัตโนมัติภายในบ้าน ที่มีการพิจารณาถึงระบบเซลล์แสงอาทิตย์และระบบแบตเตอรี่เข้ามาเป็นแหล่งพลังงานทางเลือกของบ้านพักอาศัย เพื่อเป็นการลดปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าโดยตรงจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตส่วนต่าง ๆ เพิ่มประสิทธิภาพในการใช้พลังงานไฟฟ้าอย่างประหยัด รวมถึงเป็นการลดภาระค่าใช้จ่ายบริการไฟฟ้ารายเดือนมากยิ่งขึ้น แต่ด้วยข้อจำกัดอย่างหนึ่งของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ คือกำลังไฟฟ้าที่ได้มีความไม่แน่นอน เนื่องจากเงื่อนไขด้านภูมิอากาศ เช่น อุณหภูมิ สภาพเมฆบนท้องฟ้า ที่ลดทอนความเข้มของรังสีดวงอาทิตย์ และการโคจรรอบตัวเองของโลกทำให้เกิดกลางวัน กลางคืน ซึ่งปัจจัยอย่างหลังนี้เป็นเรื่องที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ จึงเกิดงานวิจัยด้านการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ร่วมด้วย เพื่อที่จะสามารถวางแผนการใช้ไฟฟ้าสำหรับบ้านพักอาศัยในอนาคต ไปจนถึงการวางแผนการผลิตของโรงไฟฟ้าต่าง ๆ

งานวิจัยของ วนัสันนท์ พุ่งสิริรัตน์ [3] ได้พัฒนาอัลกอริทึมสำหรับระบบจัดการและควบคุมพลังงานแบบอัตโนมัติภายในบ้าน บนพื้นฐานพฤติกรรมของผู้ใช้พลังงานไฟฟ้า โดยเพิ่มทางเลือกการใช้พลังงานไฟฟ้าจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิต ด้วยพลังงานเซลล์แสงอาทิตย์ และแบตเตอรี่ มีการพิจารณา

ค่าบริการไฟฟ้ารายเดือนประเภทที่อยู่อาศัยประเภทที่ 2 ร่วมกับข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าในอดีตย้อนหลัง 30 วัน เพื่อนำมาทำนายปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคต รวมถึงมีการพิจารณาข้อมูลความสามารถในการผลิตพลังงานจากเซลล์สุริยะและการสะสมพลังงานในแบตเตอรี่ มาพิจารณาเป็นเกณฑ์การตัดสินใจควบคุมและจัดการระดับปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า การตัดสินใจเลือกแหล่งพลังงาน และคำแนะนำที่เหมาะสมในการใช้พลังงานไฟฟ้าแต่ละช่วงเวลา พร้อมทั้งแสดงสถานะรายงานปริมาณพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไป ปริมาณไฟฟ้าที่ผลิตได้ ปริมาณไฟฟ้าที่สำรองในแบตเตอรี่ รวมถึงค่าใช้บริการไฟฟ้ารายเดือนแบบเวลาจริง

งานวิจัยของ อธิธิ เสาวพรรณ [4] ได้พัฒนาต้นแบบระบบเชื่อมโยงข้อมูลและระบบเลือกใช้แหล่งพลังงานภายในบ้าน ที่ใช้การติดต่อส่งค่ากำลังงานไฟฟ้าเชื่อมโยงไปยังระบบการจัดการพลังงานภายในบ้านและสามารถจัดสรรพลังงานไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้ไฟฟ้าในวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งอาศัยการวิเคราะห์พยากรณ์ข้อมูลการผลิตพลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับในเวลาใดระบบควรใช้พลังงานจากแหล่งใดที่ให้ประสิทธิภาพและประหยัดค่าใช้ไฟฟ้ามากที่สุด โดยใช้เทคนิคตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy logic) ในการพยากรณ์ ต้องใช้ข้อมูลประกอบด้วย อุณหภูมิ บริเวณจุดติดตั้งเซลล์พลังงานแสงอาทิตย์, ความชื้นสัมพัทธ์ บริเวณจุดติดตั้งเซลล์พลังงานแสงอาทิตย์, ความรุนแรงของฝน, ความน่าจะเป็นที่ฝนตก, ปริมาณเมฆปกคลุม, ไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์และวันเวลา จำนวน 1 วัน พบว่าการพยากรณ์การผลิตพลังงานเซลล์พลังงานแสงอาทิตย์ในวันถัดไปโดยไม่คำนึงถึงอุณหภูมิของสภาพแวดล้อม ให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าเป็นผลมาจากอุณหภูมิของสภาพแวดล้อมโดยรอบการติดตั้งเซลล์พลังงานแสงอาทิตย์ไม่ได้ส่งผลโดยตรงกับประสิทธิภาพการทำงานของการผลิตมากนัก โดยคิดเป็นความคลาดเคลื่อน 28.14%

จากงานวิจัยตัวอย่าง และงานวิจัยที่มีอยู่ได้นำเสนอระบบจัดการและควบคุมพลังงานไฟฟ้าซึ่งสามารถวิเคราะห์ปัญหาของการออกแบบได้ดังนี้ คือ การจัดสรรพลังงานไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้ไฟฟ้าในวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้น ต้องอาศัยการพยากรณ์ข้อมูลการผลิตพลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ซึ่งการพยากรณ์ที่มีอยู่นั้นยังขาดการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ เนื่องจากเป็นการพยากรณ์จากข้อมูลที่ได้มาจากแหล่งต่าง ๆ เช่น กรมอุตุนิยมวิทยา หรือการคำนวณทางทฤษฎี ซึ่งไม่มีอุปกรณ์ตรวจวัดสภาพอากาศอื่น ๆ ที่สามารถวัดสภาพอากาศหรือปัจจัยที่ส่งผลต่อการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ได้อย่างแม่นยำ

งานวิจัยของ Rajender Kumar และคณะ [5] ได้ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ ได้แก่ อุณหภูมิ ความเข้มแสงอาทิตย์ ความชื้น และลม พบว่าความเข้มแสงอาทิตย์ส่งผลกระทบต่อแรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า และกำลังไฟฟ้ามากที่สุด

งานวิจัยของ Edward Baleke Ssekulima และคณะ [6] ได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์จากลมและความเข้มแสงอาทิตย์ที่ได้รับความนิยม 6 วิธี พบว่าวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มีความเหมาะสมกับพฤติกรรมที่ไม่เป็นเชิงเส้นของอัตราเร็วลมและความเข้มแสงอาทิตย์

งานวิจัยของ ชานนท์ ชูพงษ์ [7] ได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์โดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยศึกษาทดลองกับระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบเชื่อมต่อสายส่งขนาด 1 kWp นอกจากนี้ยังนำโครงข่ายประสาทเทียมไปเขียนเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อให้สามารถใช้งานได้สะดวกยิ่งขึ้น ซึ่งผลการศึกษาและทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำที่สุด คือ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ชั้นซ่อน Radial Basis Function และชั้นเอาต์พุต Log-Sigmoid Function ซึ่งมีความผิดพลาดเฉลี่ยทั้งปีร้อยละ 20.42

งานวิจัยของ จักรพันธ์ นันทพันธุ์กุล และคณะ [8] ได้วิเคราะห์การเพิ่มความแม่นยำในการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์รังสีแสงอาทิตย์แบบแพร่ย้อนกลับ (Back propagation) โดยใช้ข้อมูลความเข้มรังสีดวงอาทิตย์รายชั่วโมงของวันถัดไปที่กระทำบนระนาบใด ๆ จากโปรแกรม Homer ป้อนเข้าระบบโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อพยากรณ์กำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงที่ระบบจะผลิตได้ในวันถัดไป โดยเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้าที่ได้จากโปรแกรม Homer ด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm ผลการทดลองพบว่าความผิดพลาดในการพยากรณ์เฉลี่ยต่ำสุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 แบบ Log-Sigmoid Function และชั้นเอาต์พุต Pure linear Function มีค่าความผิดพลาดร้อยละ 4.60

ดังนั้น วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำเสนอวิธีการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตั้งอุปกรณ์วัด เพื่อให้ระบบการจัดการพลังงานภายในบ้านและสามารถจัดสรรพลังงานไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้ไฟฟ้าในวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ

## 1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- 1) เพื่อศึกษาปัจจัยของสภาพแวดล้อมที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์
- 2) เพื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตั้งและไม่ติดตั้งอุปกรณ์วัด
- 3) เพื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างได้ไปเขียนเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อให้ใช้งานได้สะดวก

## 1.3 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

- 1) ศึกษาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 4.5 kW โดยใช้ระบบที่ติดตั้งบนหลังคาที่พัก บริเวณถนนสุขุมวิท สวีตส์ แขวงลาดพร้าว กรุงเทพมหานคร เป็นกรณีศึกษา
- 2) พิจารณาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ 3 ปัจจัย ได้แก่ ความเข้มของแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์
- 3) เขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และทดสอบการทำงานของโปรแกรม
- 4) วิเคราะห์ผลการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

## 1.4 วิธีการดำเนินงาน

- 1) รวบรวมข้อมูลกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ติดตั้งบนหลังคาที่พัก บริเวณถนนสุขุมวิท สวีตส์ แขวงลาดพร้าว กรุงเทพมหานคร
- 2) รวบรวมข้อมูลต่าง ๆ ที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ได้แก่ ความเข้มของแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ อุณหภูมิสภาพแวดล้อม อัตราเร็วลม และกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ก่อนวันพยากรณ์
- 3) ทดสอบความสัมพันธ์ของข้อมูลต่าง ๆ เพื่อที่จะเลือกใช้งานในโครงข่ายประสาทเทียม
- 4) สร้างและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ในแต่ละเดือน โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ
- 5) ทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดในการพยากรณ์ และเปรียบเทียบระหว่างฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ
- 6) เขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
- 7) สรุปผลการทดลอง
- 8) เขียนวิทยานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์



### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

แนวคิดในงานวิจัยและโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่เขียนขึ้นสามารถพัฒนาต่อไปให้เป็นตัวควบคุมสำหรับระบบสมาร์ตกริด เพื่อช่วยให้ระบบการจัดการพลังงานภายในบ้านสามารถจัดสรรพลังงานไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้ไฟฟ้าในวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งออกเป็น 5 บท โดยแต่ละบทมีเนื้อหา ดังนี้

บทที่ 1 บทนำ ในบทนี้กล่าวถึงแนวเหตุผลในการทำวิทยานิพนธ์, วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์, ขอบเขตของวิทยานิพนธ์, วิธีการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ ส่วนเนื้อหาของวิทยานิพนธ์ที่จะกล่าวถึงในบทต่อไป

บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานและหลักการที่เกี่ยวข้อง ในบทนี้อธิบายถึง ระบบการจัดการพลังงานภายในบ้าน, เทคนิคการพยากรณ์, การหาความคลาดเคลื่อน, โครงข่ายประสาทเทียม และระบบเซลล์แสงอาทิตย์

บทที่ 3 การออกแบบและพัฒนาระบบ ในบทนี้กล่าวถึง ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย, ข้อมูลของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ที่ใช้ในงานวิจัย, การเก็บรวบรวมข้อมูล, การทดสอบความสัมพันธ์ของข้อมูลต่าง ๆ การสร้างและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 4 ผลการทดลอง ในบทนี้กล่าวถึง เปรียบเทียบความผิดพลาดของการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่าง ๆ

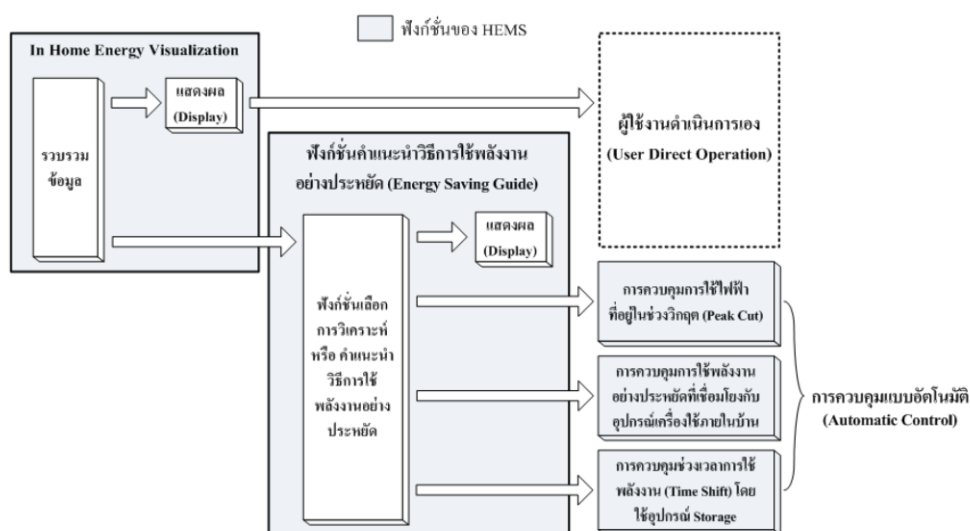
บทที่ 5 บทสรุป ในบทนี้กล่าวถึง บทสรุปในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และข้อเสนอแนะสำหรับนำไปพัฒนางานวิจัยต่อไป

## บทที่ 2

### ความรู้พื้นฐานและหลักการที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ระบบการจัดการพลังงานภายในบ้าน

ระบบการจัดการพลังงานภายในบ้าน คือ ระบบที่มีความสามารถในการจัดการควบคุม บริหารการใช้งานพลังงานไฟฟ้าภายในบ้านให้มีประสิทธิภาพสูงสุด และลดการสิ้นเปลืองพลังงานไฟฟ้าโดยเปล่าประโยชน์ ซึ่งสามารถแสดงความสำเร็จของระบบการจัดการพลังงานภายในบ้านได้ดังรูปที่ 2-1 [9]



รูปที่ 2-1 ความสัมพันธ์ของวิธีการทำงานของระบบจัดการพลังงานภายในบ้าน

วิธีการทำงานของระบบการจัดการพลังงานภายในบ้าน สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนสำคัญ คือ

- 1) In Home Energy Visualization หรือ IHEV เป็นรูปแบบการจัดการพลังงานไฟฟ้าภายในบ้านที่ทำหน้าที่วัดพลังงานไฟฟ้าภายในบ้าน และแสดงค่าพลังงานไฟฟ้าให้ผู้พักอาศัย
- 2) คำแนะนำวิธีการใช้พลังงานอย่างประหยัด (Energy Saving Guide) เป็นการนำข้อมูลจากเซ็นเซอร์ภายในระบบการจัดการพลังงานไฟฟ้าภายในบ้านที่ได้ติดตั้งอยู่ นำมาวิเคราะห์เพื่อสร้างคำแนะนำให้ผู้ใช้งานปฏิบัติตาม ซึ่งคำแนะนำนั้นต้องมีความเข้าใจได้โดยง่าย พร้อมสื่อถึงผลที่ได้จากการปฏิบัติตาม
- 3) การควบคุมแบบอัตโนมัติ (Automatic Control) ของระบบการจัดการพลังงานภายในบ้าน สามารถแบ่งออกเป็น 3 ลักษณะดังต่อไปนี้

- การควบคุมการใช้พลังงานอย่างประหยัด โดยการใช้การควบคุมการใช้งานอุปกรณ์ไฟฟ้าโดยอัตโนมัติผ่านการตรวจสอบด้วยเซ็นเซอร์ที่ติดตั้งอยู่ภายในระบบ
- การควบคุมการใช้ไฟฟ้าที่อยู่ในช่วงวิกฤต (Peak Cut) คือ ช่วงที่มีการใช้ปริมาณพลังงานไฟฟ้าจำนวนมาก และอยู่ในช่วงวิกฤตระบบจะควบคุมพลังงานไฟฟ้าโดยอัตโนมัติ
- การเปลี่ยนช่วงเวลาการใช้งาน (Peak Shift / Time Shift) คือ กระบวนการเปลี่ยนช่วงเวลาการใช้พลังงานไฟฟ้า โดยสะสมพลังงานในรูปแบบต่าง ๆ ในช่วงเวลาที่มีการใช้พลังงานไฟฟ้าต่ำ และนำพลังงานไฟฟ้างกล่าวมาใช้งานในช่วงความต้องการไฟฟ้าสูง

## 2.2 เทคนิคการพยากรณ์ และการหาความคลาดเคลื่อน

### 2.2.1 เทคนิคการพยากรณ์

Edward Baleke Ssekulima และคณะ [6] ได้รวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับเทคนิคการพยากรณ์สำหรับพลังงานทดแทน และเสนอเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับระยะเวลา โดยเทคนิคการพยากรณ์แต่ละแบบมีข้อดีข้อด้อยแตกต่างกันออกไป สรุปได้ดังตารางที่ 2-1

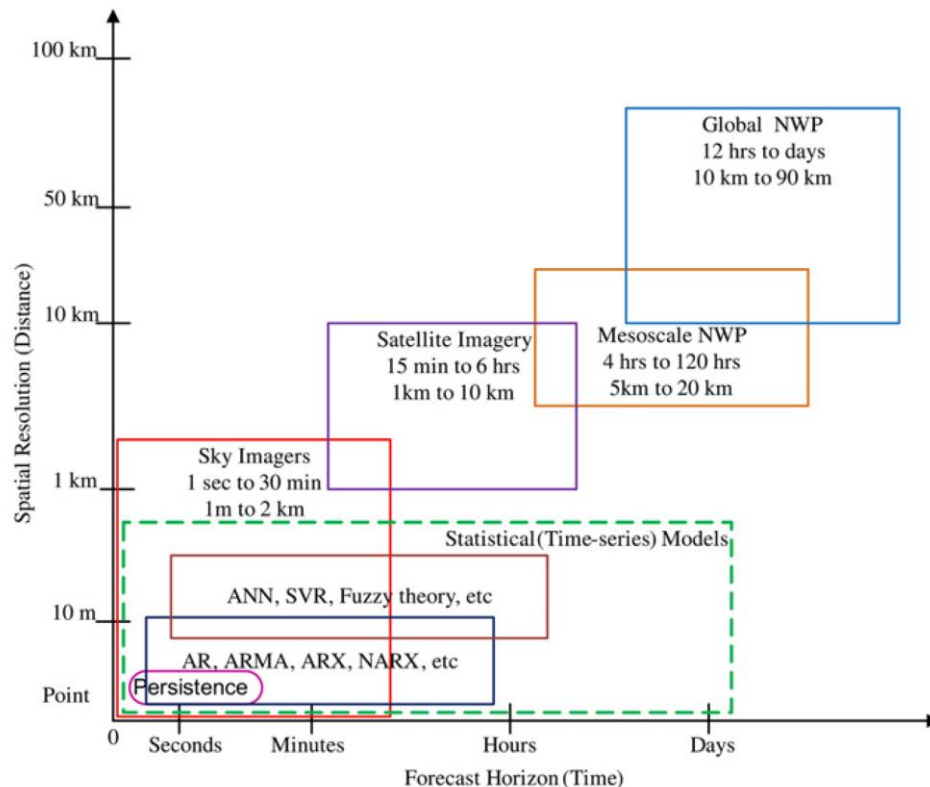
ตารางที่ 2-1 สรุปข้อดีและข้อด้อยของเทคนิคการพยากรณ์แบบต่าง ๆ

| เทคนิคการพยากรณ์   | ข้อดี  | ข้อด้อย  |
|--|--|--|
| 1. Numerical Weather Prediction (NWP)                          | 1. เหมาะสมกับการพยากรณ์ระยะยาว เช่น วัน สัปดาห์  | 1. แบบจำลองนี้ต้องใช้ข้อมูลทางกายภาพปริมาณมาก<br>2. ใช้เวลาในการประมวลผลนาน<br>3. วิธีนี้ไม่เหมาะสมกับการพยากรณ์ระยะสั้น |
| 2. Satellite and sky images                                    | 1. เหมาะกับการพยากรณ์ระยะสั้น<br>2. ให้ความละเอียดของข้อมูลสูง   | 1. วิธีนี้ไม่เหมาะสมกับการพยากรณ์จากอัตราเร็วลม  |
| 3. Time series models (Persistence, AR, ARMA, ARX, ARIMA etc.) | 1. ประยุกต์ใช้ได้ดีกับข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา<br>2. มีโครงสร้างที่ง่าย ไม่ซับซ้อน<br>3. สามารถกำหนดระยะเวลาของการพยากรณ์ได้ง่าย | 1. ต้องใช้ข้อมูลในอดีตปริมาณมาก<br>2. ไม่เหมาะสมกับการจำลองพฤติกรรมที่ไม่เป็นเชิงเส้นของอัตราเร็วลมและความเข้มแสงอาทิตย์ |

| เทคนิคการพยากรณ์                                    | ข้อดี   | ข้อด้อย  |
|---|---|--|
|   |   | 3. ถ้าหากนำไปใช้พยากรณ์ในระยะยาว ความถูกต้องจะต่ำลง  |
| 4. Artificial Neural Networks (ANNs)                | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. ไม่จำเป็นต้องใช้กระบวนการทางคณิตศาสตร์มากนัก ใช้เพียงข้อมูลทางกายภาพและสถิติ</li> <li>2. เหมาะสมกับพฤติกรรมที่ไม่เป็นเชิงเส้นของอัตราเร็วลมและความเข้มแสงอาทิตย์</li> <li>3. สามารถเรียนรู้โดยใช้การฝึกสอนจากข้อมูล</li> <li>3. มีความผิดพลาดต่ำ</li> <li>4. สามารถเชื่อมต่อกับข้อมูลกับอุปกรณ์ภายนอกได้ง่าย</li> </ol> | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. ต้องมีการระบุวิธีการฝึกสอนที่เหมาะสม</li> <li>2. หากต้องการผลการพยากรณ์ที่แม่นยำ ต้องใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก</li> <li>3. วิธีการฝึกสอนบางอย่างใช้เวลานานในการประมาณผล</li> </ol> |
| 5. Support Vector Machines and Regression (SVR/SVM) | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. ไม่ค่อยเกิดปัญหา Overfitting หรือการที่แบบจำลองจดจำรูปแบบของข้อมูลฝึกสอนมากเกินไปจนไม่สามารถทำนายข้อมูลที่ไม่ได้นำมาฝึกสอนได้</li> <li>2. สามารถเปลี่ยนข้อมูลที่มีมิติ (Dimension) ที่ต่ำกว่าให้มีมิติสูงขึ้นเพื่อให้การแบ่งข้อมูลเป็นแบบเชิงเส้นได้</li> </ol>   | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. แบบจำลองมีโครงสร้างที่ซับซ้อน</li> <li>2. แบบจำลองใช้เวลาในการฝึกสอนนาน</li> <li>3. ความถูกต้องของแบบจำลองจะขึ้นอยู่กับการปรับค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม</li> </ol>                |
| 6. Fuzzy logic models                               | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. ความซับซ้อนน้อย</li> <li>2. เหมาะสมกับระบบที่ยากต่อการจำลอง</li> </ol>  | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. มีความสามารถในการเรียนรู้ต่ำ</li> <li>2. ถ้าหากระบบมีข้อกำหนดจำนวนมาก ระบบจะมีความซับซ้อน และใช้เวลาในการประมวลผลนาน</li> </ol>  |

เมื่อพิจารณาลักษณะของงานวิจัยที่ใช้พยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ในระยะสั้น เช่น วินาที นาที โดยใช้ข้อมูลความเข้มแสงอาทิตย์ อุณหภูมิแผงเซลล์แสงอาทิตย์ อุณหภูมิ

สภาพแวดล้อม และอัตราเร็วลม มาพยากรณ์ ซึ่งข้อมูลดังกล่าวมีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น อีกทั้งมีปริมาณข้อมูลในการฝึกสอนจำนวนมากที่ต้องใช้เชื่อมโยงข้อมูลกับอุปกรณ์ภายนอก พบว่าการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks :ANNs) มีเหมาะสมกับการพยากรณ์ที่สุด ดังรูปที่ 2-2



รูปที่ 2-2 วิธีการพยากรณ์แบบต่าง ๆ บนพื้นฐานของระยะทางของการเชื่อมโยงข้อมูลและระยะเวลาในการพยากรณ์

### 2.2.2 การหาความคลาดเคลื่อน

1) เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Absolute Percentage Error: APE)

สามารถหาค่าได้จากการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน

$$APE = \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \times 100\% \quad (1)$$

โดยที่  $x_t$  คือค่าจริงของชุดข้อมูล

$\hat{x}_t$  คือค่าที่ได้จากการพยากรณ์

2) ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

เป็นการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนจากชุดข้อมูลการพยากรณ์ กับชุดข้อมูลจริงทั้งหมด

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \times 100\% \quad (2)$$

โดยที่  $x_t$  คือค่าจริงของชุดข้อมูล

$\hat{x}_t$  คือค่าที่ได้จากการพยากรณ์

$n$  คือจำนวนของชุดข้อมูล

## 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม [10]

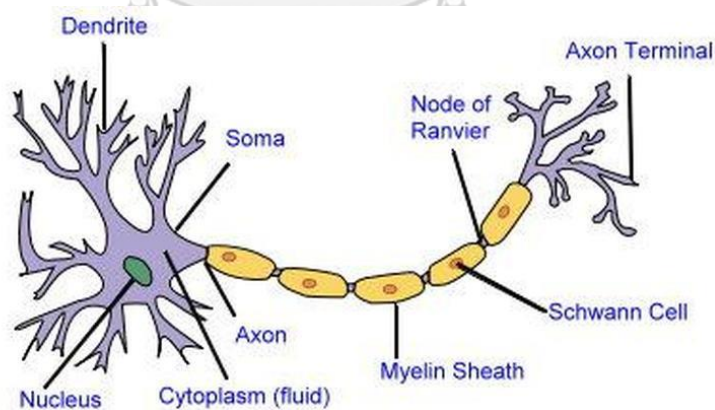
### 2.3.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม

ปี พ.ศ. 2486 ถือได้ว่าเป็นปีแห่งการกำเนิดของสาขาโครงข่ายประสาทเทียมในวงการวิทยาศาสตร์ โดยแม็คคัลลอค (McCulloch) และพิตส์ (Pitts) ได้เสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาท และได้แสดงให้เห็นว่าในทางทฤษฎีนั้น โครงข่ายของแบบจำลองเซลล์ประสาทสามารถทำงานร่วมกับโปรแกรมคอมพิวเตอร์ได้ ต่อมาปี พ.ศ. 2492 โดแนลด์ เฮบบ์ (Donald Hebb) ได้เสนอผลงานวิจัยว่าการเรียนรู้ของสมองสามารถอธิบายได้ด้วยรูปแบบของการประกอบเซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็นโครงข่าย และได้เสนอกฎการเรียนรู้ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้โครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียมที่แม็คคัลลอคและพิตส์เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ปัญหาต่างๆ ได้สำเร็จ การเรียนรู้ในรูปแบบของเฮบบ์บนเซลล์ประสาทเทียมของแม็คคัลลอคและพิตส์นั้น เป็นการเรียนรู้แบบ “ไม่มีผู้สอน” ซึ่งในทางปฏิบัติแล้วโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ จะพยายามจัดกลุ่มข้อมูลที่โครงข่ายมองว่าคล้ายคลึงกันไปในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งไม่เหมาะสมกับปัญหาประเภทที่ต้องมีการควบคุมกระบวนการเรียนรู้ ขณะที่ในช่วงปี พ.ศ. 2490 คอมพิวเตอร์ที่ทำงานเลียนแบบสมองเครื่องแรกของโลกถูกสร้างและทดสอบโดยมินสกี (Minsky) ซึ่งได้เสนอผลงานดังกล่าวในปี พ.ศ. 2511 ว่าเมื่อคอมพิวเตอร์ดังกล่าวได้รับการป้อนตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้เข้าไป ก็จะสามารถปรับอัตราการขยายสัญญาณในการเชื่อมโยงหรือ “ความแข็งแรงของการเชื่อมโยง” ระหว่างเซลล์ประสาทเทียมได้เองโดยอัตโนมัติ ซึ่งเป็นการแสดงการเรียนรู้ตัวอย่างที่ถูกป้อนเข้าไป ในปี พ.ศ. 2501 แฟรงค์ โรเซนแบลทท์ (Frank Rosenblatt) ได้พัฒนาลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นโดยใช้แบบจำลองของแม็คคัลลอคและพิตส์เป็นแนวทางรวมทั้งเสนอวิธีการเรียนรู้แบบใหม่สำหรับลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวเรียกว่า เพอร์เซปตรอน (Perceptron) ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ “มีผู้สอน” (Supervised learning) โดยใช้การปรับความแข็งแรงของการเชื่อมโยง ซึ่งจะพิจารณาได้จากการเปรียบเทียบความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกับความรู้ของ “ผู้สอน” (Teacher) เพอร์เซพ-

ตรอนมีความเหมาะสมกับงานประเภท “การระบุชนิด” ซึ่งในระหว่างการเรียนรู้ นั้น เพอร์เซพตรอน จะถูกสอนว่าข้อมูลตัวอย่างที่สอนเข้าไปแต่ละแบบนั้นจัดเป็นชนิดใดบ้าง หากปัญหาและข้อมูล ตัวอย่างมีความเหมาะสม เพอร์เซพตรอนจะสามารถระบุชนิดของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ถูกต้อง

### 2.3.2 หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม เกิดขึ้นจากการสังเกตการทำงานสมองของมนุษย์ ลักษณะโดยทั่วไป ประกอบด้วย เซลล์ประสาท (Neuron) และจุดประสาทเซลล์ประสาทหรือไซแนปส์ (Synapses) โดย โครงสร้างของการส่งสัญญาณประสาทประกอบจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทหลายพันล้าน เซลล์ เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ประกอบด้วยแขนงรับสัญญาณประสาทซึ่งเปรียบเสมือนหน่วยรับ ข้อมูลเข้า เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และส่วนปลายของเซลล์ประสาทในการส่งสัญญาณ ประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยส่งข้อมูลออกของเซลล์ เรียกว่า “แอกซอน” (Axon) โดยการส่งสัญญาณ ประสาทดังกล่าว อาจทำให้เกิดได้ทั้งการกระตุ้นและยับยั้ง ทั้งนี้นอกจากลักษณะดังกล่าวแล้ว วิธีการ ประมวลผลภายในเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ยังมีการขยายหรือลดขนาดของสัญญาณอีกด้วย โดย สัญญาณจากเดนไดรต์ต่าง ๆ จะรวมกันเข้าสู่เซลล์ประสาท และหากสัญญาณรวมมีความแรงเกินค่า เริ่มเปลี่ยน (Threshold) ของเซลล์ประสาทนั้น ๆ เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณออกทางแอกซอน ต่อไปกระบวนการเรียนรู้ในสิ่งมีชีวิตจะมีผลให้เกิดการสร้างไซแนปส์ระหว่างเซลล์ประสาทขึ้นมาใหม่ หรือทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสภาพของไซแนปส์ต่างๆ ในโครงข่ายของเซลล์ประสาท โครงข่ายประสาท ของสิ่งมีชีวิตจึงไม่ได้ทำงานแบบเป็นลำดับขั้นตอน (Sequential) แต่เพียงอย่างเดียว ลักษณะ โดยทั่วไปของโครงสร้างระบบประสาทแสดงดังรูปที่ 2-3



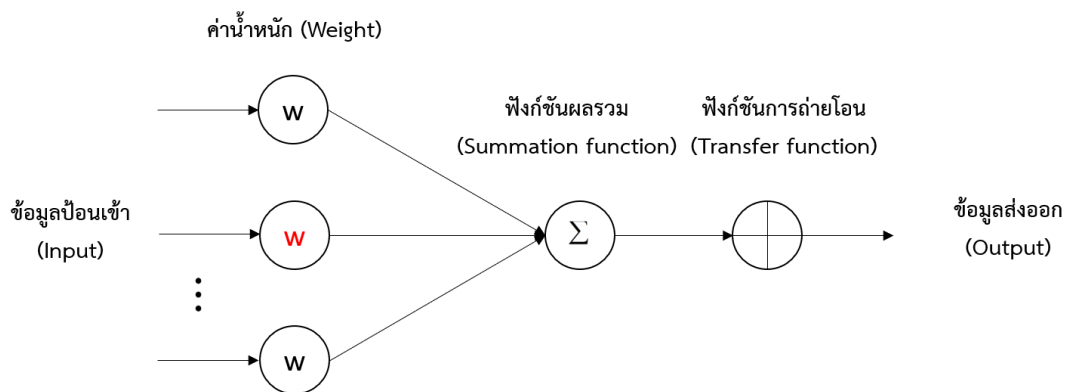
รูปที่ 2-3 โครงสร้างระบบประสาท

(ที่มา <https://reanchewaonline.wordpress.com>)

โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณประสาทในสมองของมนุษย์ กล่าวคือ มีความสามารถในการรวบรวมความรู้ (Knowledge) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning process) และความรู้เหล่านี้จะจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายในรูปแบบค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่ง

สามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ๆ เข้าไปค่าน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์การประมวลผลต่างๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (Node) ซึ่งโหนดเป็นการจำลองลักษณะการทำงานมาจากเซลล์ การส่งสัญญาณ (Signal) ระหว่างโหนดที่เชื่อมต่อกัน (Connection) จำลองมาจากการเชื่อมต่อของเดนไดรต์และแอกซอนในระบบประสาทของมนุษย์ ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) หรือฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในเซลล์ ดังรูปที่ 2-4 โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้

1. ข้อมูลป้อนเข้า (Input) เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้
2. ข้อมูลส่งออก (Output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (Actual output) จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
3. ค่าน้ำหนัก (Weights) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าความรู้ (Knowledge) ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน
4. ฟังก์ชันผลรวม (Summation function:  $S$ ) เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้าและค่าน้ำหนัก
5. ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer function) เป็นการคำนวณการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เช่น ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid function) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ (Hyperbolic tangent function) เป็นต้น



รูปที่ 2-4 โครงสร้างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม



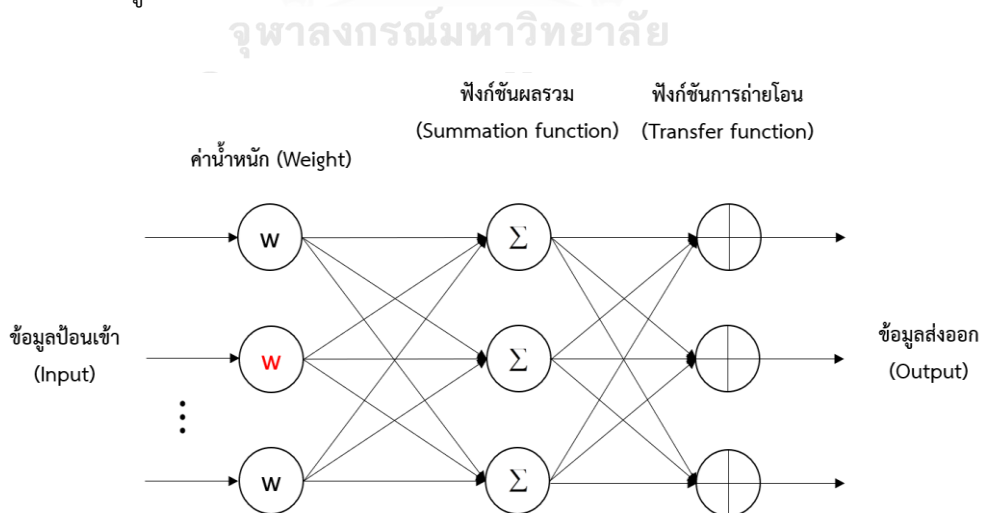
### 2.3.3 ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียม หรือโนตจำนวนมากเชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อย เรียกว่า ชั้น (Layer) ชั้นแรก เป็นชั้นนำข้อมูลเข้า เรียกว่า ชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า (Input layer) ส่วนชั้นท้ายสุดเรียกว่า ชั้นส่งข้อมูลออก (Output layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออก เรียกว่า ชั้นแอบแฝง (Hidden layer) ซึ่งโดยทั่วไปชั้นแอบแฝงอาจมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ ด้วยเหตุนี้จึงสามารถแบ่งโครงข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของโครงข่ายแบบกว้างๆได้ 2 แบบ ได้แก่ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi layer)

#### 1) โครงข่ายแบบชั้นเดียว

โครงข่ายแบบชั้นเดียว เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออกเท่านั้น โนตในชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า (Input) แล้วส่งข้อมูลผ่านเส้นเชื่อมโยงต่างๆ ไปให้ถึงโนตในชั้นข้อมูลส่งออก ความเข้มของสัญญาณหรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โนตในชั้นข้อมูลส่งออกจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง

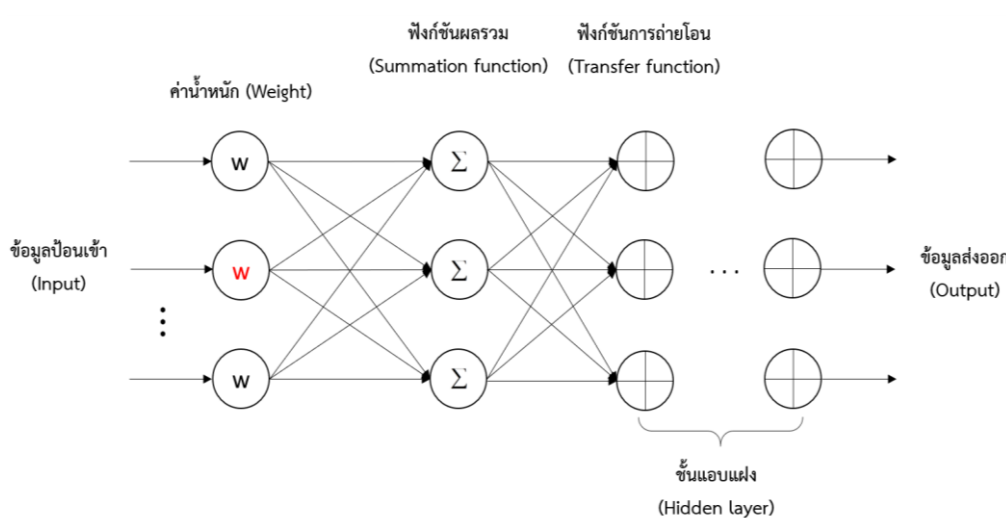
โนตในชั้นข้อมูลส่งออกจะนำข้อมูลที่รับมาคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer function) ที่เหมาะสมกับปัญหา แล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นข้อมูลส่งออก เช่น โครงข่ายชั้นเดียวแบบเพอร์เซปตรอนอย่างง่าย (Simple perception) และโครงข่ายฮอปฟิลด์ (Hopfield networks) ลักษณะโครงข่ายแบบชั้นเดียวแสดงดังรูปที่ 2-5



รูปที่ 2-5 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

## 2) โครงข่ายแบบหลายชั้น

โครงข่ายแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายที่มีชั้นแอบแฝงตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีปัญหาที่มีความซับซ้อนซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวนโนดที่มีการคำนวณ หรือชั้นแอบแฝงให้กับโครงข่าย ตัวอย่างของโครงข่ายแบบหลายชั้น เช่น การแพร่ย้อนกลับ (Back propagation) เป็นต้น ลักษณะโครงข่ายแบบหลายชั้นแสดงดังรูปที่ 2-6



รูปที่ 2-6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

### 2.3.4 ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

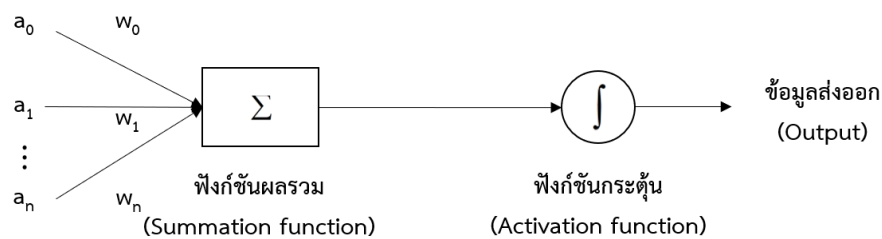
1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) ข้อมูลจะประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอน และผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้าง เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลป้อนเข้า โครงข่ายจะกำหนดค่าผลลัพธ์ที่เป็นเป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว โครงข่ายจะนำข้อผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนให้คำแนะนำ ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ การแพร่ย้อนกลับ และเพอร์เซปตรอน เป็นต้น

2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) การเรียนรู้แบบนี้จะสอนโครงข่ายโดยการนำข้อมูลเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว การปรับค่าน้ำหนักจะใช้ข้อมูลที่น่ามาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลป้อนเข้ามีลักษณะคล้ายคลึงกัน ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการที่

เราสามารถแยกฟังก์ชัน พินิจสูตร ตามลักษณะของมันได้ด้วยตนเอง ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ เคนเตอร์พอพพะเกชัน (Counter propagation) เป็นต้น

### 2.3.5 ฟังก์ชันการถ่ายโอน

โครงข่ายประสาทเทียมโดยทั่วไปประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นนำข้อมูลป้อนเข้า ชั้นแอบแฝง และชั้นส่งข้อมูลออก โดยในชั้นแอบแฝงจะมีการใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอน หรือบางครั้งเรียกว่าฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) แสดงดังรูปที่ 2-7



รูปที่ 2-7 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

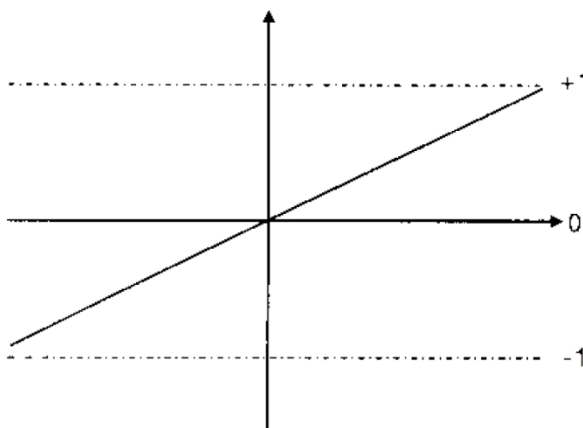
โดยปกติฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer function) สามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ

#### 1) ฟังก์ชันการถ่ายโอนเชิงเส้น (Linear Transfer Function)

ฟังก์ชันการถ่ายโอนเชิงเส้น สามารถเรียนรู้เพียงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างข้อมูลป้อนเข้า และข้อมูลส่งออก ดังนั้น จึงไม่สามารถหาคำตอบได้ในบางกรณี อย่างไรก็ตาม ถ้าคำตอบที่ได้ไม่ใช่คำตอบที่ดีที่สุด ฟังก์ชันการถ่ายโอนเชิงเส้นจะหาค่าต่ำสุดของผลรวมค่าผิดพลาดกำลังสอง แต่ถ้าอัตราการเรียนรู้มีค่าน้อย โครงข่ายประสาทเทียมจะหาคำตอบที่ใกล้เคียงเท่าที่จะเป็นไปได้ที่แสดงลักษณะเชิงเส้นของลักษณะโครงข่าย และแสดงได้ดังรูปที่ 2-8

ฟังก์ชันการถ่ายโอนเชิงเส้น สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ (3) และแสดงได้ดังรูปที่ 4-8

$$f(x) = x \quad (3)$$



รูปที่ 2-8 ฟังก์ชันการถ่ายโอนเชิงเส้น

2) ฟังก์ชันการถ่ายโอนไม่เชิงเส้น (Nonlinear Transfer Function)

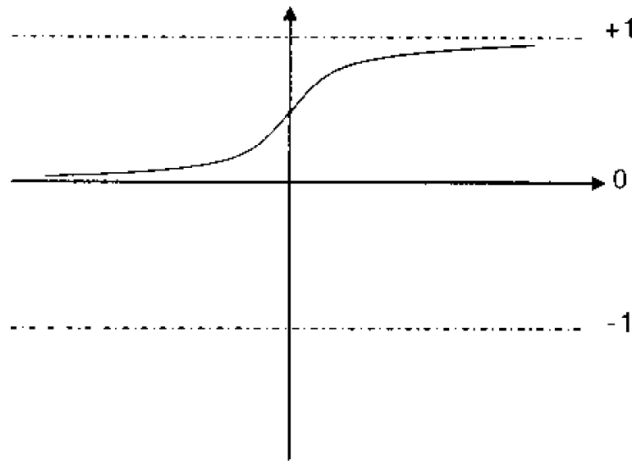
ฟังก์ชันการถ่ายโอนไม่เชิงเส้น ประกอบด้วย ฟังก์ชันการแปลง 2 ชนิด คือ

- ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function) ฟังก์ชันชนิดนี้จะบีบช่วงข้อมูลป้อนเข้าที่ไม่จำกัดให้เป็นช่วงข้อมูลส่งออกที่จำกัด โดยที่ช่วงของข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบซิกมอยด์จะแสดงลักษณะข้อเท็จจริงที่มีความชันเข้าใกล้ศูนย์เมื่อข้อมูลป้อนเข้ามีจำนวนมาก ขั้นตอนวิธีการฝึกฝนแบบแพร่ย้อนกลับมีวัตถุประสงค์เพื่อลดผลกระทบที่ส่งผลต่อขนาดของอนุพันธ์ไม่ให้มีผลกระทบต่อค่าน้ำหนักปัจจุบัน โดยขนาดของการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักถูกกำหนดโดยค่าปัจจุบันที่แยกออกมา ค่าปัจจุบันสำหรับค่าน้ำหนักและความโน้มเอียงแต่ละค่าจะเพิ่มขึ้นเมื่ออนุพันธ์ของฟังก์ชันสัมพันธ์กับค่าน้ำหนักที่มีเครื่องหมายเดียวกันสำหรับการกระทำซ้ำรอบสอง และค่าปัจจุบันจะลดลงเมื่ออนุพันธ์ที่สัมพันธ์กับค่าน้ำหนักเปลี่ยนแปลงเครื่องหมายจากการกระทำซ้ำรอบก่อน ถ้าอนุพันธ์เท่ากับศูนย์แสดงว่าค่าปัจจุบันคงเดิม

ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่

(4) และแสดงได้ดังรูปที่ 2-9

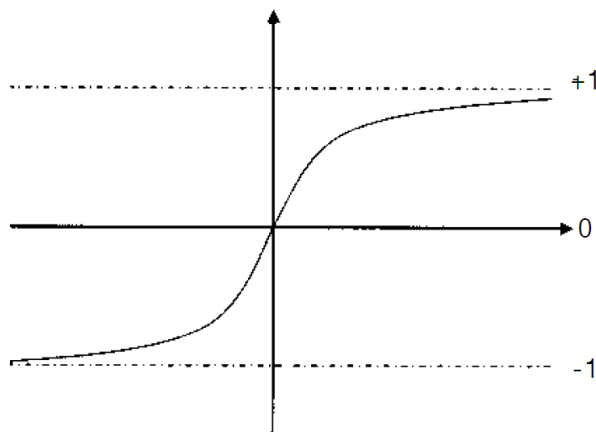
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$



รูปที่ 2-9 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบซิกมอยด์

- ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function) ฟังก์ชันชนิดนี้มีลักษณะเดียวกับฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์ แต่ต่างกันเพียงช่วงข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง -1 ถึง +1 ฟังก์ชันการแปลงแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ (5) และแสดงได้ดังรูปที่ 2-10

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^x} \quad (5)$$



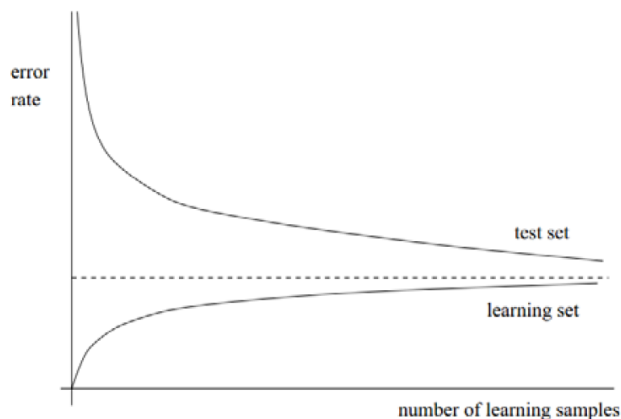
รูปที่ 2-10 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์

### 2.3.6 การปรับค่าโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม [12]

- 1) การเลือกตัวแปรอินพุตสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม (Input network consideration)
  - ควรลดจำนวนตัวแปรที่มีความซ้ำซ้อน (Redundant) และมีทิศทางเดียวกัน (High covariance)
  - ควรพิจารณาตัวแปรที่มีค่าสหสัมพันธ์ (High correlation variable) มากก่อน และเพิ่มตัวแปรที่มีสหสัมพันธ์รองลงมาในแบบจำลอง
- 2) ตัววัดสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียม (Performance of Neural Network)
  - Epoch คือ รอบการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม
  - Time คือ เวลาที่โครงข่ายประสาทเทียมใช้ในการฝึกสอน เวลาในการฝึกสอนที่น้อยและสามารถหาคำตอบได้แสดงว่ามีความสามารถที่ดี
  - ตัววัดความผิดพลาดที่ต่างจากเป้าหมาย เช่น MSE (Mean Square Error) เป็นต้น จะใช้เป็นค่าเป้าหมายของการฝึกสอนของโครงข่ายได้ โดยทั่วไปค่าความผิดพลาดน้อย ๆ ยิ่งดี
  - อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) คือ อัตราการเรียนรู้ที่ต้องการของโครงข่ายประสาทเทียม ถ้าเลือกให้มีความมากเกินไป จะเกิดการแกว่งในการหาคำตอบ (Oscillate) หรือไม่สามารหาคำตอบได้เพราะไม่เสถียรในการค้นหาคำตอบ (Unstable)
- 3) การเพิ่มสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Performance Improvement)
  - พิจารณาค่าน้ำหนักเริ่มต้น (Initial weight) เพราะบางปัญหาอาจจะเจอคำตอบแบบ Local solution การเปลี่ยนค่าน้ำหนักอาจจะเจอทิศทางในการหาคำตอบที่เป็น Global solution ก็ได้
  - ปรับเปลี่ยนฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนโนดในชั้น เพื่อให้ได้ค่าความผิดพลาดเวลาที่น้อยในการฝึกสอน บางโครงข่ายที่ซับซ้อนมาก ๆ อาจจะหยุดการฝึกสอนเนื่องจากครบจำนวนรอบ (Epoch)
    - ปรับเงื่อนไขในการหยุดสอน (Stopping criteria) เพื่อหาคำตอบที่ดีกว่า ใช้ในกรณีที่เงื่อนไขการฝึกสอนเข้มงวดเกินไป (Tighten criteria)
- 4) ผลของจำนวนชุดฝึกสอนต่ออัตราความผิดพลาด
 

โดยทั่วไปอัตราความผิดพลาดของโครงข่ายจะขึ้นกับโครงสร้างของโครงข่าย ฟังก์ชัน ถ่ายโอน จำนวนชั้นซ่อน เป็นต้น การเพิ่มจำนวนชุดเรียนรู้ (Learning samples) จะทำให้ความผิดพลาดของชุดเรียนรู้และชุดทดสอบลู่เข้าหากัน (Converge) ซึ่งทำให้

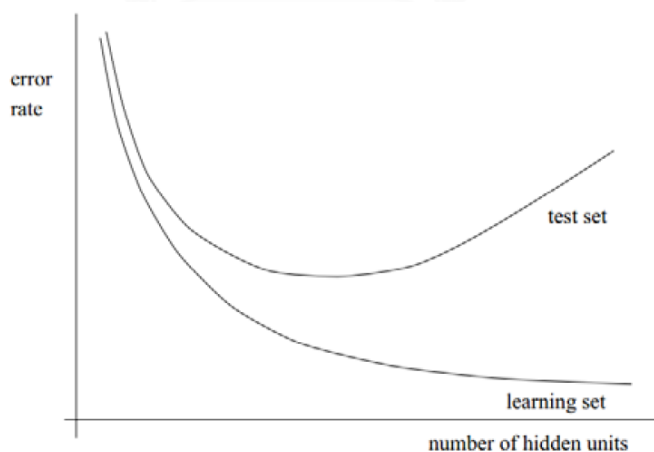
โครงข่ายที่มีชุดเรียนรู้มาก (High samples) สามารถค้นหาคำตอบที่เหมาะสม (Global minimum) ได้ดีกว่าโครงข่ายที่มีชุดเรียนรู้น้อย (Low samples) ดังรูปที่ 2-11



รูปที่ 2-11 ลักษณะอัตราความผิดพลาดเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอน

5) ผลของจำนวนโนดในชั้นซ่อนต่ออัตราความผิดพลาด

การเพิ่มโนดในชั้นซ่อน (Hidden neuron) มากเกินไป จะทำให้อัตราความผิดพลาดในชุดฝึกสอนน้อยลง แต่ในขณะเดียวกันจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมประมาณค่าฟังก์ชันเข้ากับสัญญาณรบกวนมากเกินไป (Fit to noise) ทำให้เกิดการฝึกสอนที่มากเกินไป (Over-training) ซึ่งลักษณะที่โครงข่ายประสาทเทียมมีความผิดพลาดของชุดเรียนรู้ที่น้อย แต่มีอัตราการความผิดพลาดของชุดทดสอบมาก เรียกว่า Peaking effect ดังรูปที่ 2-12



รูปที่ 2-12 ลักษณะอัตราความผิดพลาดที่เกิด Peaking Effect

### 2.3.7 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ที่ประยุกต์ใช้ความรู้จากหลากหลายสาขามารวมเข้าด้วยกัน นับว่าเป็นศาสตร์ที่กำลังมีบทบาทอย่างยิ่งในปัจจุบัน กล่าวโดยสรุปโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านต่าง ๆ ได้ดังนี้

- 1) การจำแนกแบบรูป (Pattern recognition) เช่น การมองเห็นวัตถุ หรือการวิเคราะห์เสียงพูดเพื่อแปลความหมาย
- 2) การทำนาย (Prediction) หรือการพยากรณ์ (Forecasting) เช่น การทำนายราคาหุ้นของตลาดหลักทรัพย์ การพยากรณ์อัตราการไหลของน้ำ การพยากรณ์ราคาสินค้า เป็นต้น
- 3) การควบคุม (Control) เช่น การควบคุมระบบของเครื่องปรับอากาศ การควบคุมระบบเครื่องยนต์ และการควบคุมหุ่นยนต์ เป็นต้น
- 4) การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) เช่น การเลือกระยะเวลาทางที่ใกล้ หรือสั้นที่สุดในการเดินทาง (Shortest path)
- 5) การจัดกลุ่ม (Clustering) และการจัดหมู่ (Categorization) เช่น การวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม หรือภาพถ่ายทางอากาศ

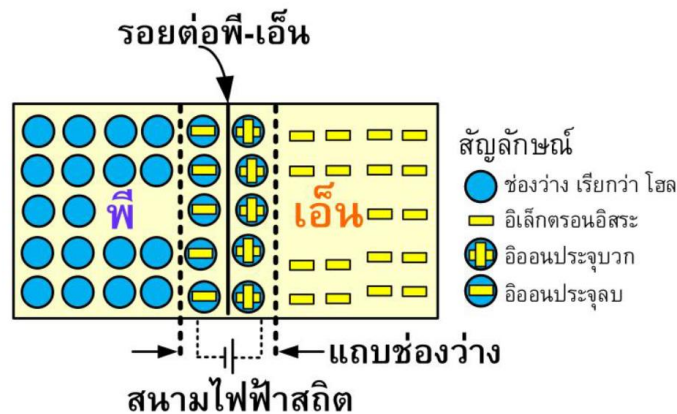
## 2.4 ระบบเซลล์แสงอาทิตย์

### 2.4.1 ลักษณะของเซลล์แสงอาทิตย์

เซลล์แสงอาทิตย์เป็นอุปกรณ์ทางไฟฟ้าทำจากสารกึ่งตัวนำ ทำหน้าที่เปลี่ยนพลังงานแสงเป็นไฟฟ้าโดยตรง อาศัยกระบวนการโฟโตโวลตาอิก (Photovoltaic Effect) ซึ่งเกิดจากความต่างศักย์ไฟฟ้าภายในสารกึ่งตัวนำมีค่าแตกต่างกัน เมื่อได้รับแสงที่มีพลังงานมากพอ ทำให้เกิดการเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนอิสระ โครงสร้างที่สำคัญของเซลล์แสงอาทิตย์มีลักษณะเหมือนกับไดโอดทั่วไป ประกอบด้วยรอยต่อระหว่างวัสดุสารกึ่งตัวนำต่างชนิดกันสองชั้น ได้แก่ สารกึ่งตัวนำชนิดพีเป็นชั้นบวก และสารกึ่งตัวนำชนิดเอ็นเป็นชั้นลบ สารกึ่งตัวนำที่นำมาใช้งานในลักษณะดังกล่าวส่วนมากเป็นซิลิกอน และเพื่อให้เข้าใจได้ง่าย โดยส่วนใหญ่จะใช้อธิบายสารกึ่งตัวนำที่ทำจากซิลิกอน แม้ว่าปัจจุบันจะมีสารกึ่งตัวนำที่ทำจากวัสดุชนิดอื่นก็ตาม

เซลล์แสงอาทิตย์ชนิดซิลิกอน ประกอบด้วยสารกึ่งตัวนำชนิดพีผลิตขึ้นจากผลึกของซิลิกอนใช้สารเจือปน คือโบรอน เพื่อทำให้เป็นวัสดุขาดอิเล็กตรอนอิสระ ทั้งนี้การขาดอิเล็กตรอนทำให้เกิดช่องว่างเรียกว่า โฮล (Hole) และการขาดอิเล็กตรอนที่เป็นประจุลบ ทำให้ส่วนนี้เทียบได้กับอนุภาคประจุบวก ส่วนสารกึ่งตัวนำชนิดเอ็นผ่านการเติมสารเจือปน คือฟอสฟอรัส เพื่อทำให้เกิดอิเล็กตรอนส่วนเกิน ซึ่งจุดเชื่อมต่อเรียกว่า รอยต่อพี-เอ็น ดังแสดงในรูปที่ 2-13



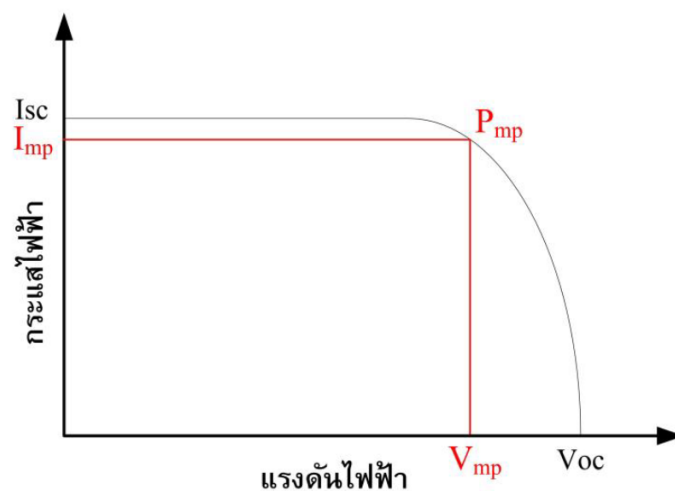


รูปที่ 2-13 โครงสร้างรอยต่อพี-เอ็นของสารกึ่งตัวนำซิลิกอน

## 2.4.2 สมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์

### กระแสและแรงดันไฟฟ้า

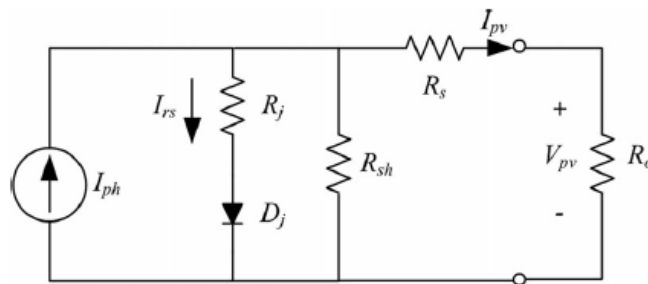
เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตไฟฟ้าเป็นกระแสตรง โดยที่แรงดันและกระแสไฟฟ้าที่ผลิตได้ขึ้นกับความเข้มรังสีจากดวงอาทิตย์ และอุณหภูมิแผงเซลล์ รูปที่ 2-14 แสดงกราฟกระแสกับแรงดันไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์เมื่อต่อกับโหลดที่แปรค่าตั้งแต่สภาวะวงจรถัด (Short circuit) ถึงสภาวะวงจรมีเปิด (Open circuit) โดยตัดแกนตั้งที่แรงดันเป็นศูนย์ จะได้ค่ากระแสที่สภาวะวงจรถัด (Short circuit current:  $I_{SC}$ ) ส่วนจุดตัดแกนนอนที่กระแสเท่ากับศูนย์จะได้ค่าแรงดันขณะวงจรมีเปิด (Open circuit voltage:  $V_{OC}$ ) เมื่อนำค่ากระแสคูณกับแรงดันก็จะได้กำลังของเซลล์แสงอาทิตย์ ซึ่งต้องมีจุดเดียวเป็นค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุด เรียกว่า กำลังไฟฟ้าที่จุดสูงสุด (Power at maximum point:  $P_{MP}$ ) ส่วนกระแสกับแรงดันที่จุดนี้เรียกว่า กระแสที่จุดกำลังไฟฟ้าสูงสุด (Current at maximum power point:  $I_{MP}$ ) กับแรงดันที่จุดกำลังไฟฟ้าสูงสุด (Voltage at maximum power point:  $V_{MP}$ ) ตามลำดับ



รูปที่ 2-14 กราฟกระแสกับแรงดันของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (I-V Curve)

### วงจรสมมูลของแผงเซลล์แสงอาทิตย์

เซลล์แสงอาทิตย์สามารถแทนด้วยวงจรสมมูล (Equivalent circuit) ดังรูปที่ 2.15 ประกอบด้วย แหล่งจ่ายกระแสไฟฟ้าต่อขนานกับไดโอด (รอยต่อพี-เอ็น) และ  $R_{sh}$  แล้วจึงต่ออนุกรมกับ  $R_s$  โดยกำหนดให้แหล่งจ่ายกระแสเป็นแบบกระแสคงที่ ซึ่งแปรผันตามความเข้มแสง ความต้านทานอนุกรม ( $R_s$ ) เป็นค่าความต้านทานที่เกิดขึ้นจากจุดเชื่อมต่อระหว่างตัวนำไฟฟ้ากับเซลล์ ส่วนความต้านทานชั้ด ( $R_{sh}$ ) เกิดขึ้นเมื่อให้แรงดันไฟฟ้าในลักษณะไปอัสัยย้อนกลับให้กับไดโอด



รูปที่ 2-15 วงจรสมมูลของเซลล์แสงอาทิตย์

โดยมีสมการวงจรสมมูล ดังนี้

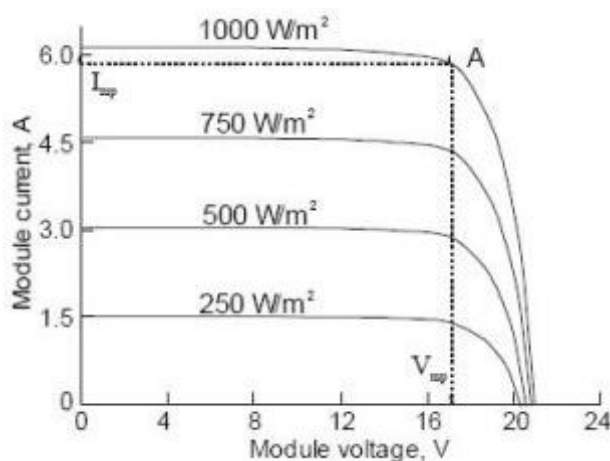
$$I_{pv} = n_p I_{ph} - n_p I_{rs} \left[ \exp \left( \frac{q}{kTA} \frac{V_{pv}}{n_s} \right) - 1 \right] \quad (6)$$

|        |          |     |  |
|--------|----------|-----|--|
| โดยที่ | $I_{pv}$ | คือ | กระแสเอาต์พุตของเซลล์แสงอาทิตย์                            |
|        | $V_{pv}$ | คือ | แรงดันเอาต์พุตของเซลล์แสงอาทิตย์                           |
|        | $n_s$    | คือ | จำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ต่ออนุกรมกันอยู่ภายใน            |
|        | $n_p$    | คือ | จำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ต่อขนานกันอยู่ภายใน              |
|        | $k$      | คือ | ค่าคงที่ของ Boltzmann เท่ากับ $1.38 \times 10^{-23}$ J/K   |
|        | $q$      | คือ | ค่าคงที่ของประจุอิเล็กตรอน เท่ากับ $1.6 \times 10^{-19}$ C |
|        | $A$      | คือ | ค่า ideality factor มีค่าระหว่าง 1–2                       |
|        | $T$      | คือ | อุณหภูมิที่ผิวสัมผัสของเซลล์แสงอาทิตย์ มีหน่วยเป็นเคลวิน   |
|        | $I_{rs}$ | คือ | reverse saturation current                                 |

จากสมการจะเห็นว่า จำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์และอุณหภูมิที่ผิวสัมผัสของเซลล์แสงอาทิตย์ มีผลต่อกระแสเอาต์พุต

### 2.4.3 ผลกระทบจากความเข้มของแสงอาทิตย์

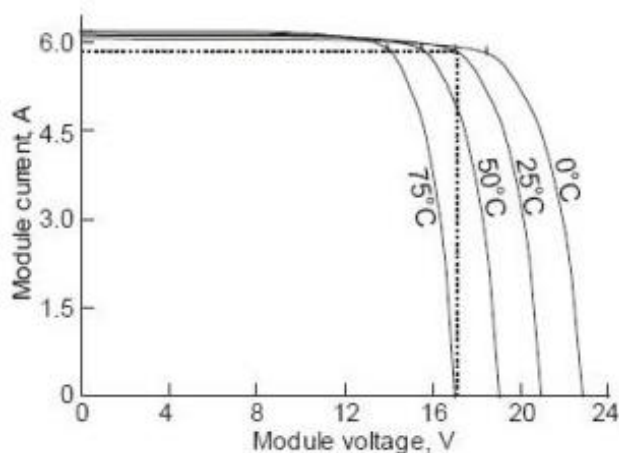
กระแสไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้จะมีสัดส่วนโดยตรงกับความเข้มของแสงอาทิตย์ หมายความว่าเมื่อความเข้มของแสงสูงก็จะทำให้กระแสที่ได้จากเซลล์แสงอาทิตย์สูงตามไปด้วย จากรูปที่ 2-16 แสดงให้เห็นว่า เมื่อความเข้มแสงมีค่าสูงสุดเท่ากับ  $1,000 \text{ W/m}^2$  กระแสที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตออกมาได้จะมีค่ามากกว่า 6 A แต่ถ้าความเข้มแสงมีค่าเท่ากับ  $500 \text{ W/m}^2$  กระแสจะมีค่าเพียง 3 A เท่านั้น



รูปที่ 2-16 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างกระแสของเซลล์แสงอาทิตย์กับความเข้มแสงต่างกัน

### 2.4.4 ผลกระทบจากอุณหภูมิบนแผง

แรงดันไฟฟ้าจะลดลงเมื่ออุณหภูมิสูงขึ้น ซึ่งโดยเฉลี่ยแล้วทุก ๆ  $1 \text{ }^{\circ}\text{C}$  ที่เพิ่มขึ้น จะทำให้แรงดันไฟฟ้าลดลง 0.4 - 0.5% และในกรณีของแผงเซลล์แสงอาทิตย์มาตรฐานที่ใช้งานกำหนดประสิทธิภาพของแผงเซลล์แสงอาทิตย์คือ ณ อุณหภูมิ  $25 \text{ }^{\circ}\text{C}$  เช่น กำหนดไว้ว่าแผงแสงอาทิตย์มีแรงดันไฟฟ้าที่วงจรเปิด (Open Circuit Voltage หรือ  $V_{oc}$ ) ที่  $21 \text{ V}$  ณ อุณหภูมิ  $25 \text{ }^{\circ}\text{C}$  จะหมายความว่าแรงดันไฟฟ้าที่จะได้จากแผงเซลล์แสงอาทิตย์ เมื่อยังไม่ได้ต่อกับอุปกรณ์ไฟฟ้า ณ อุณหภูมิ  $25 \text{ }^{\circ}\text{C}$  จะเท่ากับ  $21 \text{ V}$  ถ้าอุณหภูมิสูงกว่า  $25 \text{ }^{\circ}\text{C}$  เช่น อุณหภูมิ  $30 \text{ }^{\circ}\text{C}$  จะทำให้แรงดันไฟฟ้าของแผงแสงอาทิตย์ลดลง 2.5% ( $0.5\% \times 5 \text{ }^{\circ}\text{C}$ ) นั่นคือ แรงดันของแผงแสงอาทิตย์ที่  $V_{oc}$  จะลดลง  $0.525 \text{ V}$  ( $21 \text{ V} \times 2.5\%$ ) เหลือเพียง  $20.475 \text{ V}$  ( $21 \text{ V} - 0.525 \text{ V}$ ) สรุปได้ว่า เมื่ออุณหภูมิสูงขึ้น แรงดันไฟฟ้าจะลดลง ซึ่งมีผลทำให้กำลังไฟฟ้าสูงสุดของแผงแสงอาทิตย์ลดลงด้วย ดังรูปที่ 2-17



รูปที่ 2-17 ผลกระทบจากอุณหภูมิที่มีผลต่อเซลล์แสงอาทิตย์

#### 2.4.5 ผลกระทบจากอุณหภูมิสภาพแวดล้อมและอัตราเร็วลม

งานวิจัย [11] ได้ศึกษาอุณหภูมิสภาพแวดล้อมที่มีผลต่อประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ ซึ่งประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ เป็นไปตามสมการที่ 7

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} P_i}{A \sum_{i=1}^{i=n} E_i} \times 100\% \quad (7)$$

โดยที่  $\eta$  คือ ประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์

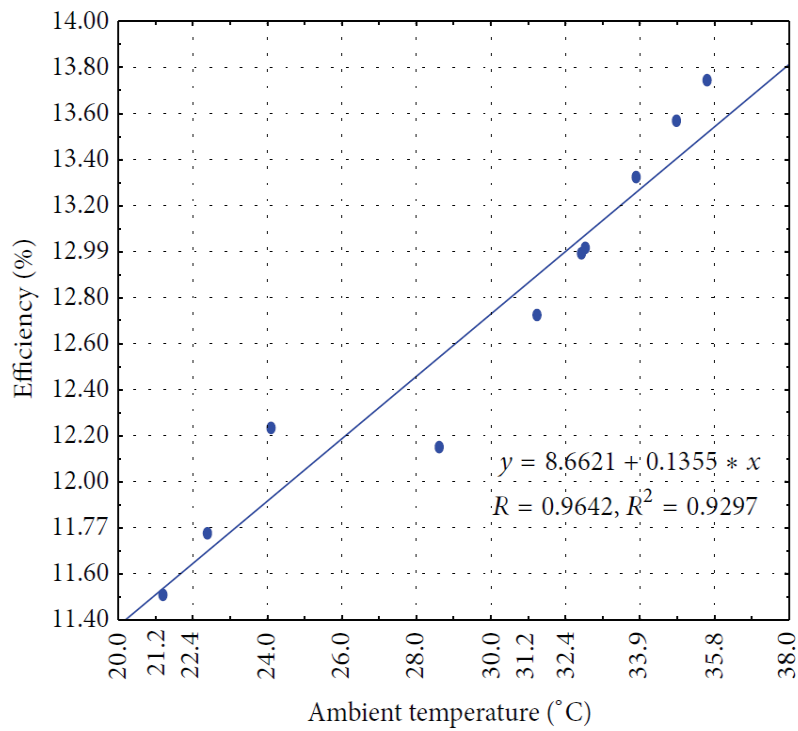
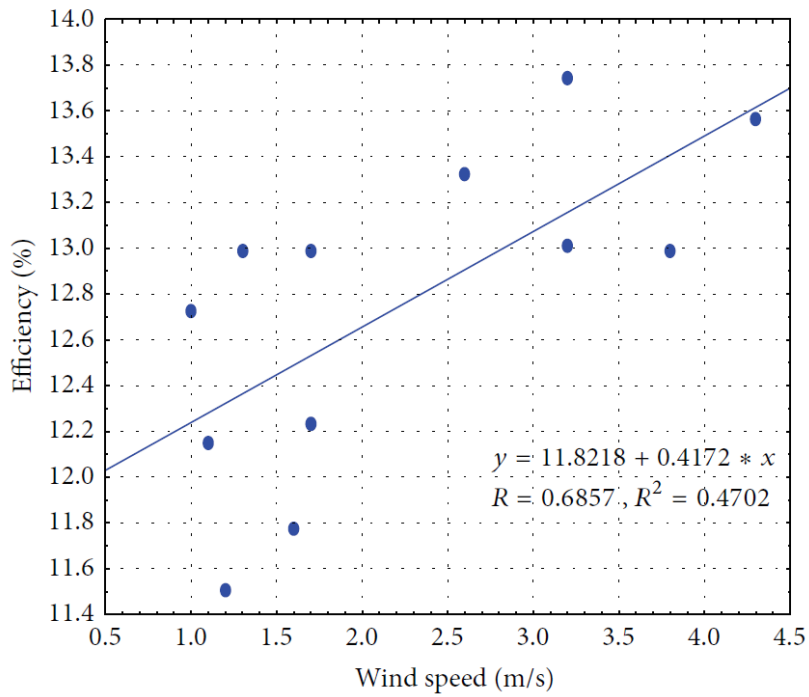
$n$  คือ จำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์

$P$  คือ กำลังไฟฟ้า (W)

$A$  คือ พื้นที่รับแสงของ 1 เซลล์ ( $m^2$ )

$E$  คือ ความเข้มของแสงอาทิตย์ ( $W/m^2$ )

จากรูปที่ 2-18 จะเห็นว่าประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าสูงขึ้น เมื่ออุณหภูมิสภาพแวดล้อมสูงขึ้น สัมพันธ์กันอย่างเป็นเชิงเส้น มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient) เป็นบวก เท่ากับ 0.9642 ในทำนองเดียวกันกับอัตราเร็วลม มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เป็นบวก เท่ากับ 0.6857



รูปที่ 2-18 อุณหภูมิสภาพแวดล้อมและอัตราเร็วลมที่มีผลต่อประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์

### บทที่ 3

#### การออกแบบและพัฒนาระบบ

ในบทนี้จะแสดงถึงภาพรวมของระบบที่ออกแบบ การเก็บข้อมูลกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ การรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องต่าง ๆ เพื่อนำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์และสร้างโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าต่อไป

#### 3.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

3.1.1 รวบรวมข้อมูลกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ที่ติดตั้งบริเวณ ถนนสุขนครสวัสดิ์ แขวงลาดพร้าว กรุงเทพมหานคร

3.1.2 รวบรวมข้อมูลต่าง ๆ ที่ศึกษามามีผลต่อกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ได้แก่ ความเข้มของแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ อุณหภูมิสภาพแวดล้อม อัตราเร็วลม และกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์

3.1.3 ทดสอบความสัมพันธ์ของข้อมูลต่าง ๆ เพื่อที่จะเลือกใช้งานในโครงข่ายประสาทเทียม

3.1.4 สร้างและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ในแต่ละเดือน โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ

3.1.5 ทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม วัดค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบระหว่างฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ

3.1.6 เขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

3.1.7 สรุปผลการทดลอง

#### 3.2 ข้อมูลของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ที่ใช้ในงานวิจัย

ระบบเซลล์แสงอาทิตย์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีขนาด 4.5 kW โดยมีการติดตั้งแผงเซลล์แสงอาทิตย์จำนวน 15 แผง แบ่งออกเป็นหลังคาด้านทิศตะวันออก 10 แผง และหลังคาด้านทิศตะวันตก 5 แผง การเก็บข้อมูลเริ่มตั้งแต่วันที่ 9 กุมภาพันธ์ 2561 บริเวณ ถนนสุขนครสวัสดิ์ แขวงลาดพร้าว กรุงเทพมหานคร แสดงดังรูปที่ 3-1



รูปที่ 3-1 การติดตั้งแผงเซลล์แสงอาทิตย์จำนวน 15 แผง

การติดตั้งดำเนินการโดยบริษัท SolarXell ประกอบด้วยแผงเซลล์แสงอาทิตย์รุ่น SX300-A2 จำนวน 15 แผง มีค่าที่สภาวะทดสอบมาตรฐาน (Standard Test Condition, STC) ดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 ค่าสภาวะทดสอบมาตรฐาน (Standard Test Condition, STC)

|                                       |            |
|---------------------------------------|------------|
| Module                                | SX300 – A2 |
| Maximum Power - $P_{mpp}$ (W)         | 300        |
| Open Circuit Voltage – $V_{oc}$ (V)   | 44.5       |
| Short Circuit Current – $I_{sc}$ (A)  | 8.91       |
| Maximum Power Voltage – $V_{mpp}$ (V) | 35.8       |
| Maximum Power Current – $I_{mpp}$ (A) | 8.37       |

ติดตั้งอินเวอร์เตอร์ รุ่น SUNNYBOY ของบริษัท SMA อุปกรณ์วัดค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อม รุ่น Jumo PT100 อุปกรณ์วัดอุณหภูมิที่แผงเซลล์แสงอาทิตย์ รุ่น FSTS-M-0030A อุปกรณ์วัดความเข้มแสงอาทิตย์ รุ่น Produl MMSP1 และอุปกรณ์วัดอัตราเร็วลม ดังรูปที่ 3-2 ถึง 3-5



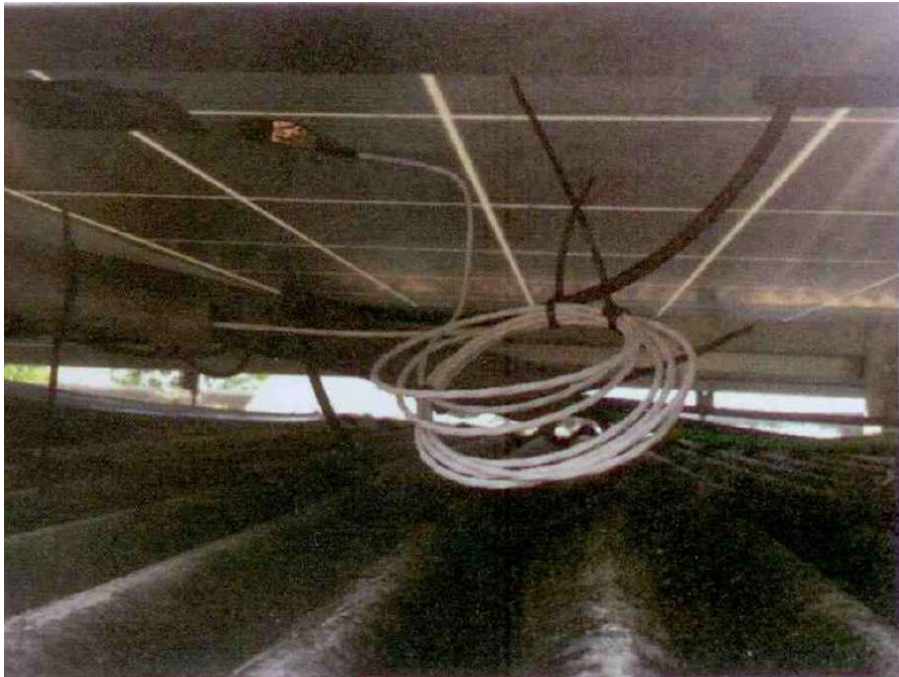


รูปที่ 3-2 การติดตั้งอินเวอร์เตอร์



รูปที่ 3-3 การติดตั้งอุปกรณ์วัดค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อม



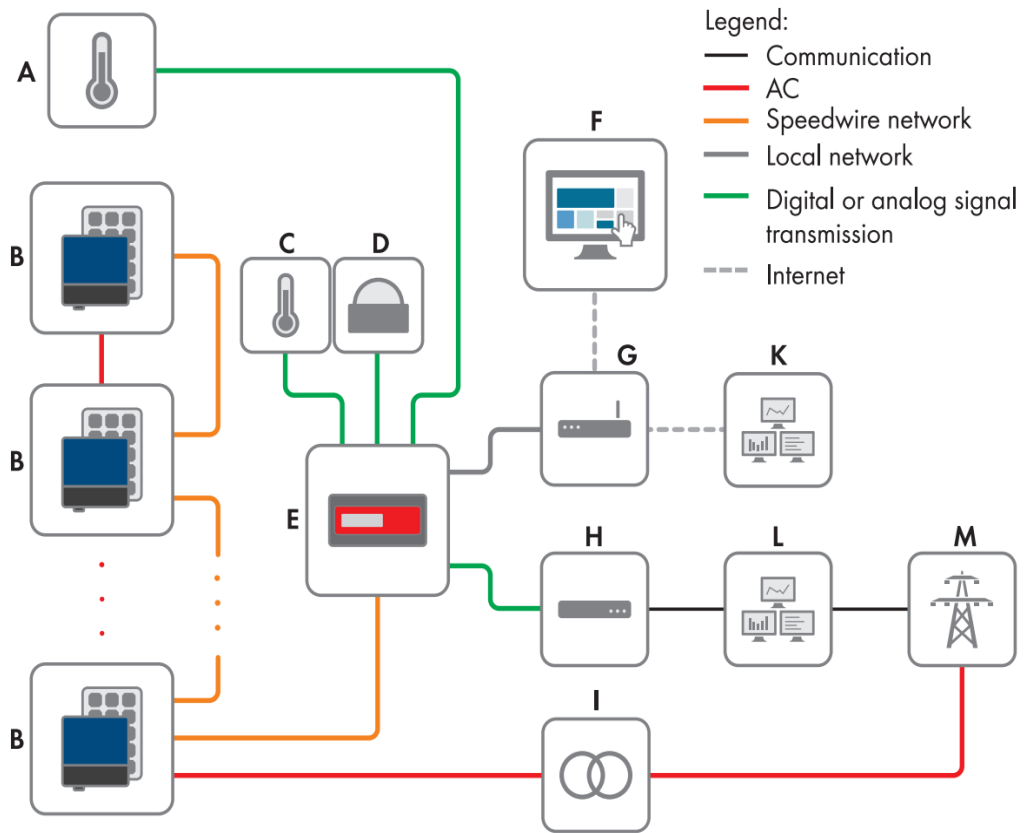


รูปที่ 3-4 การติดตั้งอุปกรณ์วัดค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์



รูปที่ 3-5 การติดตั้งอุปกรณ์วัดค่าความเข้มแสงอาทิตย์และอัตราเร็วลม

การเชื่อมโยงข้อมูลต่างๆ จากอุปกรณ์วัด ใช้ Cluster Controller ของบริษัท SMA ซึ่งมี  
 ความสามารถในการบริหารจัดการระบบเซลล์แสงอาทิตย์ โดยแสดงผลผ่านหน้าจอของอุปกรณ์และ  
 ทางหน้าเว็บไซต์ <https://www.sunnyportal.com> แสดงดังรูปที่ 3-6 และ 3-7



| Position | Designation                                     |
|----------|---|
| A        | Module temperature sensor                       |
| B        | PV system                                       |
| C        | Outside temperature sensor                      |
| D        | Irradiation sensor                              |
| E        | Cluster Controller                              |
| F        | Sunny Portal                                    |
| G        | Router  |
| H        | Ripple control receiver or remote terminal unit |

| Position | Designation       |
|----------|-------------------|
| I        | Grid station      |
| K        | Control room      |
| L        | Grid control room |
| M        | Utility grid      |

รูปที่ 3-6 การเชื่อมโยงข้อมูลต่าง ๆ กับ Cluster Controller

## PV System Overview | Chulalongkorn

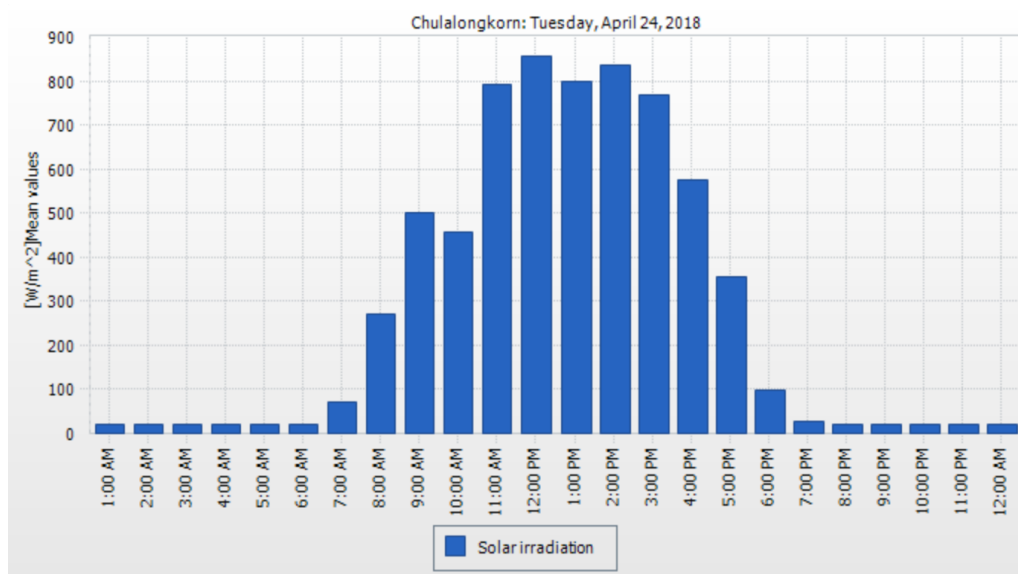


รูปที่ 3-7 การแสดงผลผ่านหน้าเว็บไซต์

### 3.3 การเก็บรวบรวมข้อมูล

#### 3.3.1 ค่าความเข้มแสงอาทิตย์

สามารถเข้าถึงได้จาก <https://www.sunnyportal.com/FixedPages/Sensors.aspx> โดยหน้าเว็บไซต์จะแสดงข้อมูลความเข้มแสงอาทิตย์ (Solar irradiation) ในหน่วย W/m<sup>2</sup> เป็นรายชั่วโมง ตั้งแต่ 1.00 AM จนถึง 12.00 AM ดังรูปที่ 3-8 และสามารถดาวน์โหลดข้อมูลในรูปแบบไฟล์ .csv ได้



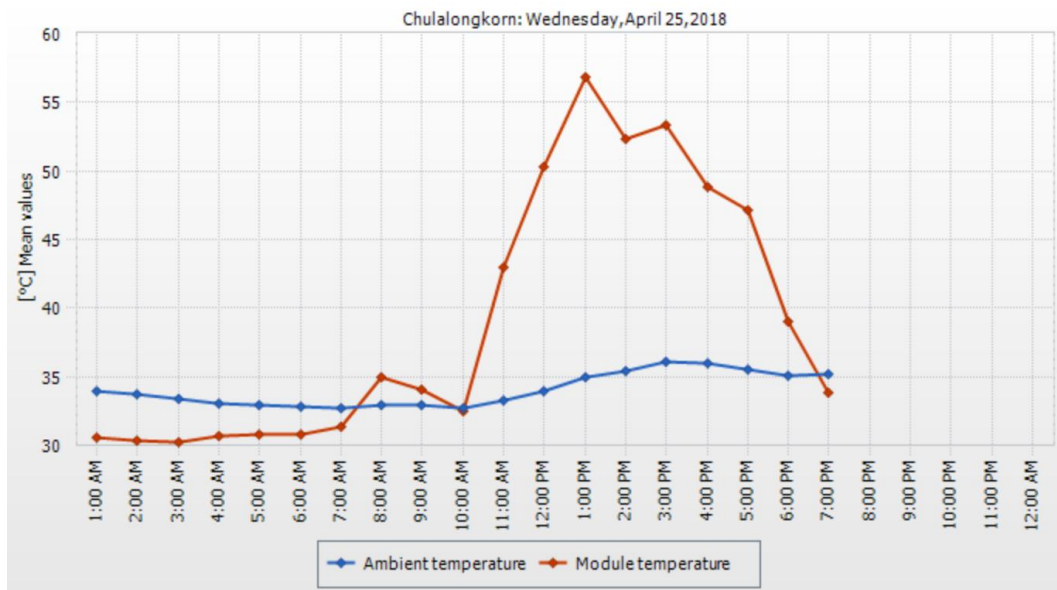
รูปที่ 3-8 ความเข้มแสงอาทิตย์ที่แสดงผลผ่านหน้าเว็บไซต์

### 3.3.2 ค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์

สามารถเข้าถึงได้จาก <https://www.sunnyportal.com/FixedPages/Sensors.aspx> โดยหน้าเว็บไซต์จะแสดงข้อมูลอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (Module temperature) ในหน่วยองศาเซลเซียส เป็นรายชั่วโมง ตั้งแต่ 1.00 AM จนถึง 12.00 AM ดังรูปที่ 3-9 และสามารถดาวน์โหลดข้อมูลในรูปแบบไฟล์ .csv ได้

### 3.3.3 ค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อม

สามารถเข้าถึงได้จาก <https://www.sunnyportal.com/FixedPages/Sensors.aspx> โดยหน้าเว็บไซต์จะแสดงข้อมูลอุณหภูมิสภาพแวดล้อม (Ambient temperature) ในหน่วยองศาเซลเซียส เป็นรายชั่วโมง ตั้งแต่ 1.00 AM จนถึง 12.00 AM ดังรูปที่ 3-9 และสามารถดาวน์โหลดข้อมูลในรูปแบบไฟล์ .csv ได้



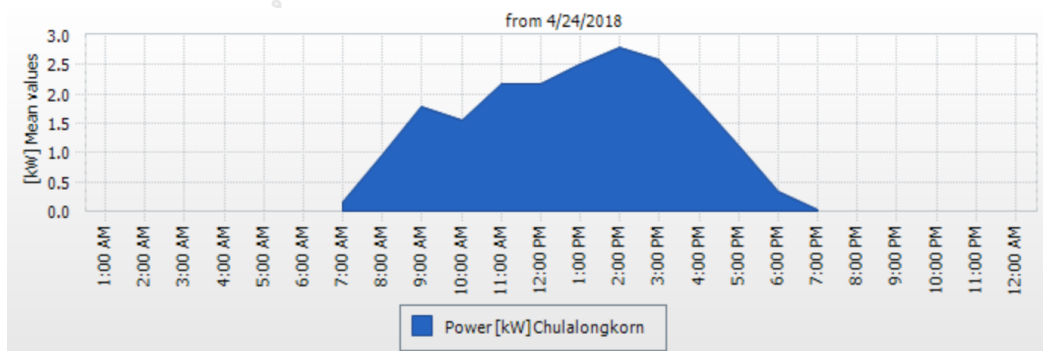
รูปที่ 3-9 ค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อม และอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่แสดงผลผ่านหน้าเว็บไซต์

### 3.3.4 ค่าอัตราเร็วลม

สามารถเข้าถึงได้จาก Cluster Controller และดาวน์โหลดข้อมูลในรูปแบบไฟล์ .csv ได้

### 3.3.5 ค่ากำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

สามารถเข้าถึงได้จาก <https://www.sunnyportal.com/Templates/DefaultPage.aspx> โดยหน้าเว็บไซต์จะแสดงข้อมูลกำลังไฟฟ้า (Power) ในกิโลวัตต์ เป็นรายชั่วโมง ตั้งแต่ 1.00 AM จนถึง 12.00 AM ดังรูปที่ 3-10 และสามารถดาวน์โหลดข้อมูลในรูปแบบไฟล์ .csv ได้



รูปที่ 3-10 ค่ากำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

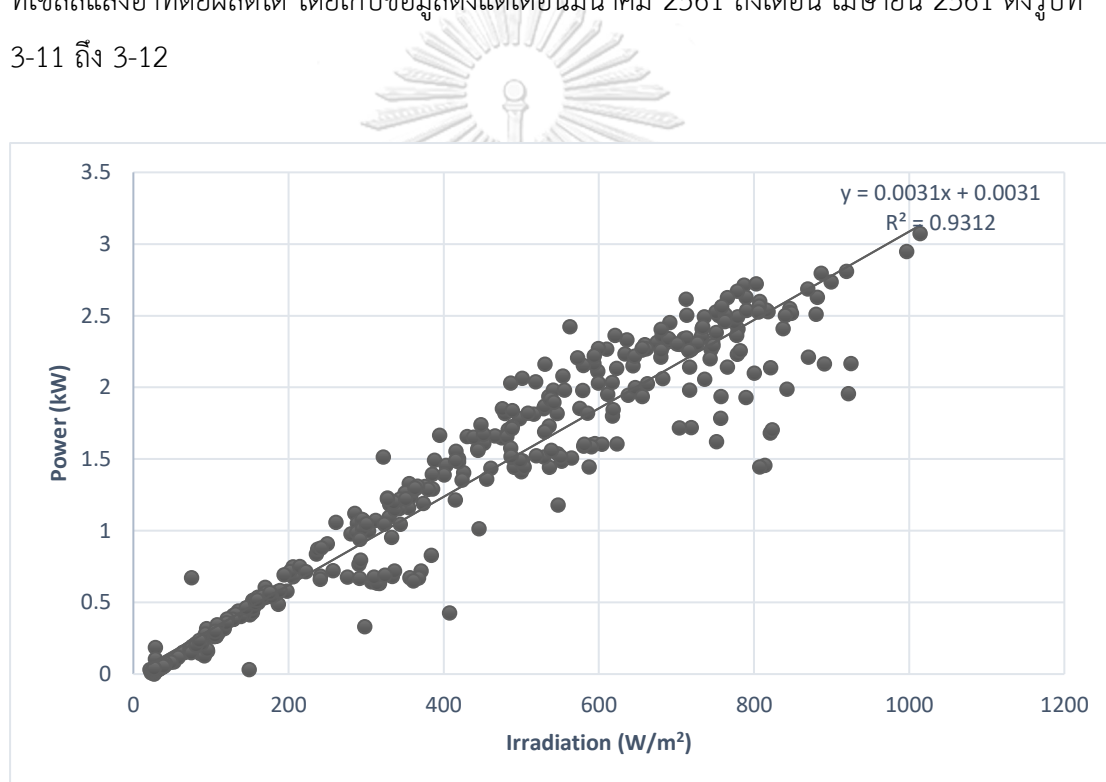


### 3.4 การทดสอบความสัมพันธ์ของข้อมูลต่าง ๆ

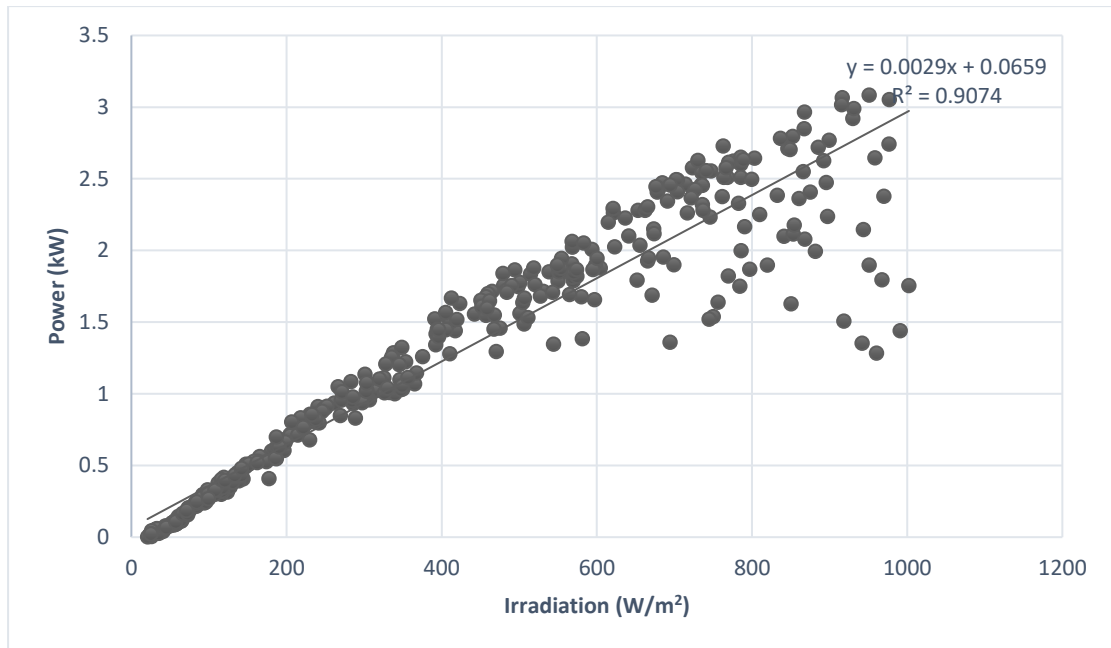
จากข้อมูลที่รวบรวมในหัวข้อที่ 3.3 ได้นำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ เพื่อพิจารณาความเหมาะสมของข้อมูลที่จะใช้เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนี้

#### 3.4.1 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเข้มแสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้

ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์นี้ ได้ใช้กราฟการกระจายของข้อมูลเพื่อดูแนวโน้มว่าข้อมูลมีความเกี่ยวข้องกันหรือไม่ โดยใช้ข้อมูลค่าความเข้มแสงอาทิตย์ (แกนนอน) และกำลังไฟฟ้า (แกนตั้ง) ที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ โดยเก็บข้อมูลตั้งแต่เดือนมีนาคม 2561 ถึงเดือน เมษายน 2561 ดังรูปที่ 3-11 ถึง 3-12



รูปที่ 3-11 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มแสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ในเดือนมีนาคม 2561

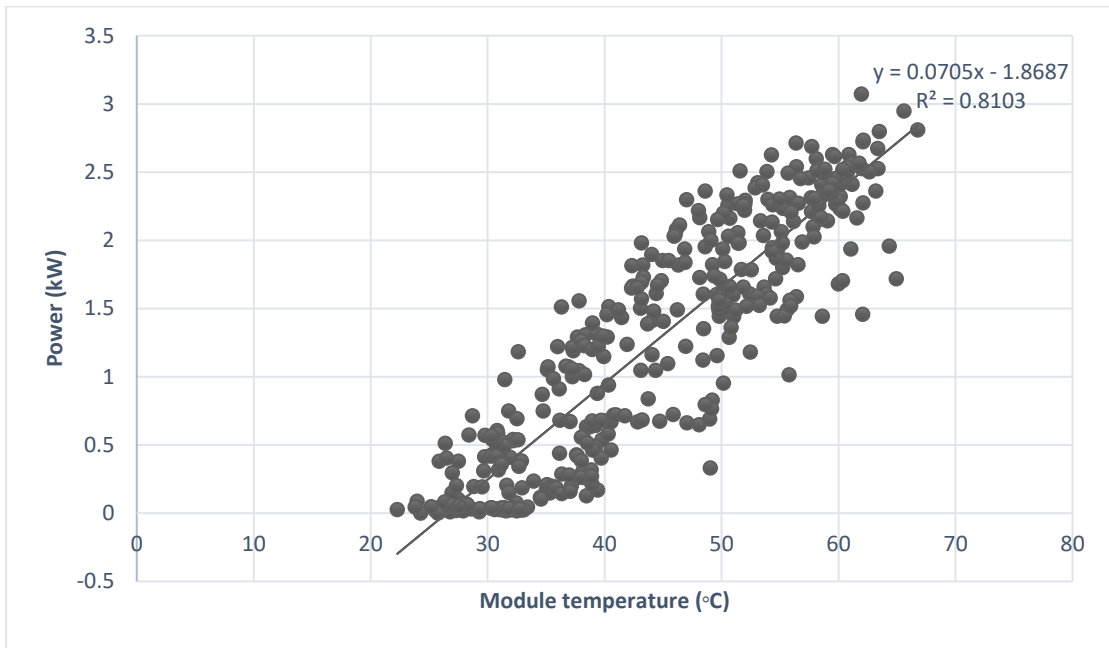


รูปที่ 3-12 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มแสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ในเดือนเมษายน 2561

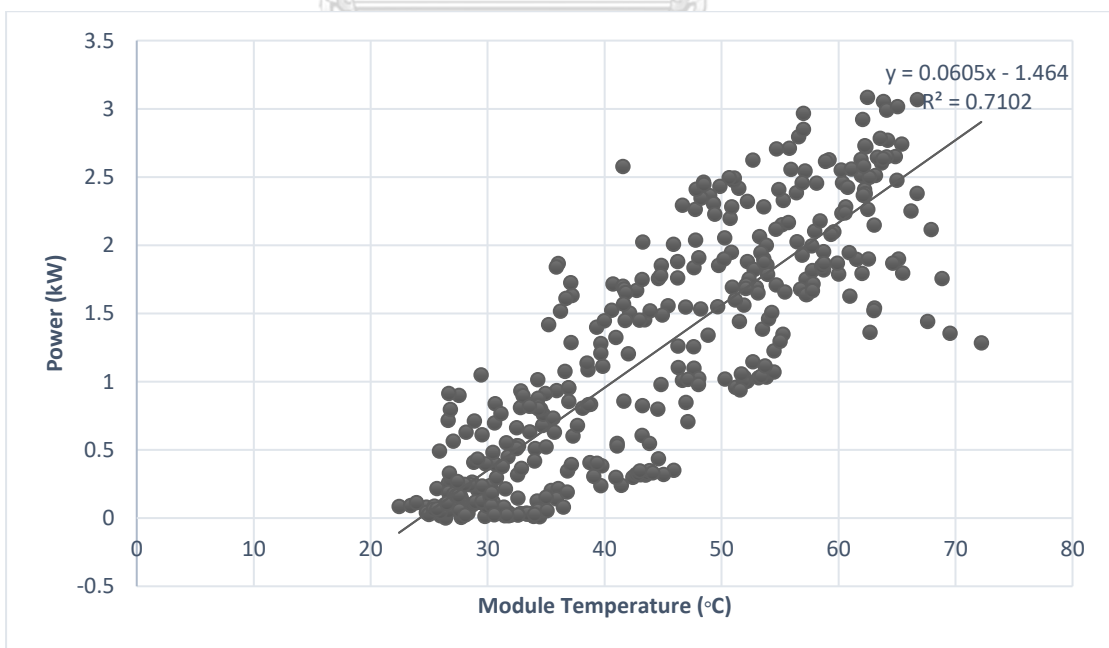
จากรูปที่ 3-11 ถึง 3-12 พบว่าเมื่อค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่ได้จากการวัดมีค่าสูง ส่งผลให้ค่ากำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ก็มีค่าสูงขึ้นไปด้วย และเมื่อค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่ได้จากการวัดมีค่าต่ำ ค่ากำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ก็มีค่าต่ำลงตามไปด้วย ซึ่งแสดงว่าค่าทั้งสองมีความสัมพันธ์กันอย่างมาก จึงเหมาะสมที่จะนำค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่ได้จากการวัดไปเป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมได้

### 3.4.2 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้

เช่นเดียวกับกับหัวข้อที่ 3.4.1 ซึ่งใช้กราฟการกระจายวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งโดยทั่วไปแล้ว อุณหภูมิบนแผงจะมีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3-13 ถึง 3-14



รูปที่ 3-13 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือนมีนาคม 2561



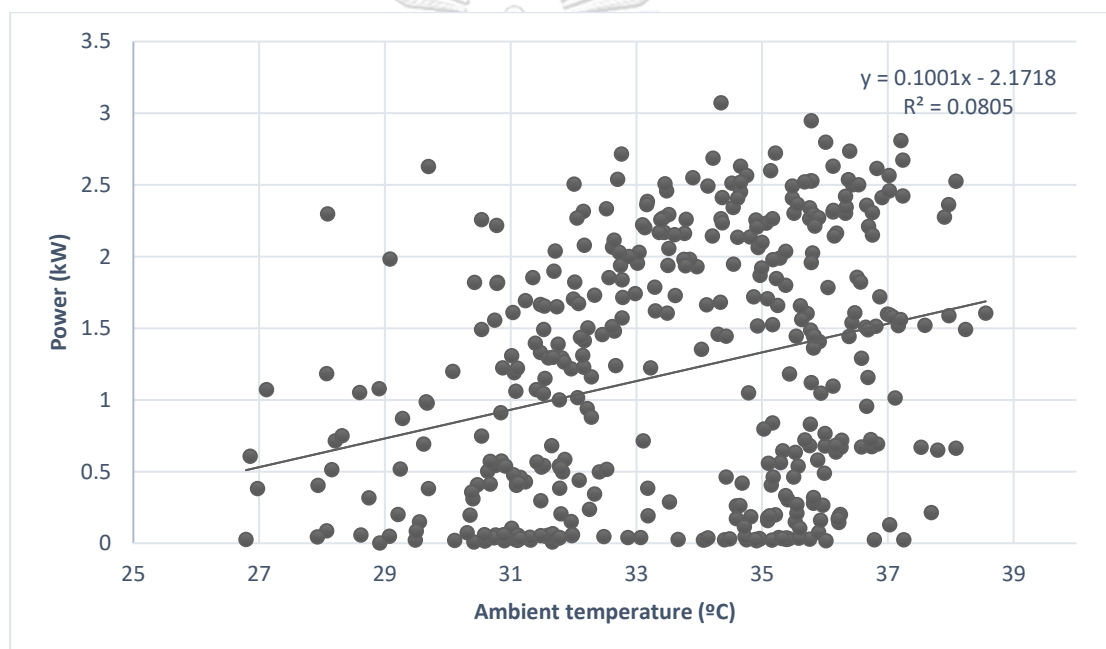
รูปที่ 3-14 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์กับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือนเมษายน 2561



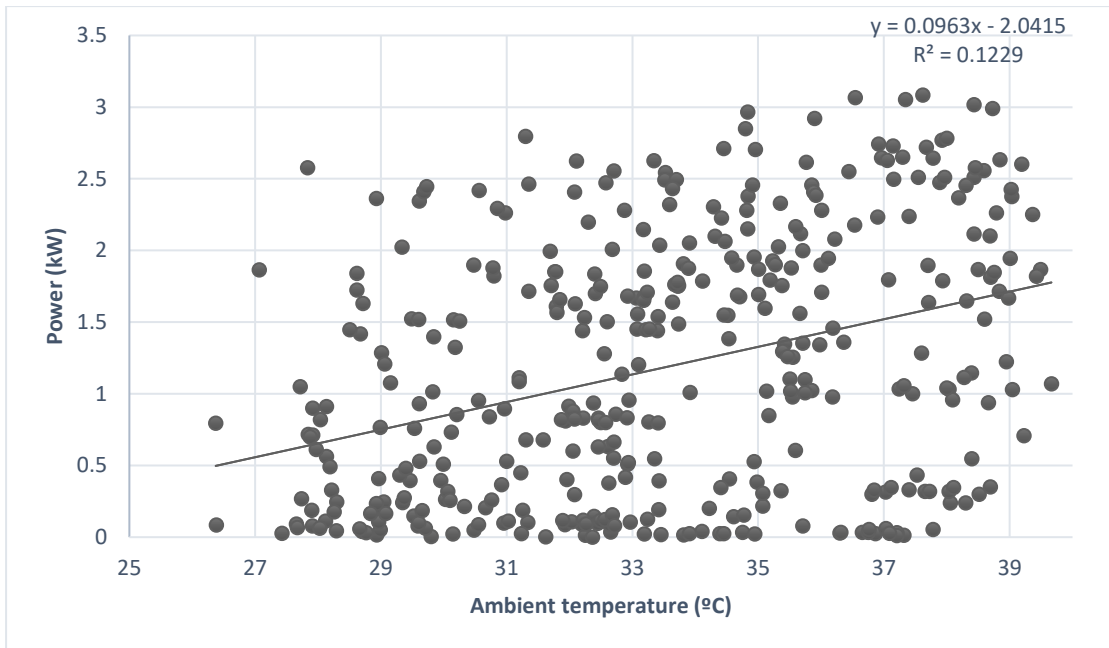
จากรูปที่ 3-13 ถึง 3-14 พบว่าเมื่ออุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าสูง ส่งผลให้ค่ากำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้มีค่าสูงขึ้นตามด้วย และเมื่อค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าต่ำ ค่ากำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ก็มีค่าต่ำลงตามไปด้วย มีส่วนน้อยที่ยังไม่สัมพันธ์กัน ซึ่งแสดงว่าค่าทั้งสองมีความสัมพันธ์กันพอสมควร จึงเหมาะสมที่จะนำค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมได้

### 3.4.3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้

ในงานวิจัยนี้ต้องการทดสอบผลของค่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อมที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ด้วย จึงใช้กราฟการกระจายตัวของข้อมูล ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3-15 ถึง 3-16



รูปที่ 3-15 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิสภาพแวดล้อมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือนมีนาคม 2561

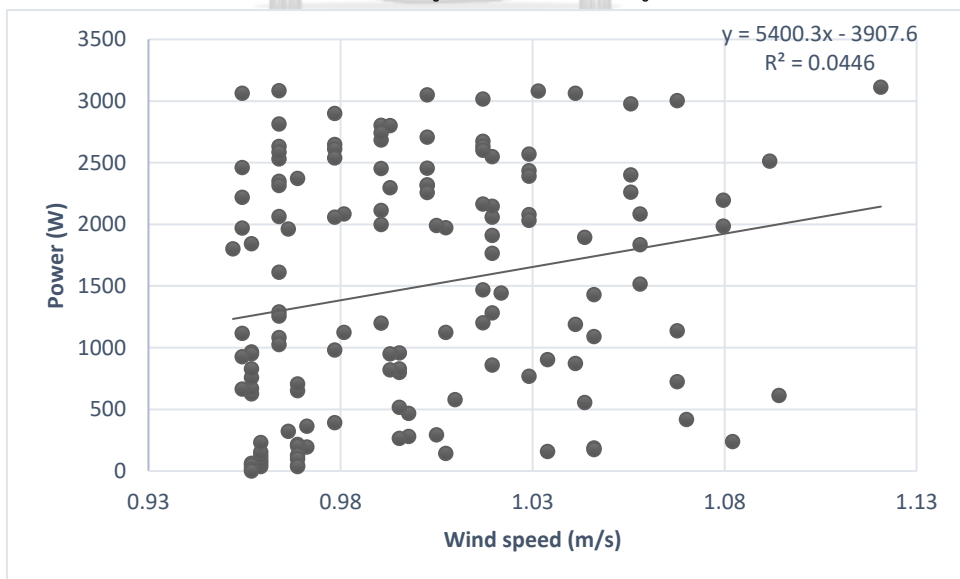


รูปที่ 3-16 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิสภาพแวดล้อมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือนเมษายน 2561

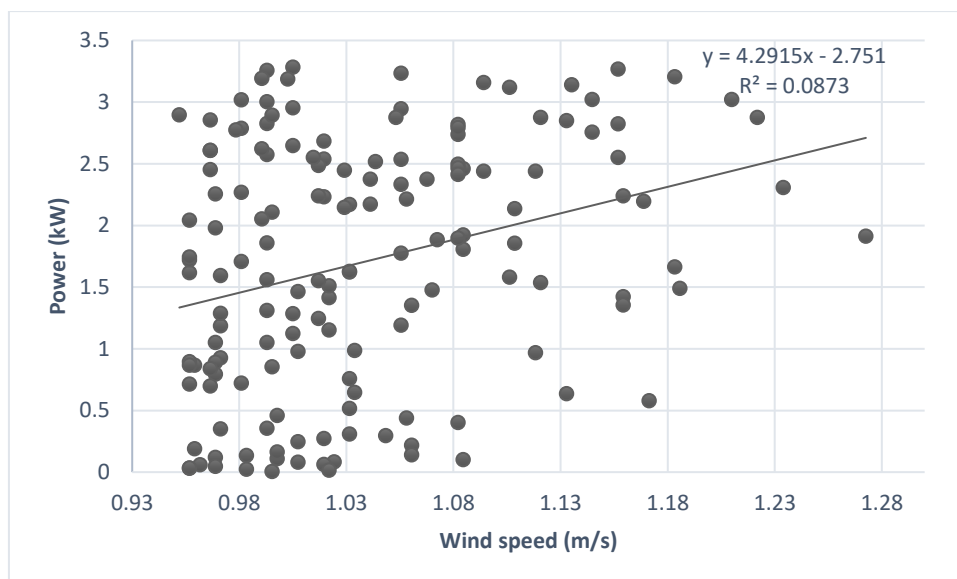
จากรูปที่ 3-15 ถึง 3-16 พบว่าข้อมูลส่วนมากไม่สัมพันธ์กัน ซึ่งแสดงว่าอุณหภูมิสภาพแวดล้อมมีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้น้อยมาก

#### 3.4.4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอัตราเร็วลมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้

ในงานวิจัยนี้ต้องการทดสอบผลของค่าอัตราเร็วลมที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ด้วย จึงใช้กราฟการกระจายตัวของข้อมูล ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3-17 ถึง 3-18



รูปที่ 3-17 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอัตราเร็วลมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือนมีนาคม 2561

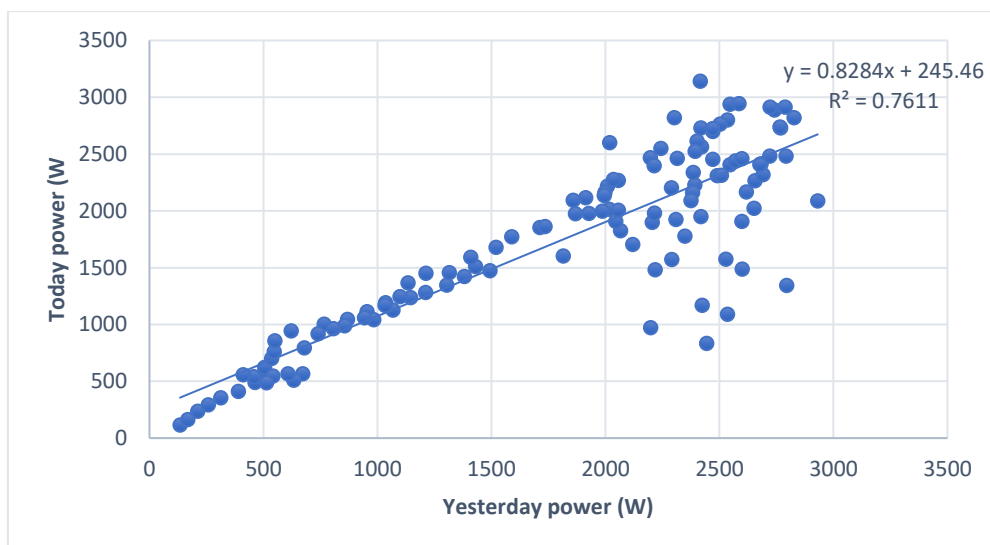


รูปที่ 3-18 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างอัตราเร็วลมกับกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ในเดือน  
เมษายน 2561

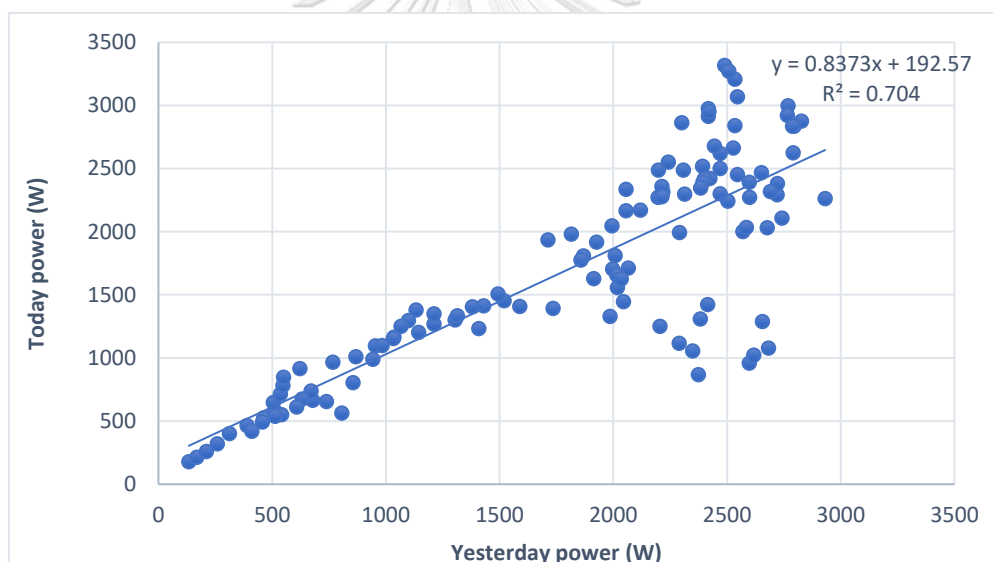
จากรูปที่ 3-17 ถึง 3-18 พบว่าข้อมูลส่วนมากไม่สัมพันธ์กัน เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยของ  
อัตราเร็วลมบริเวณที่ติดตั้งอุปกรณ์อยู่ที่ 1 m/s เท่านั้น ซึ่งตามเกณฑ์และความหมายของข้อมูล  
อุตุนิยมวิทยาจัดเป็นลมเบา ซึ่งแสดงให้เห็นว่าอัตราเร็วลมต่ำจะส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์  
แสงอาทิตย์น้อยมาก

#### 3.4.5 ความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ กับ กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในวันที่พยากรณ์

ในงานวิจัยนี้ต้องการทดสอบผลกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ กับ  
กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในวันที่พยากรณ์ จึงใช้กราฟการกระจายตัวของข้อมูล ผลที่ได้แสดง  
ดังรูปที่ 3-19 ถึง 3-20



รูปที่ 3-19 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ กับ กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในวันที่พยากรณ์ ในเดือนมีนาคม 2561



รูปที่ 3-20 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์กับ กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในวันที่พยากรณ์ ในเดือนเมษายน 2561

จากรูปที่ 3-19 ถึง 3-20 พบว่า กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ กับ กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในวันที่พยากรณ์มีความสัมพันธ์กัน จึงเหมาะสมที่จะนำค่าอุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมได้

จากการรวบรวมข้อมูลทั้งหมด สามารถสรุปได้ว่าอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ คือ

- 1) ความเข้มของแสงอาทิตย์
- 2) อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์
- 3) กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนหน้าที่จะพยากรณ์

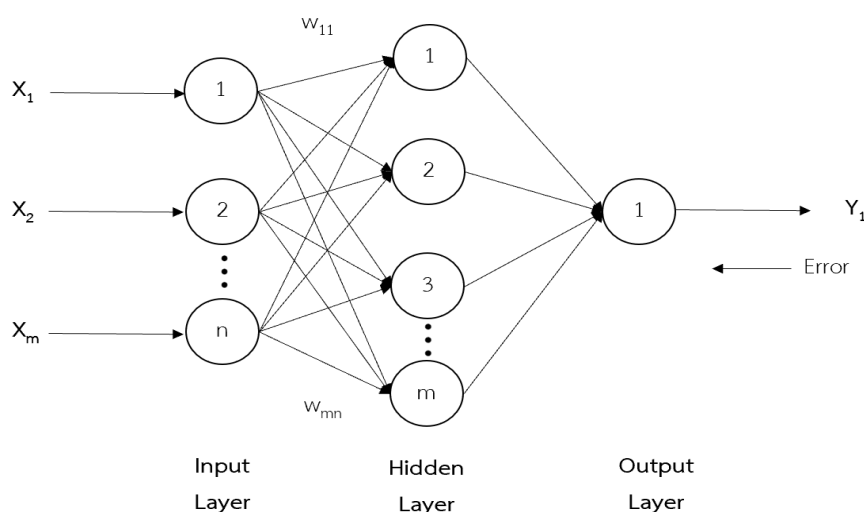
### 3.5 การสร้างและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB ในการสร้างและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

#### 3.5.1 การกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

เนื่องจากข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น ผู้วิจัยจึงเลือกโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Network) โดยรูปแบบการทำงานเป็นแบบป้อนข้อมูลไปข้างหน้า (Feed Forward) ส่วนการฝึกสอนจะใช้การฝึกสอนแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back Propagation) โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมลักษณะเช่นนี้นิยมเรียกว่าโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron Network : MLP) ดังรูปที่ 3-21 โดยโนดทุกชั้นจะเชื่อมต่อถึงกันหมด เส้นเชื่อมต่อกันจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) อยู่ด้วย ลักษณะการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนี้ จะกระทำ 2 ขั้นตอน คือ 1) แพทเทิร์นอินพุตจะถูกส่งไปยังชั้นอินพุต (Input Layer) ซึ่งในชั้นนี้จะไม่มีการคำนวณใด ๆ โดยมีชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็นชั้นที่รับข้อมูลจากชั้นอินพุตมาคำนวณ จากนั้นส่งค่าที่ได้จากการคำนวณมายังชั้นเอาต์พุต (Output Layer) จนได้คำตอบออกมา 2) เมื่อได้คำตอบออกมา จะนำไปเปรียบเทียบกับคำตอบจริง ถ้าคำตอบไม่ถูกต้องก็จะคำนวณค่าความผิดพลาดและแพร่ค่าย้อนกลับค่าความผิดพลาดไปยังเอาต์พุตและชั้นซ่อน โดยการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต เพื่อให้โครงข่ายได้คำตอบที่ใกล้เคียงกับคำตอบจริงมากที่สุด

ในงานวิจัยนี้ ใช้ชั้นอินพุตจำนวน 363 โหนด ชั้นเอาต์พุตจำนวน 121 โหนด เริ่มต้นใช้ชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น หากทำการทดลองแล้วมีความคลาดเคลื่อนมาก จะทำการเปลี่ยนชั้นซ่อนให้มากขึ้น



รูปที่ 3-21 โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron Network : MLP)

### 3.5.2 การจัดเรียงข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

อินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย 3 ประเภท ได้แก่ ความเข้มของแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ เพื่อฝึกสอนโครงข่ายให้เรียนรู้และจดจำ จึงแบ่งชุดข้อมูลเป็น 2 ชุด คือ อินพุตสำหรับฝึกสอน และเอาต์พุตสำหรับฝึกสอน ดังตารางที่ 3-2 และ 3-3

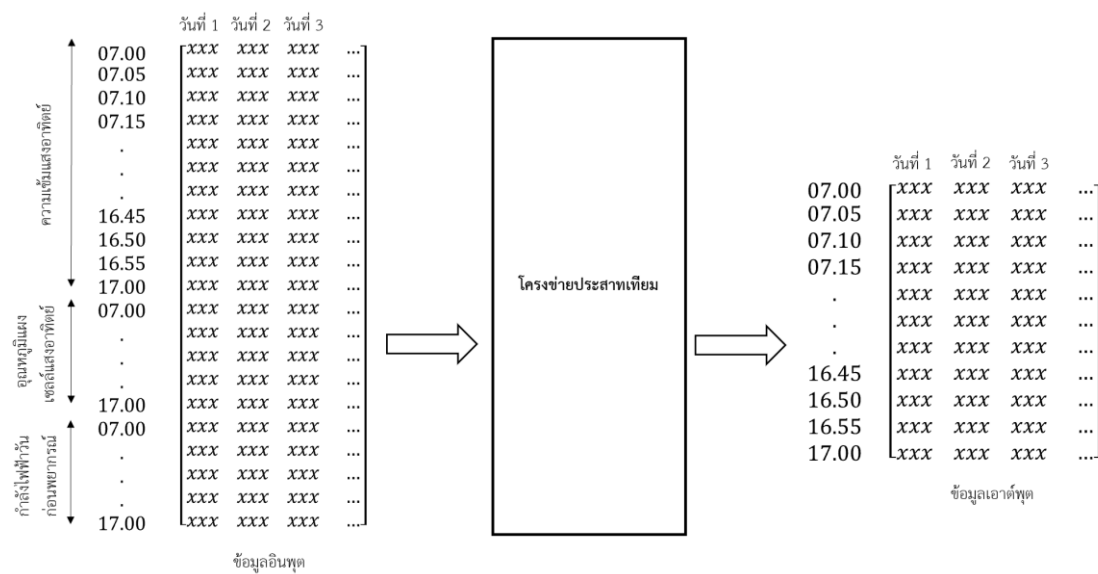
ตารางที่ 3-2 ข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

| ชุดข้อมูล | อินพุต                                     | รายละเอียด  |
|-----------|--|---|
| a         | ความเข้มของแสงอาทิตย์                      | ข้อมูลปี 2561 ตั้งแต่เวลา 07.00-17.00 น. เก็บข้อมูลทุก 5 นาที |
| b         | อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์               | ข้อมูลปี 2561 ตั้งแต่เวลา 07.00-17.00 น. เก็บข้อมูลทุก 5 นาที |
| c         | กำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ | ข้อมูลปี 2561 ตั้งแต่เวลา 07.00-17.00 น. เก็บข้อมูลทุก 5 นาที |

ตารางที่ 3-3 ข้อมูลเอาต์พุตที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

| ชุดข้อมูล | เอาต์พุต                     | รายละเอียด  |
|-----------|------------------------------|---|
| output    | กำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ | ข้อมูลปี 2561 ตั้งแต่เวลา 07.00-17.00 น. เก็บข้อมูลทุก 5 นาที |

การกำหนดอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม จะประกอบด้วย 3 ข้อมูล แบ่งออกเป็น ความเข้มของแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ เก็บข้อมูลทุก ๆ 5 นาที ตั้งแต่เวลา 07.00-17.00 น. ข้อมูลเหล่านี้ต้องจัดเรียงให้อยู่ในรูปแบบเมทริกซ์ โดยให้แต่ละข้อมูลที่ใช้พยากรณ์ในวันเดียวกันอยู่ในคอลัมน์เดียวกัน และในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจำเป็นต้องจัดข้อมูลเอาต์พุต สำหรับอินพุตหนึ่ง ๆ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมจดจำค่าดังกล่าว การจัดเรียงข้อมูลเป็นไปตามรูปที่ 3-22



รูปที่ 3-22 การจัดเรียงข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

จากรูปที่ 3-22 อินพุตจะมี 363 ข้อมูล และเอาต์พุต 121 ข้อมูล ข้อมูลที่รวบรวมมาได้ในแต่ละเดือนส่วนหนึ่งถูกนำมาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่เหลือจะไม่นำมาฝึกสอน แต่จะเก็บไว้ใช้ทดสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ ซึ่งในที่นี้จะใช้ข้อมูล 5 วันสุดท้ายของแต่ละเดือนในการทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์

### 3.5.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ย้อนกลับ มีขั้นตอนดังนี้

- 1) ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

การเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสให้กับโครงข่ายเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม โดยหนึ่งรอบการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ ป้อนค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาค่าตอบ

หรือเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ จากนั้นจะแพร่ย้อนกลับไปยังอินพุตของค่าผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมายและปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ด้วย Levenberg Marquardt Algorithm [8] ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพและรวดเร็วในการฝึกสอนสูงสุด

## 2) การทำ Pre-Processing และ Post-Processing

เนื่องจาก Transfer function ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยมากแล้วจะทำงานกับข้อมูลที่มีค่าไม่เกิน 1 ดังนั้นข้อมูลต่าง ๆ ที่นำมาใช้งานจะต้องมีการแปลงให้อยู่ในรูปดังกล่าว เรียกว่า Pre-Processing และเช่นเดียวกับข้อมูลเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีค่าไม่เกิน 1 ดังนั้นจะต้องมีการแปลงค่ากลับ ซึ่งเรียกว่า Post-Processing โดยในงานวิจัยได้ใช้การทำ Pre-Processing และ Post-Processing แบบ Min-Max กล่าวคือข้อมูลที่มีค่ามากที่สุดจะถูกแปลงให้มีค่าเท่ากับ 1 และข้อมูลที่มีค่าน้อยที่สุดจะถูกแปลงให้มีค่าเท่ากับ 0 ส่วนข้อมูลอื่น ๆ ใช้สมการเชิงเส้นที่สร้างจากค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดในการแปลงค่า ดังสมการที่ (8)

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

โดยที่  $y$  คือ ข้อมูลที่ผ่านการแปลงค่าแล้ว

$x$  คือ ข้อมูลที่ยังไม่ได้แปลงค่า

$x_{\min}$  คือ ค่าต่ำสุดที่ยังไม่ได้แปลงค่า

$x_{\max}$  คือ ค่าสูงสุดที่ยังไม่ได้แปลงค่า

และในการแปลงค่ากลับ ก็ใช้สมการที่ (8) เช่นกัน ซึ่งใน MATLAB ได้มีคำสั่งที่ใช้ในการแปลงค่า Pre-Processing คือ “mapminmax” ซึ่งใช้งานดังนี้

$$[y,ps] = \text{mapminmax}(x,ymin,ymax)$$

และในการแปลงค่ากลับ หรือ Post-Processing มีคำสั่งดังนี้

$$x = \text{mapminmax}('reverse',y,ps)$$



### 3) จำนวนโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

จุดที่มีผลต่อโครงข่ายประสาทเทียมอีกจุดหนึ่ง คือจำนวนโนดในชั้นซ่อน ที่มีผลต่อเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน ถ้าจำนวนโนดมาก เวลาในการฝึกสอนก็จะนานตามไปด้วย และจำนวนโนดที่มากในชั้นซ่อนไม่ได้เป็นตัวบ่งบอกว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะได้ประสิทธิภาพที่ดี งานวิจัยนี้ได้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ เริ่มต้นที่ชั้นซ่อน 1 ชั้น ไปจนถึง 2 ชั้น จำนวนโนดในชั้นซ่อน คือ 1 โนด ไปจนถึง 10 โนด เพื่อหาจำนวนโนดในชั้นซ่อนที่ดีที่สุดที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากที่สุด

### 4) เงื่อนไขของการสิ้นสุดการฝึกสอน

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและกระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm นั้น มีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการสอนดังนี้

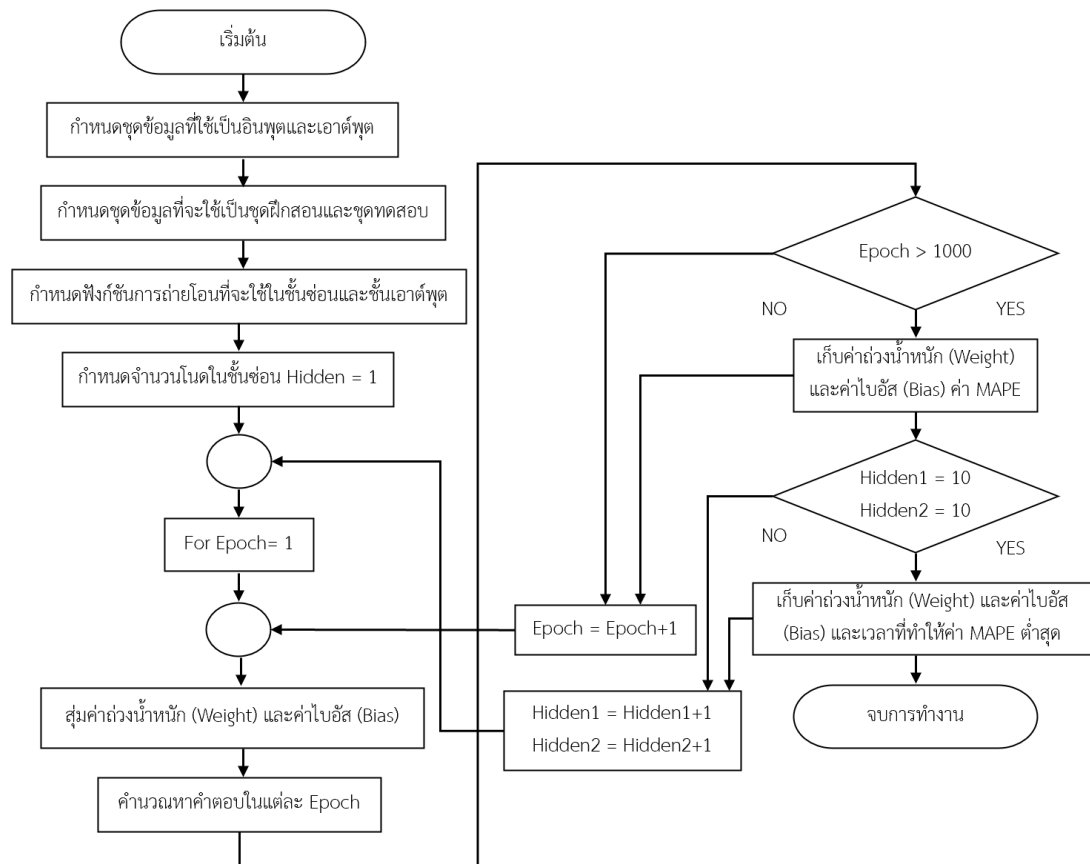
- Gradient Factor เป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่ใช้ในการพิจารณาถึงการสิ้นสุดของการฝึกสอน ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบ ค่า Gradient Factor จะเปลี่ยนแปลงไปขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น โดยการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อ Gradient Factor มีค่าน้อยกว่า 0
- ค่า  $\mu$  Factor เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสให้เข้าหาคำตอบ ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้นหากค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า  $\mu$  Factor ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มลดลง จากนั้นค่าจะถูกปรับให้ลดลงเรื่อย ๆ และมีการปรับเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ อีกครั้ง และการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่า  $\mu$  Factor หรือค่า Gradient Factor มีค่ามากกว่าที่กำหนดไว้

### 3.5.4 ขั้นตอนการทดสอบข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น ซึ่งมีขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น โดยการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชุดคำสั่งที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มี 2 ชั้นซ่อน ทำให้การเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้นและชั้นเอาต์พุตเพิ่มขึ้น โดยเลือกจากฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Pure Linear, Tan-sigmoid, Log-sigmoid และ Radial basis และทำการเปรียบเทียบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยดูจากค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มี 2 ชั้นซ่อน มีขั้นตอนดังนี้

- 1) กำหนดข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุตและเอาต์พุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม
- 2) กำหนดชุดข้อมูลที่ใช้เป็นชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ
- 3) เลือกฟังก์ชันการถ่ายโอนที่จะใช้ในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต
- 4) กำหนดจำนวนโนดในชั้นซ่อนที่ 1 เริ่มต้นที่ 1 โนด ไปจนถึง 10 โนด และจำนวนโนดในชั้นซ่อนที่ 2 เริ่มต้นที่ 1 โนด ไปจนถึง 10 โนด
- 5) กำหนดจำนวนรอบของการฝึกสอน โดยให้แต่ละโครงสร้างทำการฝึกสอนจำนวน 10 รอบต่อโครงสร้าง และแต่ละรอบทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสทั้งหมด 1,000 ครั้ง (Epoch) ประมวลผลโปรแกรมและเก็บบันทึกค่าต่าง ๆ ดังนี้
  - ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบโดยบันทึกค่าเฉลี่ยที่ได้ในแต่ละฟังก์ชันถ่ายโอน
  - เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้าง
  - จำนวนโนดในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ของโครงสร้างที่ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของชุดทดสอบต่ำที่สุด
- 6) เปลี่ยนฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมแล้วทำซ้ำข้อ 4) และ 5)
- 7) ทำการเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนให้ครบทุกแบบ ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ สามารถเขียนแผนผังการกำหนดและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนข้อมูลไปข้างหน้า ดังรูปที่ 3-23



รูปที่ 3-23 แผนผังการกำหนดและฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนข้อมูลไปข้างหน้า

### 3.5.5 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม เป็นกระบวนการที่จะให้โครงข่ายประสาทเทียม รู้จักข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต โดยมีอัลกอริทึมที่ช่วยในการฝึกสอนได้รวดเร็ว โดยใช้วิธีการแพร่ค่าย้อนกลับ ซึ่งจะต้องมีค่าเอาต์พุตเป้าหมาย (Target output) เพื่อใช้เป็นค่าอ้างอิงสำหรับเอาต์พุตที่ได้จากการฝึกสอน คำสั่งที่ใช้สำหรับสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนข้อมูลไปข้างหน้าใน MATLAB เป็นดังนี้

$$\text{net} = \text{newff}(P,T,S,TF,BTF)$$

- net คือ ชื่อของโครงข่ายประสาทเทียม
- P คือ เมทริกซ์อินพุต
- T คือ เมทริกซ์เอาต์พุต
- S คือ จำนวนโนดของแต่ละชั้นซ่อน

- TF คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ของชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต ซึ่งในงานวิจัยนี้จะศึกษาผลของการใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ ต่อความแม่นยำในการพยากรณ์
- BTF คือ ฟังก์ชันในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ค่าตั้งต้นของ MATLAB คือ Trainlm (Levenberg Marquardt Algorithm)

โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างในงานวิจัยนี้จะมี 2 ชั้นซ่อน และ 121 โหนด ในชั้นเอาต์พุต เมื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแล้วจะมีตัวแปรที่เป็น Network ตามที่ตั้งชื่อไว้ปรากฏอยู่บน Work Space ของ MATLAB ขั้นตอนต่อไปคือการนำข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตมาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมคือการปรับค่า Weight และ Bias เพื่อให้มีเอาต์พุตตามที่ต้องการต่ออินพุตหนึ่ง ๆ ซึ่งคำสั่งที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม คือ

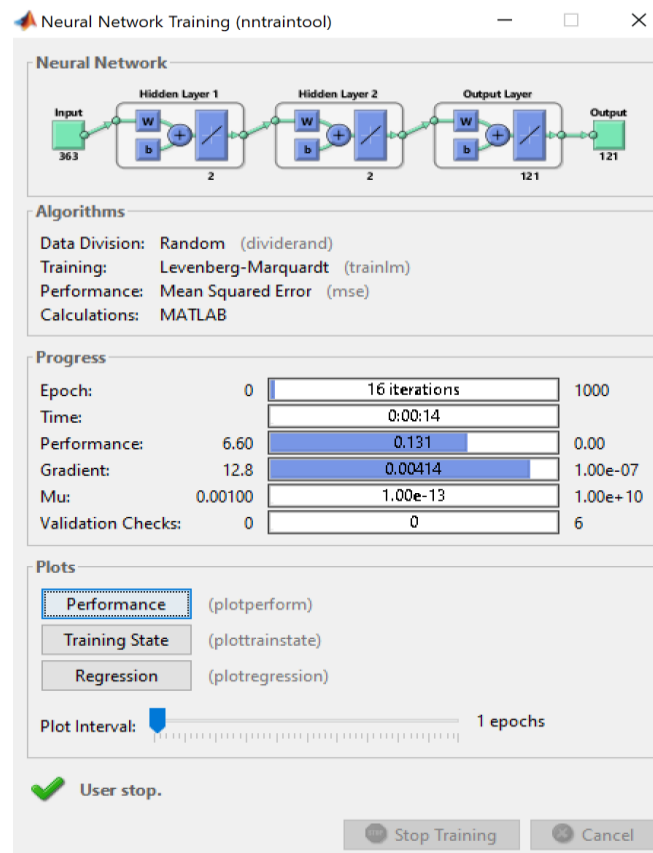
$$\text{net} = \text{train}(\text{net}, \text{P}, \text{T})$$

net คือ ชื่อ

P คือ เมทริกซ์อินพุต

T คือ เมทริกซ์เอาต์พุต

เมื่อใช้คำสั่ง train MATLAB จะปรับค่า Weight และ Bias ของโครงข่ายประสาทเทียมอัตโนมัติ ซึ่งการทำงานจะเป็นการวนรอบ ในงานวิจัยนี้ใช้จำนวน 1000 รอบ เท่ากับค่าตั้งต้นใน MATLAB ดังรูปที่ 3-24



รูปที่ 3-24 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใน MATLAB

อธิบายส่วนต่าง ๆ ได้ดังนี้

- 1) Neural Network ในส่วนนี้จะแสดงถึงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน โดยจะแสดงถึงฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้นด้วย
- 2) Algorithms จะเกี่ยวข้องกับสามส่วน คือ
  - Data division คือ การแบ่งข้อมูลในฝึกสอน ทดสอบ และตรวจความใช้ได้ (Validation)
  - Training คือ แนวทางในการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส เพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ความผิดพลาดและสามารถปรับตัวตามข้อมูลฝึกสอนได้
  - Performance คือ ตัวชี้วัดของโครงข่ายขณะฝึกสอน ในที่นี้ใช้ MSE เพราะจะทำให้ความผิดพลาดให้มีค่ากำลังสอง เพื่อที่จะแยกแยะความสามารถโครงข่ายได้ดียิ่งขึ้น
- 3) Progress จะแสดงสถานะปัจจุบันของโครงข่าย โดยมีส่วนน่าสนใจ ดังนี้
  - Epoch คือ จำนวนในการฝึกสอนสูงสุด ถ้าเกินค่านี้จะหยุดฝึกสอน
  - Time คือ เวลาทั้งหมดตั้งแต่เริ่มฝึกสอน ใช้ในกรณีที่โครงข่ายใช้เวลาฝึกสอนนาน

- Performance คือ ตัวชี้วัดความสามารถของโครงข่ายในการประมาณค่าฟังก์ชัน
- Gradient คือ ค่าความผิดพลาดในการหาคำตอบ

#### 4) Plot

- Performance คือ การพล็อตค่า MSE ของการฝึกสอน การทดสอบ และความใช้ได้ (Validation) โดยกราฟที่ดีควรมีค่า MSE ขณะฝึกสอน ขณะทดสอบ ขณะ Validation ใกล้เคียงกัน ซึ่งจะแสดงถึงความเป็น Generalization หรือไม่เกิดการ Over-fitting
- Training state คือ การพล็อตค่า Gradient ค่า Mu และค่า Value fail อธิบายได้ดังนี้

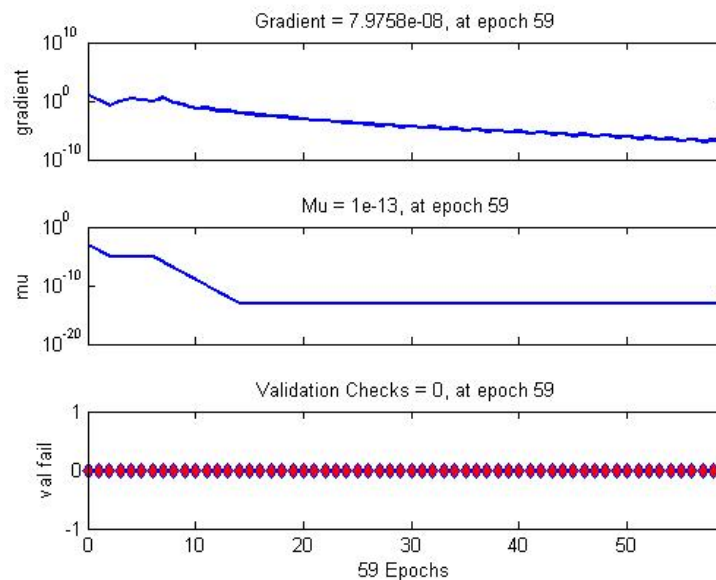
o Gradient จะหมายถึงความชันของ Error Surface ขณะฝึกสอน ประโยชน์ของพารามิเตอร์ตัวนี้คือ ใช้วัดระดับความชันของความผิดพลาด

o Mu ประโยชน์ของพารามิเตอร์ตัวนี้คือการป้องกันการเกิด Over-fitting

o Value fail จะหมายถึง จำนวนครั้งของความผิดพลาดที่เพิ่มขึ้นของข้อมูลชุด

ประโยชน์ของพารามิเตอร์ตัวนี้คือการป้องกันการเกิด Over-fitting ดังแสดงในรูปที่

3-25



รูปที่ 3-25 กราฟสถานะของค่า Gradient , Mu , Value fail ขณะฝึกสอน

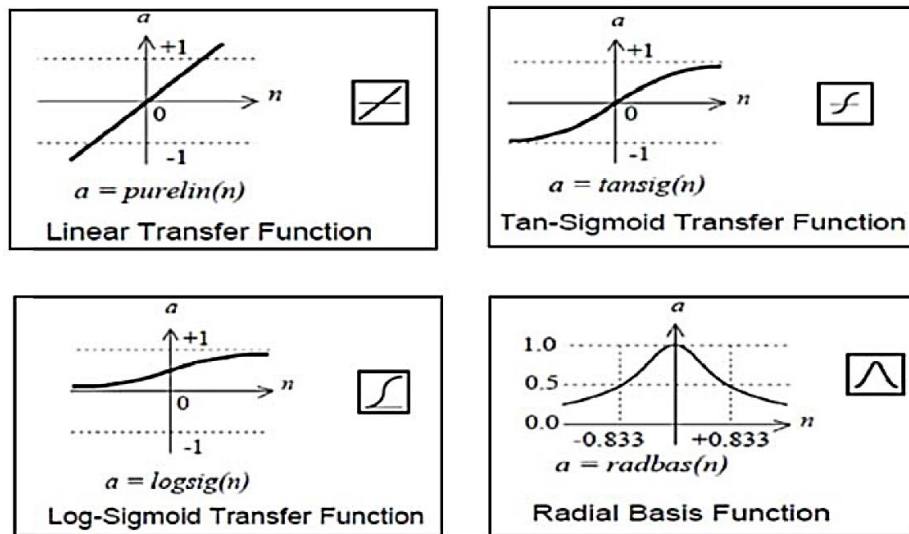
- Regression คือ การพล็อตข้อมูลเปรียบเทียบระหว่างค่าจริง (Actual value) และค่าทำนายจากโครงข่าย (Forecasting value) ของข้อมูล โดยกราฟจะแสดงค่า Correlation ซึ่งถ้ามีค่าเข้าใกล้ +1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์ทาง

เดียวกันอย่างมีนัยสำคัญ เข้าใกล้ -1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์ทิศทางตรงข้ามกัน  
อย่างมีนัยสำคัญ ถ้าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์กัน

ในงานวิจัยนี้ ยังได้ศึกษาผลของฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยได้ศึกษาฟังก์ชันถ่ายโอน 4 ชนิด คือ Pure Linear, Tan-sigmoid, Log-sigmoid และ Radial basis ดังรูปที่ 3-26 รวมถึงการจัดวางในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถแบ่งได้ 16 แบบ ดังตารางที่ 3-4 โดยผลการทดลองทั้ง 16 แบบได้นำเสนอไว้ในบทที่ 4

ตารางที่ 3-4 ฟังก์ชันถ่ายโอนในโครงข่ายประสาทเทียมที่ศึกษาเปรียบเทียบ

| รูปแบบที่ | ฟังก์ชันในชั้นซ่อน 1 | ฟังก์ชันในชั้นซ่อน 2 |
|-----------|----------------------|----------------------|
| 1         | Pure linear          | Pure linear          |
| 2         | Pure linear          | Tan-sigmoid          |
| 3         | Pure linear          | Log-sigmoid          |
| 4         | Pure linear          | Radial basis         |
| 5         | Tan-sigmoid          | Pure linear          |
| 6         | Tan-sigmoid          | Tan-sigmoid          |
| 7         | Tan-sigmoid          | Log-sigmoid          |
| 8         | Tan-sigmoid          | Radial basis         |
| 9         | Log-sigmoid          | Pure linear          |
| 10        | Log-sigmoid          | Tan-sigmoid          |
| 11        | Log-sigmoid          | Log-sigmoid          |
| 12        | Log-sigmoid          | Radial basis         |
| 13        | Radial basis         | Pure linear          |
| 14        | Radial basis         | Tan-sigmoid          |
| 15        | Radial basis         | Log-sigmoid          |
| 16        | Radial basis         | Radial basis         |



รูปที่ 3-26 ฟังก์ชันถ่ายโอนทั้ง 4 แบบที่ใช้ในการทดลอง





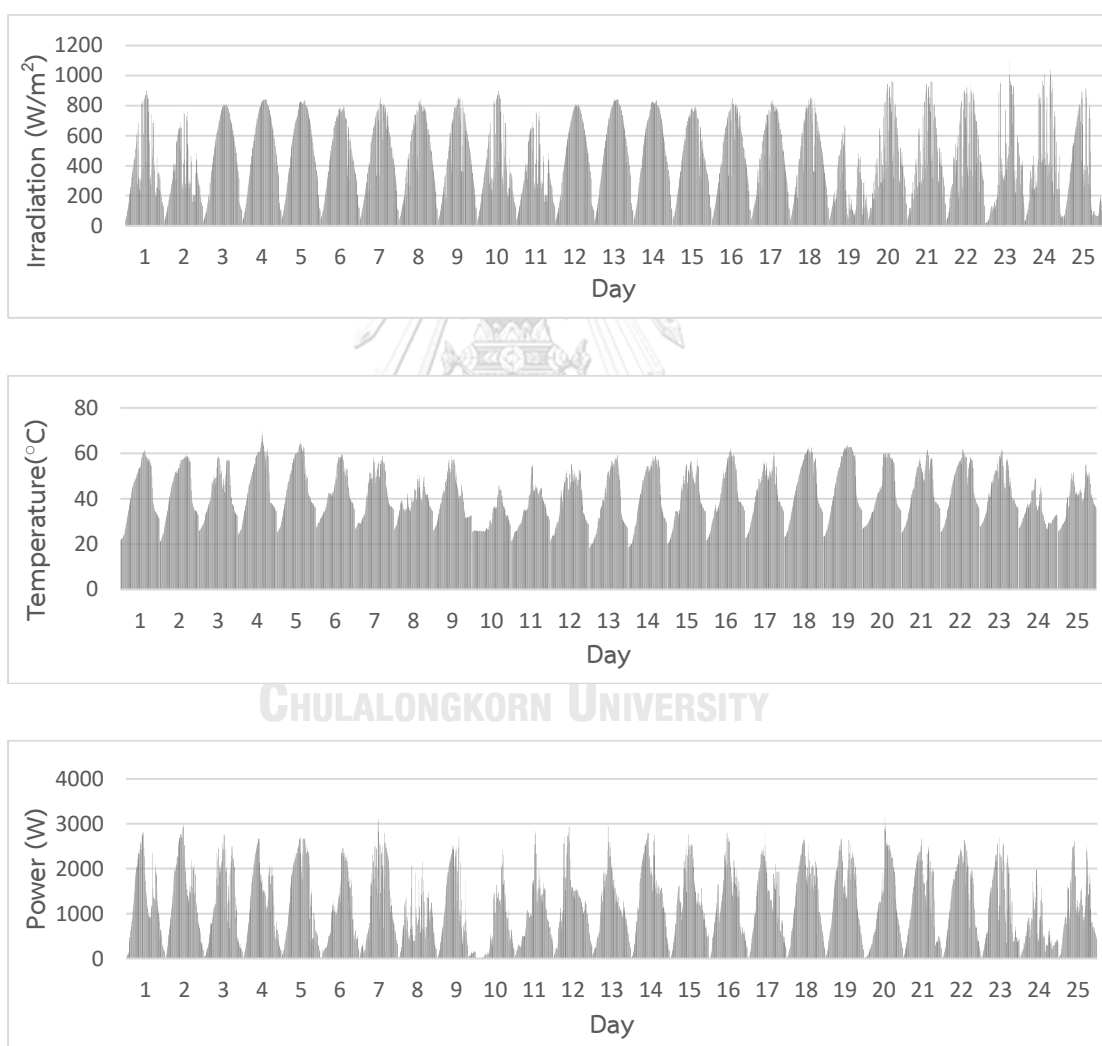
## บทที่ 4

### ผลการทดลอง

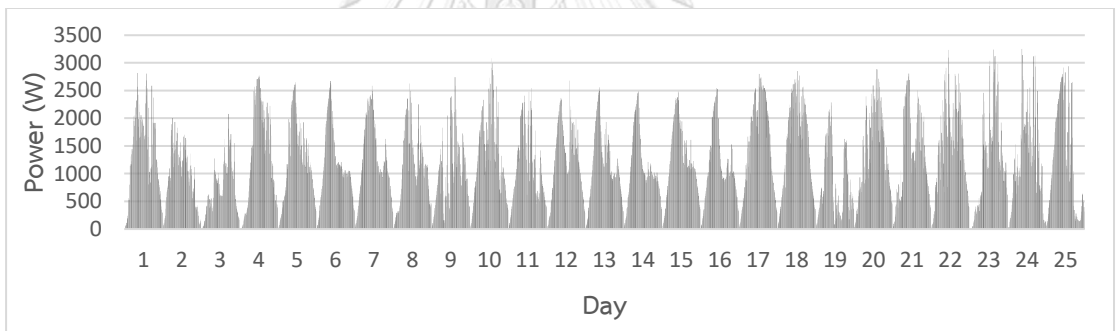
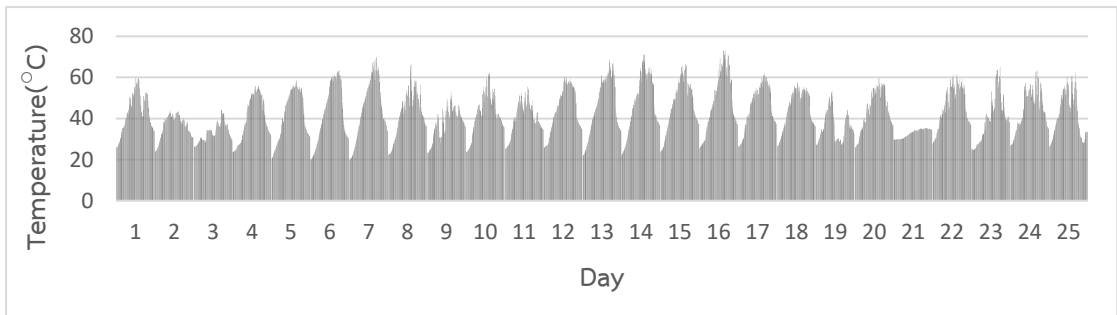
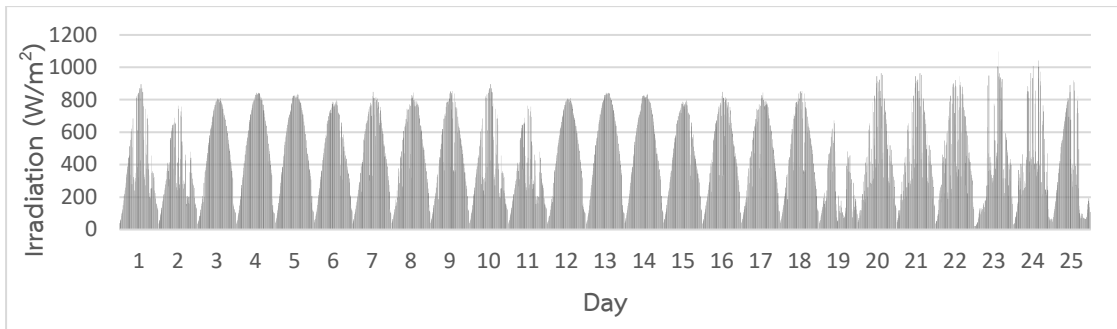
#### 4.1 ผลการทดลอง

##### 4.1.1 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์

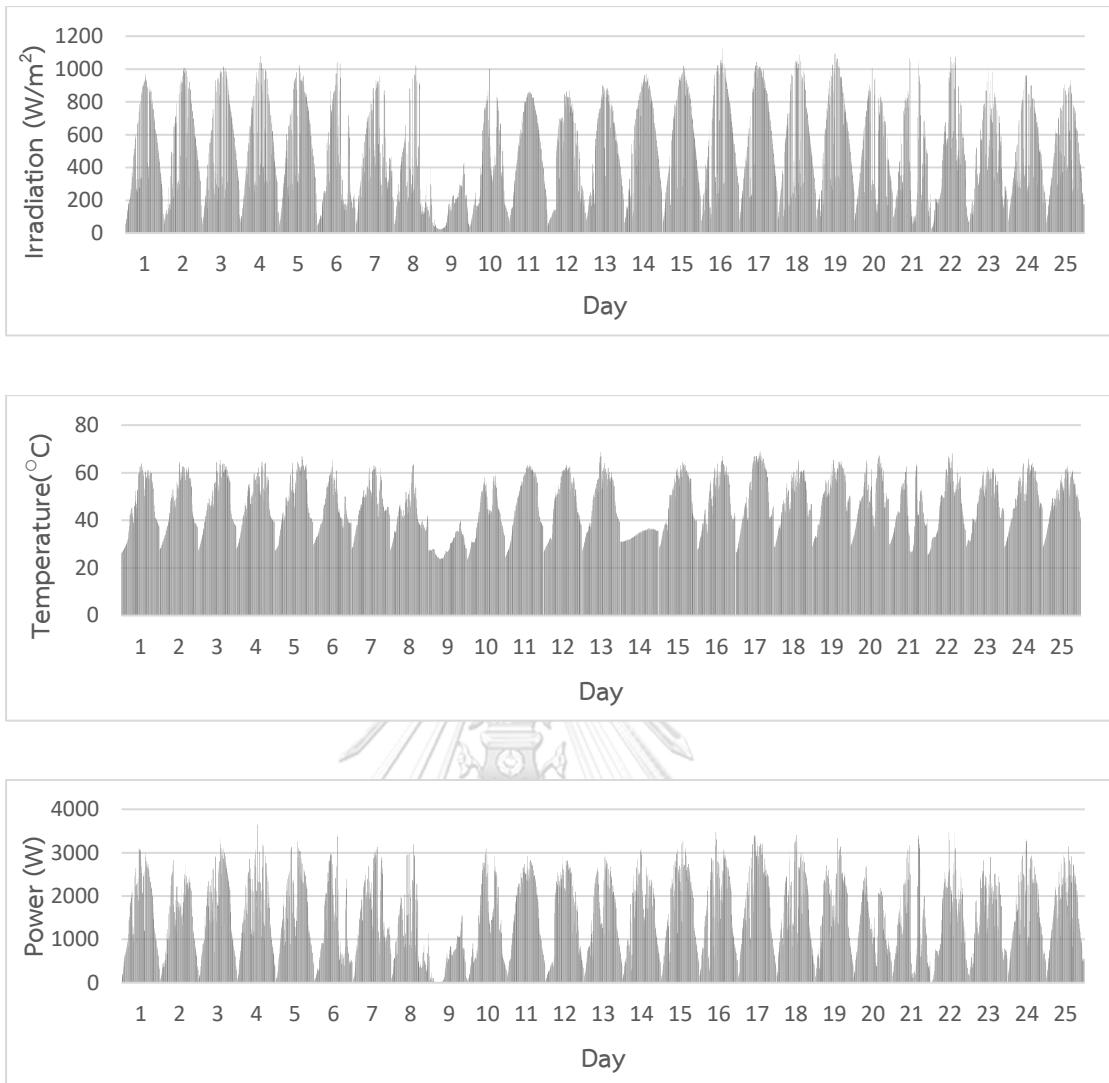
ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ได้แก่ ความเข้มแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผง และกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ จำนวน 25 วันแรกของแต่ละเดือน (วันที่ใช้ฝีกสอนโครงข่ายประสาทเทียม) แสดงดังรูป 4-1 ถึง 4-12 และเปรียบเทียบค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด และค่าเฉลี่ย ดังตารางที่ 4-1



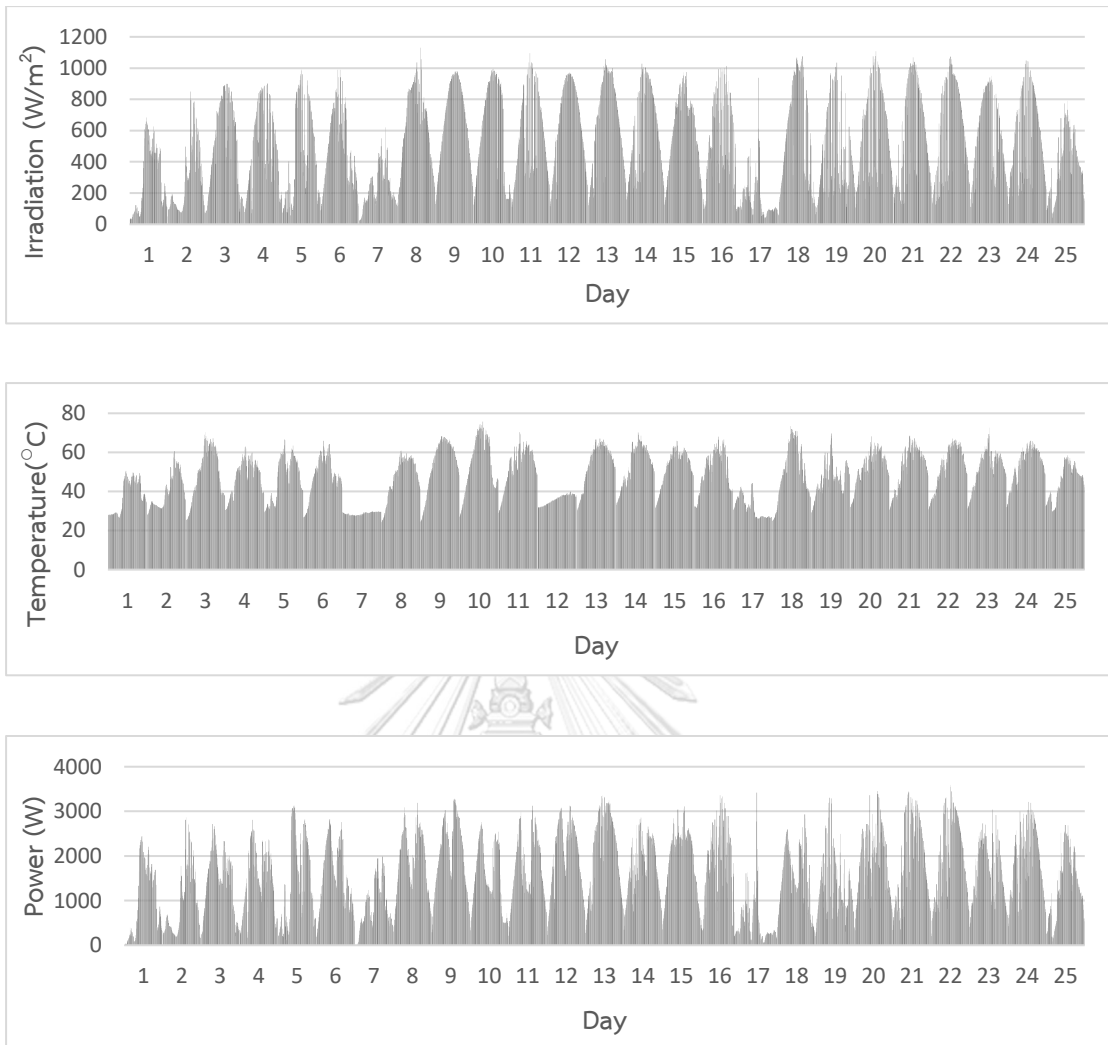
รูปที่ 4-1 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนมกราคม



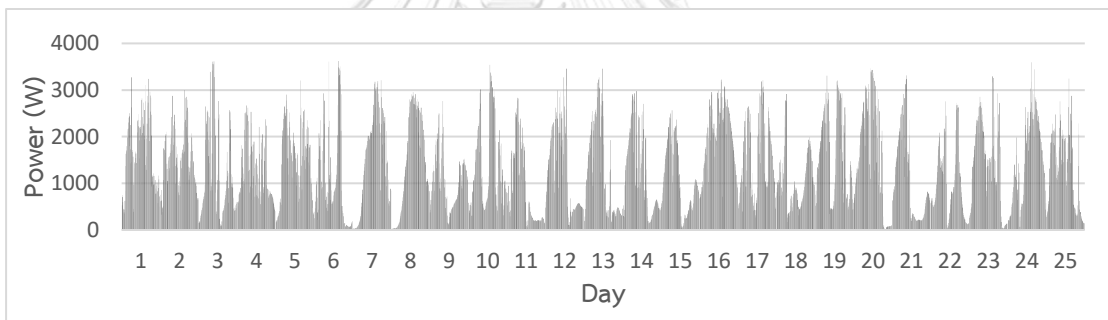
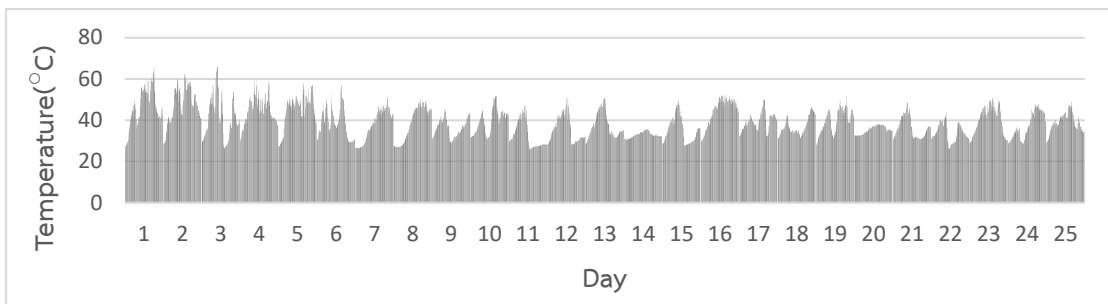
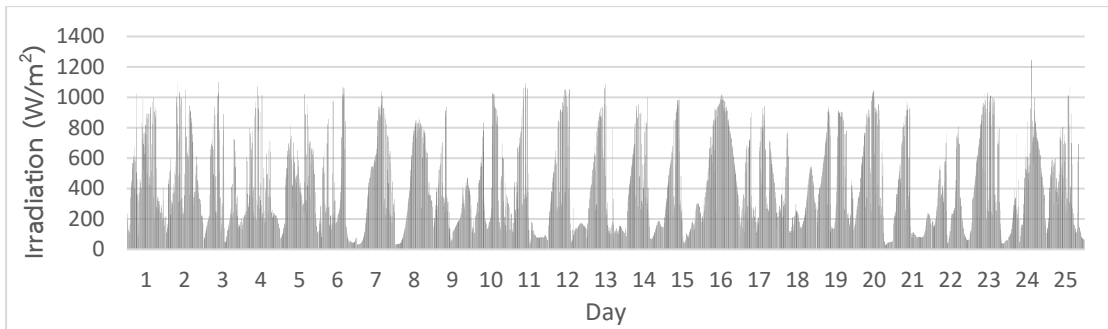
รูปที่ 4-2 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน  
กุมภาพันธ์



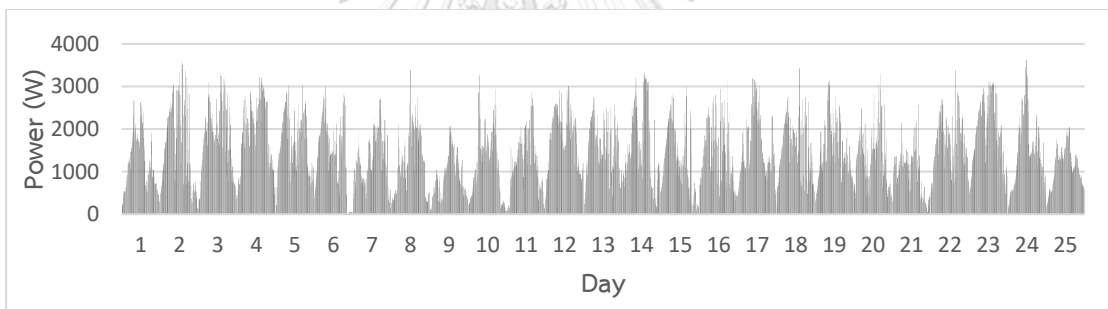
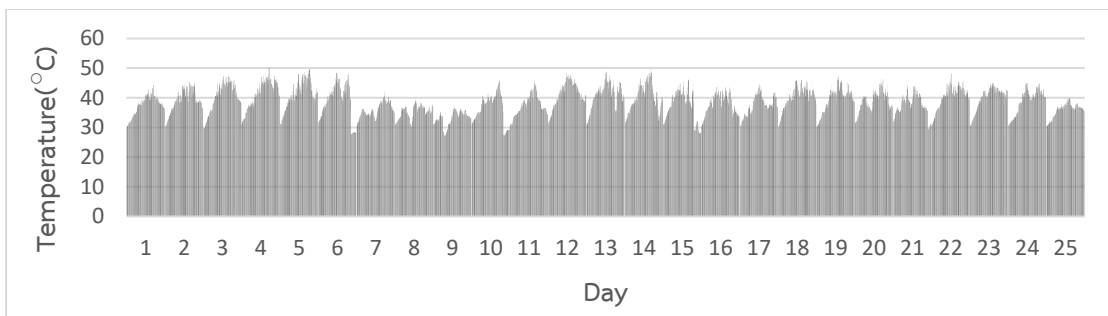
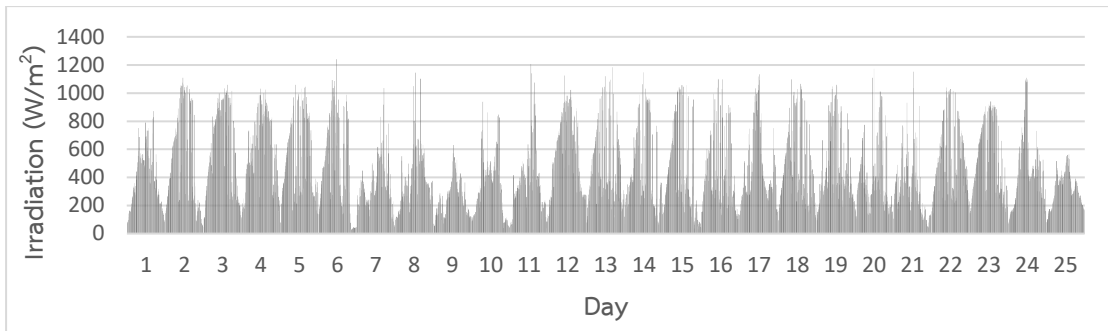
รูปที่ 4-3 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน มีนาคม



รูปที่ 4-4 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน  
 พฤษภาคม 2561

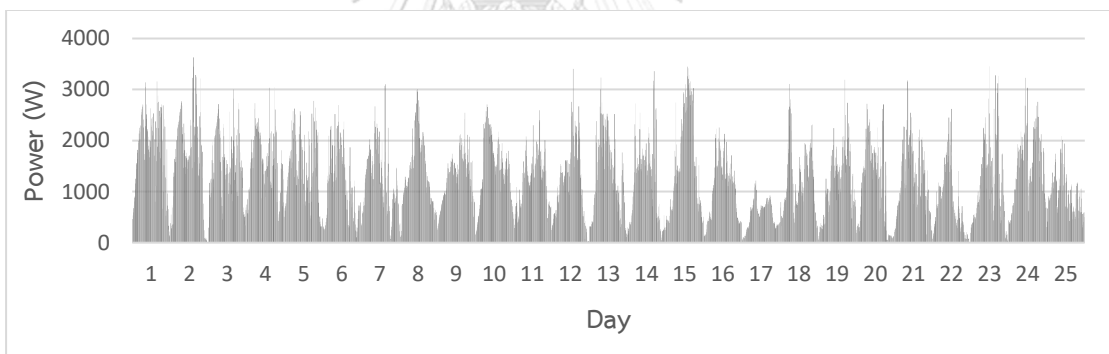
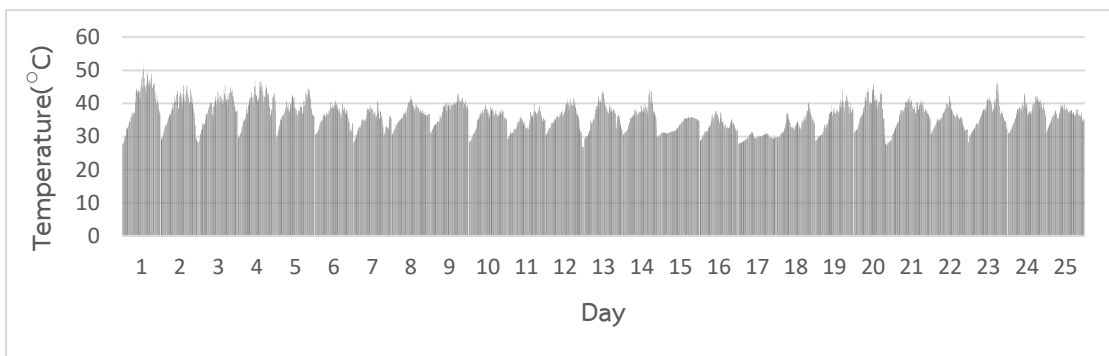
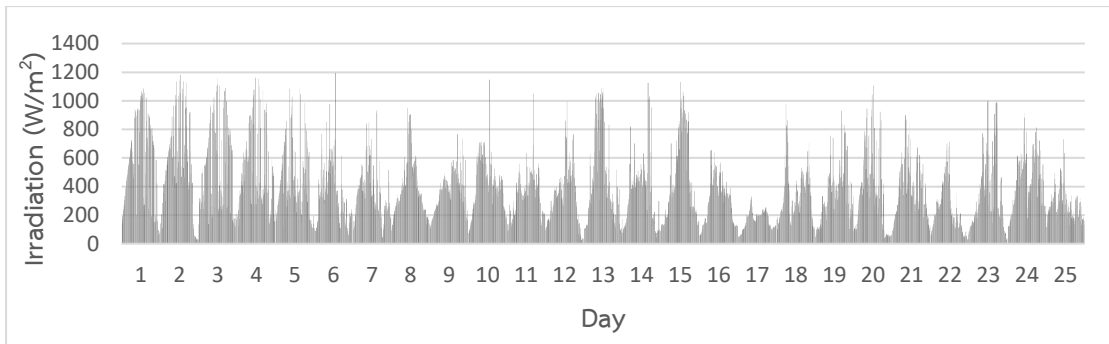


รูปที่ 4-5 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน พฤษภาคม 2561

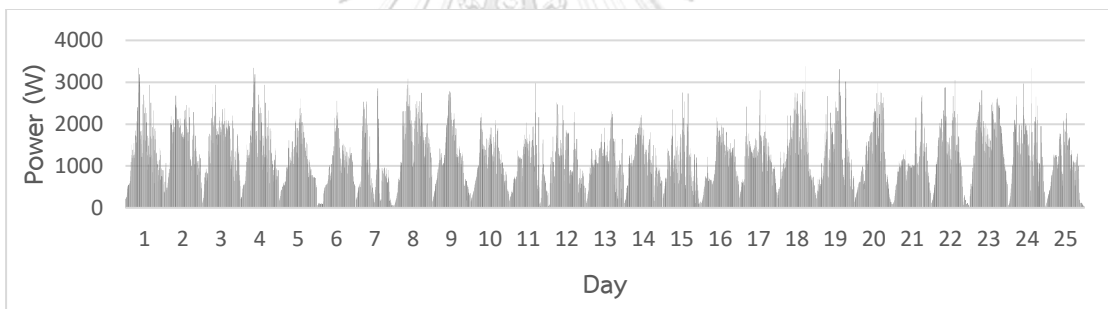
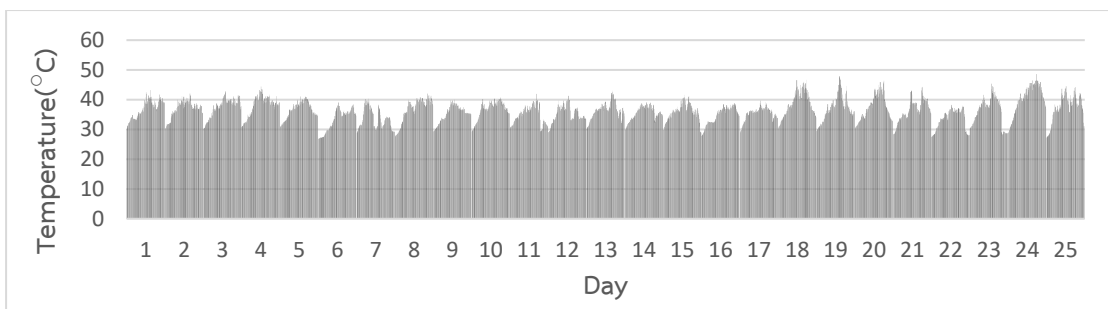
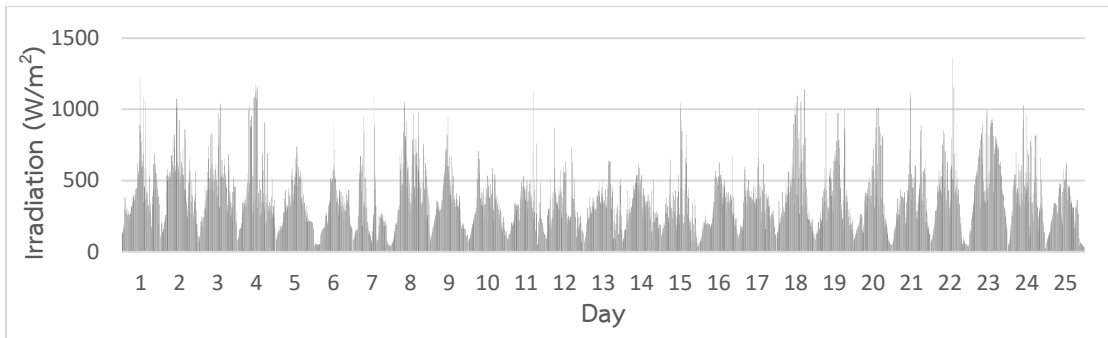


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 4-6 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน มิถุนายน 2561



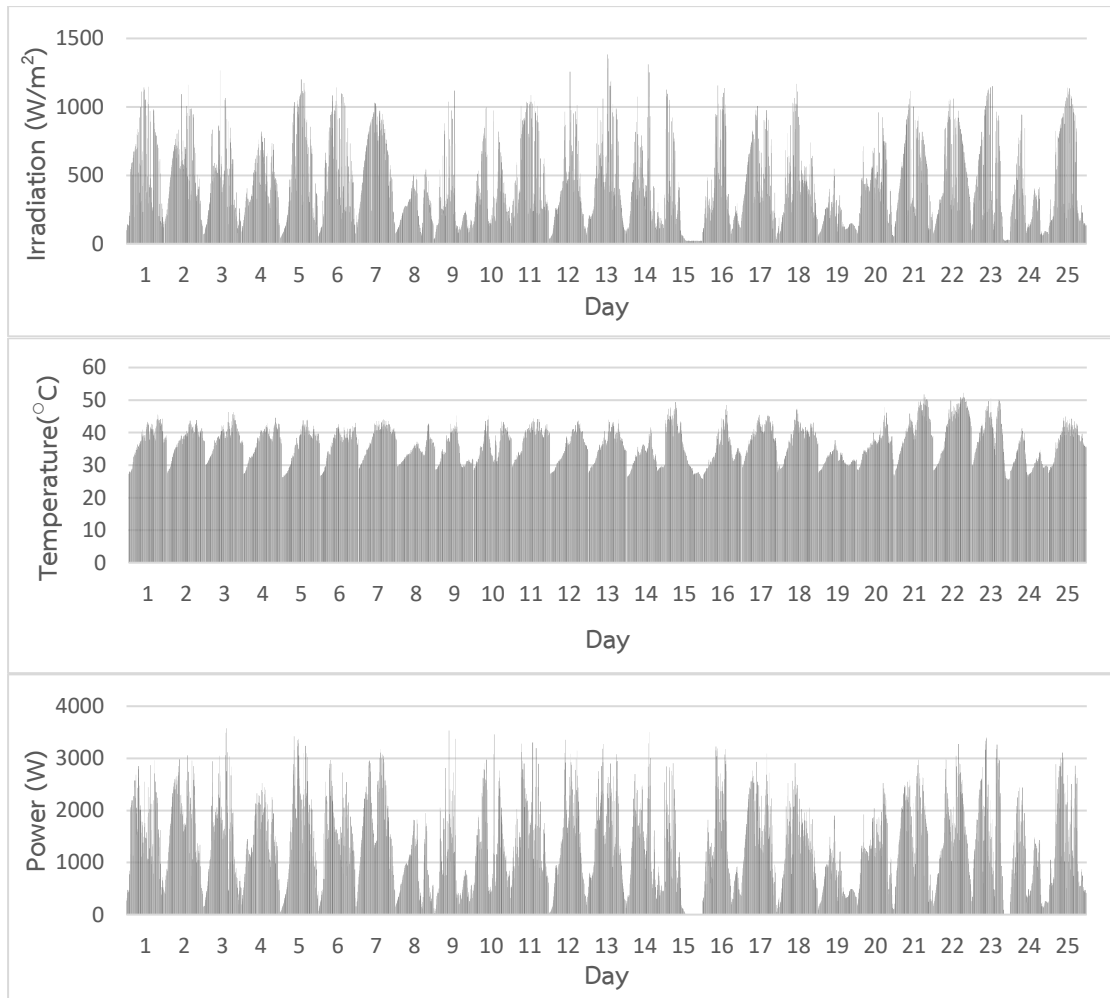
รูปที่ 4-7 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน  
กรกฎาคม 2561



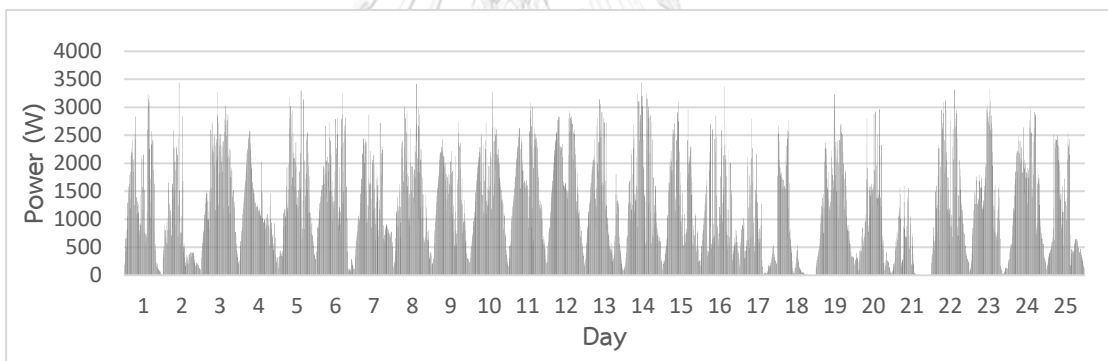
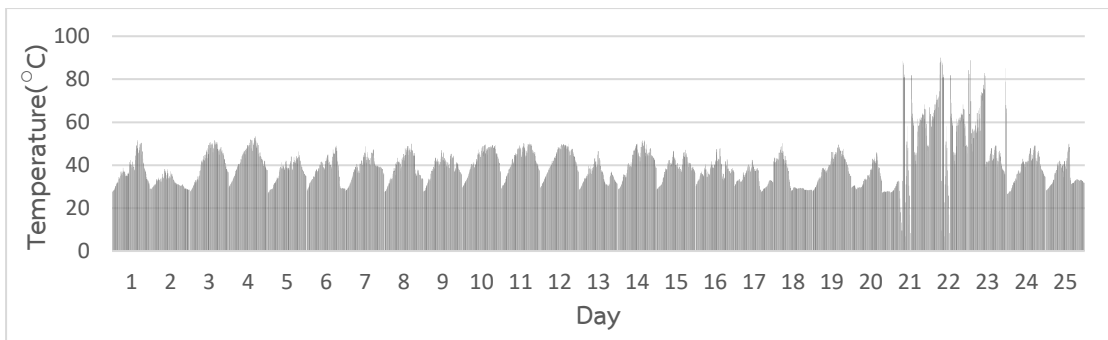
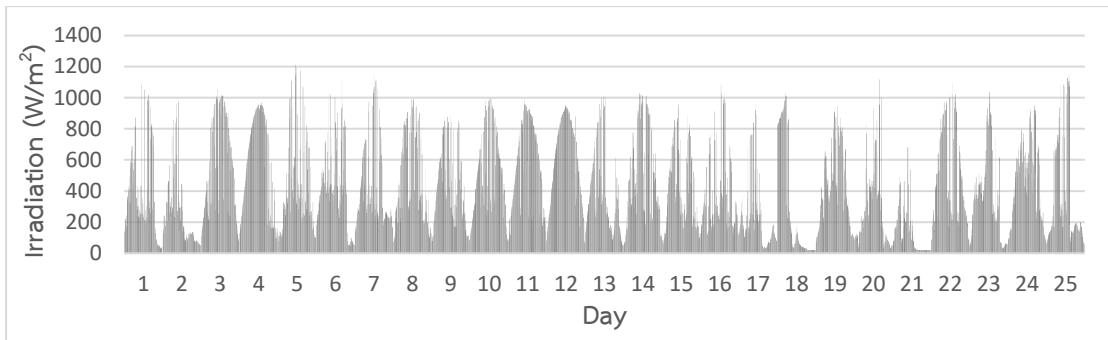
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 4-8 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนสิงหาคม 2561





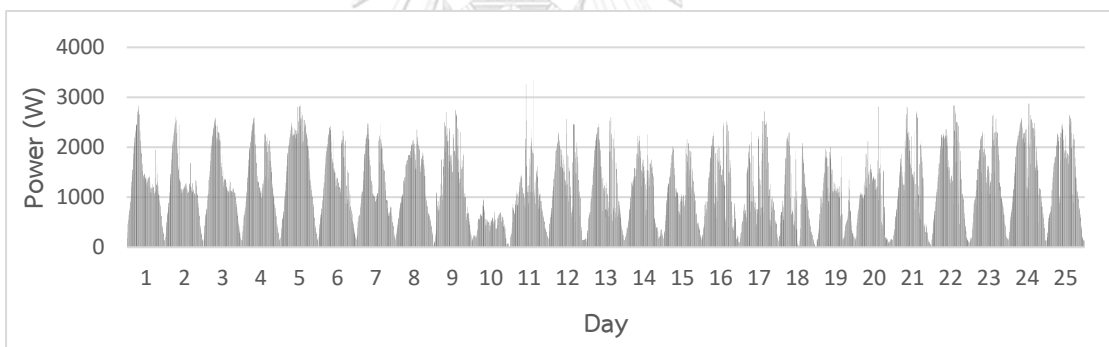
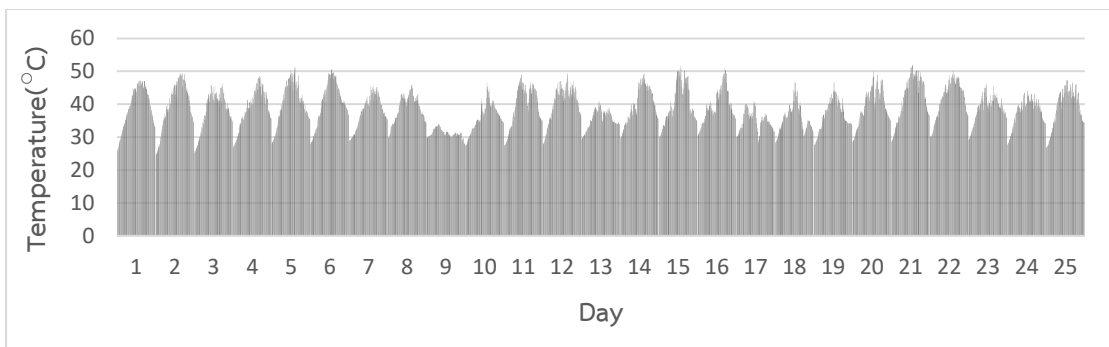
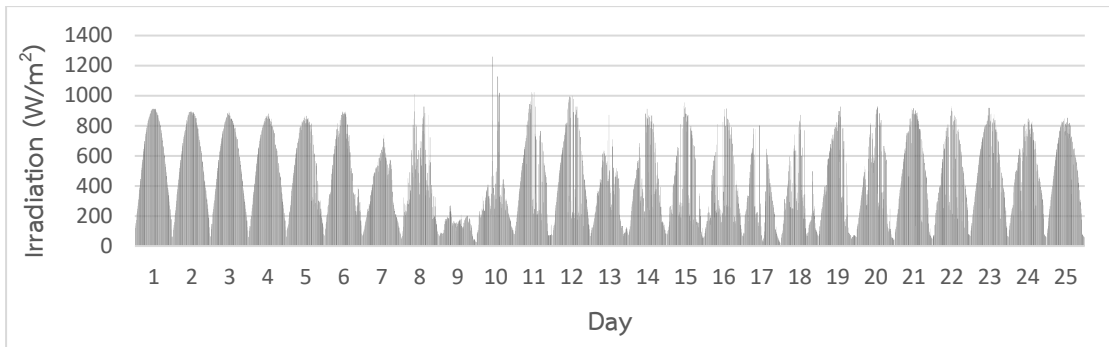
รูปที่ 4-9 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน  
กันยายน 2561



CHULALONGKORN UNIVERSITY

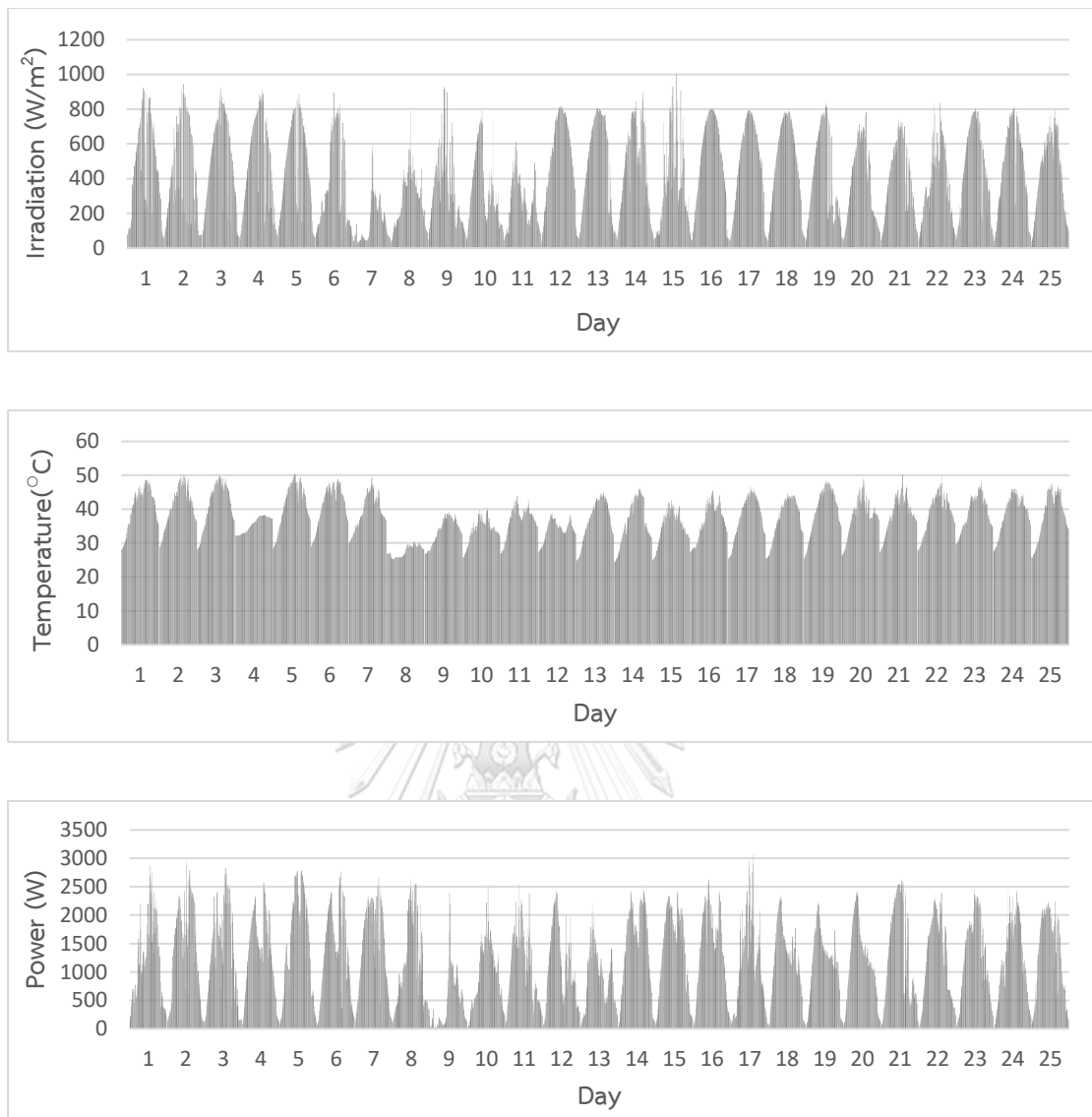
**รูปที่ 4-10** ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน ตุลาคม 2561

หมายเหตุ วันที่ 21-23 ตุลาคม อุปกรณ์วัดอุณหภูมิแผงวัดได้คลาดเคลื่อน ไม่ได้นำมาใช้เป็นอินพุต



CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 4-11 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือนพฤศจิกายน 2561

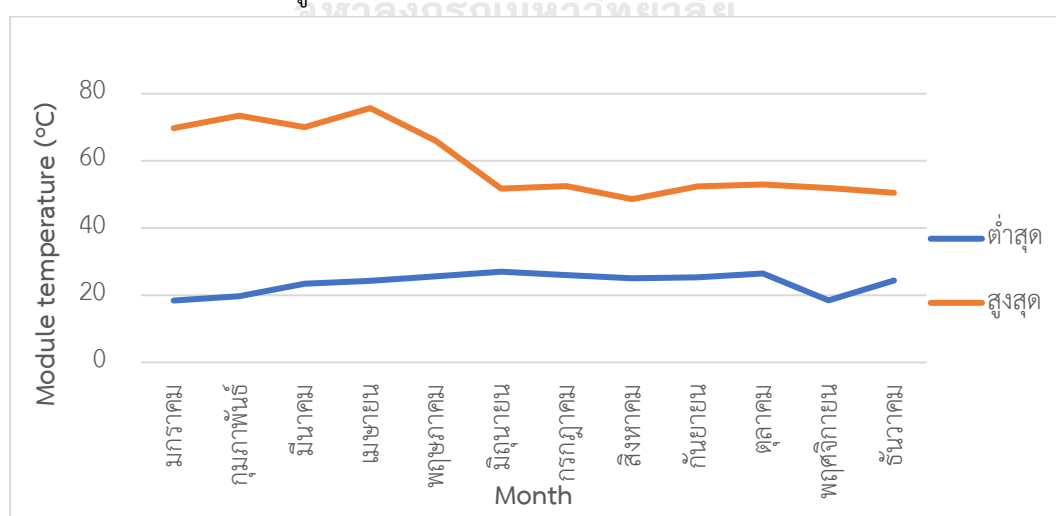


รูปที่ 4-12 ผลของการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เดือน ธันวาคม 2561

ตารางที่ 4-1 ผลการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์

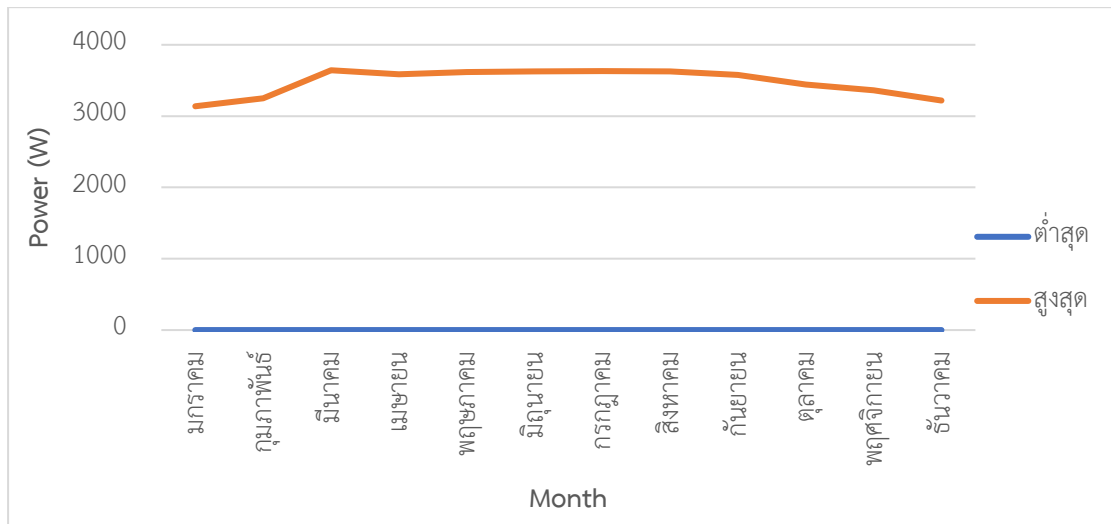
| เดือน      | ความเข้มแสงอาทิตย์<br>(W/m <sup>2</sup> ) |        | อุณหภูมิบนแผง<br>(°C) |        | กำลังไฟฟ้า<br>(W) |        |
|------------|---|--------|-----------------------|--------|-------------------|--------|
|            | ต่ำสุด                                    | สูงสุด | ต่ำสุด                | สูงสุด | ต่ำสุด            | สูงสุด |
| มกราคม     | 21  | 1096   | 18.4                  | 69.7   | 0                 | 3138   |
| กุมภาพันธ์ | 21  | 1101   | 19.7                  | 73.5   | 0                 | 3252   |
| มีนาคม     | 22  | 1152   | 23.4                  | 70     | 0                 | 3643   |
| เมษายน     | 22  | 1170   | 24.3                  | 75.7   | 0                 | 3588   |
| พฤษภาคม    | 20  | 1245   | 25.6                  | 66     | 0                 | 3620   |
| มิถุนายน   | 26  | 1241   | 27                    | 51.7   | 0                 | 3628   |
| กรกฎาคม    | 24  | 1222   | 26                    | 52.5   | 0                 | 3630   |
| สิงหาคม    | 21  | 1518   | 25                    | 48.6   | 0                 | 3626   |
| กันยายน    | 20  | 1382   | 25.3                  | 52.4   | 0                 | 3576   |
| ตุลาคม     | 20  | 1210   | 26.5                  | 53     | 0                 | 3445   |
| พฤศจิกายน  | 21  | 1259   | 18.5                  | 51.9   | 0                 | 3363   |
| ธันวาคม    | 22  | 999    | 24.4                  | 50.5   | 0                 | 3217   |

เปรียบเทียบค่าต่ำสุด สูงสุดของอุณหภูมิบนแผง กำลังไฟฟ้า และความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละเดือนตลอดปี 2561 ดังรูปที่ 4-13 ถึง 4-15

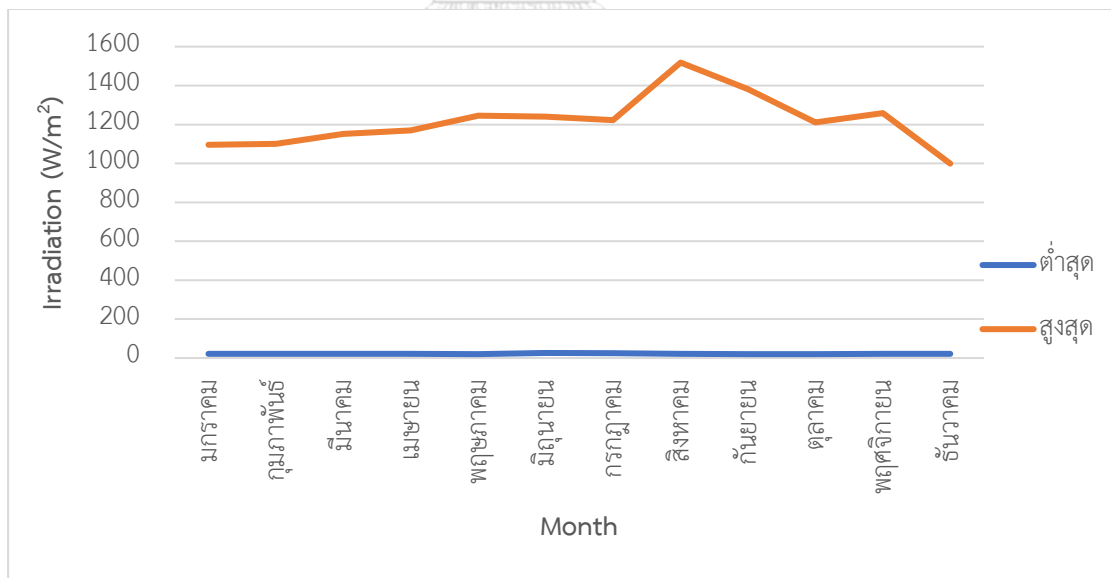


รูปที่ 4-13 เปรียบเทียบค่าต่ำสุดและสูงสุดของอุณหภูมิบนแผงในแต่ละเดือนตลอดปี 2561

จากรูป 4-13 พบว่า อุณหภูมิบนแผงสูงสุด 3 เดือนแรก อยู่ในเดือนกุมภาพันธ์ มีนาคม และ เมษายน เฉลี่ยประมาณ 60 องศาเซลเซียส ซึ่งเป็นช่วงฤดูร้อน และมีค่าเฉลี่ยประมาณ 50 องศาเซลเซียส ตั้งแต่เดือนมิถุนายนถึงธันวาคม ซึ่งอยู่ในช่วงฤดูฝนและฤดูหนาวตามประกาศของกรมอุตุนิยมวิทยา



รูปที่ 4-14 เปรียบเทียบค่าต่ำสุดและสูงสุดของกำลังไฟฟ้าในแต่ละเดือนตลอดปี 2561



รูปที่ 4-15 เปรียบเทียบค่าต่ำสุดและสูงสุดของความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละเดือนตลอดปี 2561

จากกราฟ จะพบว่าอุณหภูมิบนแผงไม่ได้ส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้มากนัก เมื่อเทียบกับความเข้มแสงอาทิตย์ ในวันที่ความเข้มแสงอาทิตย์มีลักษณะเป็นโค้งพาราโบลาสม่ำเสมอ จะได้

กำลังไฟฟ้าที่มีลักษณะเช่นเดียวกันด้วย กรมอุตุนิยมวิทยา กำหนดให้ฤดูร้อนปี 2561 เริ่มตั้งแต่ 20 กุมภาพันธ์ ถึง 25 พฤษภาคม ฤดูฝน เริ่มตั้งแต่ 26 พฤษภาคม ถึง 26 ตุลาคม และฤดูหนาว เริ่มตั้งแต่ 27 ตุลาคม ถึง 21 กุมภาพันธ์

#### 4.1.1 ผลของการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม

ผลการฝึกสอนข้อมูลจำนวน 121 ชุด หลังจากการกำหนดเงื่อนไขต่าง ๆ จำนวน 363 ชุด พบว่าจำนวนครั้งที่ทำการฝึกสอนสำเร็จสำหรับ 1 ชั้นซ่อน และ 1 โหนด มากที่สุดคือ 911 รอบ จึงนำมาใช้กำหนดค่า Epoch ในทุกฟังก์ชันถ่ายโอน เท่ากับ 1000 รอบ การทดลองหาค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุดและทำการปรับเปลี่ยนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อน และใช้ชั้นเอาต์พุตแบบต่าง ๆ ดังแสดงในตารางที่ 4-2

**ตารางที่ 4-2** จำนวนรอบของการฝึกสอนสำเร็จและค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อน

| ฟังก์ชันในชั้นซ่อน 1 | ฟังก์ชันในชั้นเอาต์พุต | Epoch (รอบ) | MAPE (%) |
|----------------------|------------------------|-------------|----------|
| Pure linear          | Pure linear            | 36          | 76.34    |
| Pure linear          | Tan-sigmoid            | 42          | 81.61    |
| Pure linear          | Log-sigmoid            | 450         | 61.51    |
| Pure linear          | Radial basis           | 6           | 41.15    |
| Tan-sigmoid          | Pure linear            | 34          | 49.41    |
| Tan-sigmoid          | Tan-sigmoid            | 551         | 66.94    |
| Tan-sigmoid          | Log-sigmoid            | 820         | 61.18    |
| Tan-sigmoid          | Radial basis           | 122         | 41.43    |
| Log-sigmoid          | Pure linear            | 98          | 60.12    |
| Log-sigmoid          | Tan-sigmoid            | 546         | 56.89    |
| Log-sigmoid          | Log-sigmoid            | 344         | 53.34    |
| Log-sigmoid          | Radial basis           | 45          | 45.12    |
| Radial basis         | Pure linear            | 52          | 41.11    |
| Radial basis         | Tan-sigmoid            | 911         | 68.28    |
| Radial basis         | Log-sigmoid            | 223         | 61.54    |
| Radial basis         | Radial basis           | 107         | 41.10    |
| ค่าเฉลี่ย            |                        |             | 56.69    |

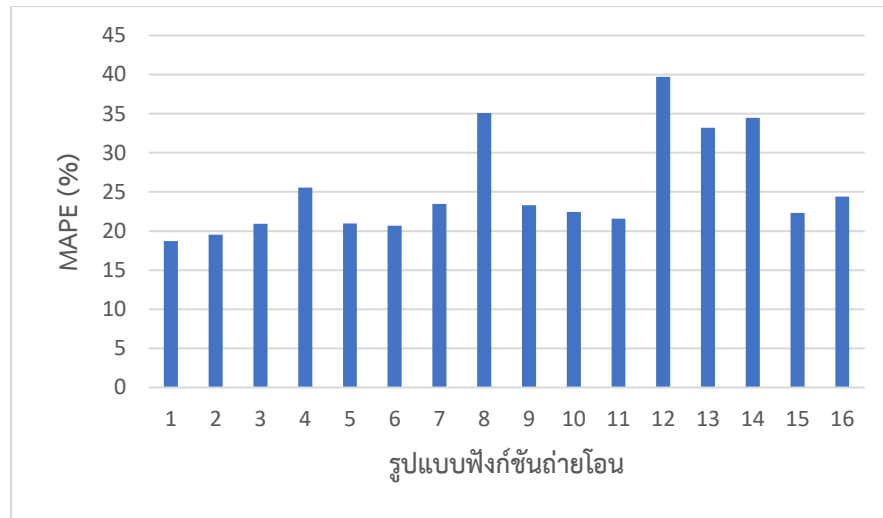
จากตารางพบว่า ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการพยากรณ์ที่ใช้ 1 ชั้นซ่อน คือ ร้อยละ 56.69 ซึ่งมีค่าสูง จึงไม่เหมาะสำหรับใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมนี้ จึงเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 2 ชั้น ทดลองหาค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุด โดยใช้จำนวนโนดในฟังก์ชันซ่อน 1 และ 2 คือ 1 โหนดเท่ากันและใช้ชั้นเอาต์พุตที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Pure linear โดยกำหนดจำนวนรอบของการฝึกสอนคือ 1000 รอบ แสดงในตารางที่ 4-3

**ตารางที่ 4-3** ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อน

| ฟังก์ชันในชั้น<br>ซ่อน 1 | ฟังก์ชันในชั้น<br>ซ่อน 2 | ฟังก์ชันในชั้น<br>เอาต์พุต | Epoch<br>(รอบ) | เวลา<br>(นาที) | MAPE<br>(%) |
|--------------------------|--------------------------|----------------------------|----------------|----------------|-------------|
| Pure linear              | Pure linear              | Pure linear                | 37             | 0.13           | 18.73       |
| Pure linear              | Tan-sigmoid              | Pure linear                | 67             | 0.29           | 19.55       |
| Pure linear              | Log-sigmoid              | Pure linear                | 148            | 1.01           | 20.91       |
| Pure linear              | Radial basis             | Pure linear                | 48             | 0.14           | 25.53       |
| Tan-sigmoid              | Pure linear              | Pure linear                | 91             | 0.29           | 20.97       |
| Tan-sigmoid              | Tan-sigmoid              | Pure linear                | 44             | 0.12           | 20.68       |
| Tan-sigmoid              | Log-sigmoid              | Pure linear                | 85             | 0.22           | 23.46       |
| Tan-sigmoid              | Radial basis             | Pure linear                | 688            | 2.59           | 35.07       |
| Log-sigmoid              | Pure linear              | Pure linear                | 45             | 0.12           | 23.31       |
| Log-sigmoid              | Tan-sigmoid              | Pure linear                | 67             | 0.20           | 22.42       |
| Log-sigmoid              | Log-sigmoid              | Pure linear                | 146            | 0.44           | 21.57       |
| Log-sigmoid              | Radial basis             | Pure linear                | 265            | 1.41           | 39.72       |
| Radial basis             | Pure linear              | Pure linear                | 44             | 0.14           | 33.19       |
| Radial basis             | Tan-sigmoid              | Pure linear                | 56             | 0.20           | 34.47       |
| Radial basis             | Log-sigmoid              | Pure linear                | 330            | 2.15           | 22.30       |
| Radial basis             | Radial basis             | Pure linear                | 156            | 1.44           | 24.42       |
| ค่าเฉลี่ย                |                          |                            |                |                | 25.39       |

จากตารางพบว่า เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ ที่ใช้ 2 ชั้นซ่อน คือ ร้อยละ 25.39 ซึ่งมีค่าต่ำกว่าแบบ 1 ชั้นซ่อน แสดงการเปรียบเทียบดังรูปที่ 4-16

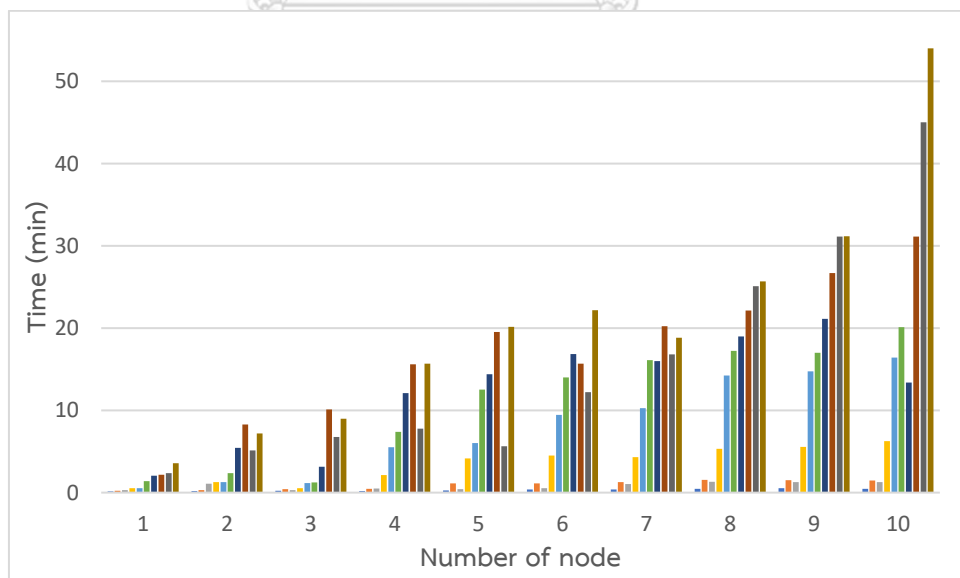




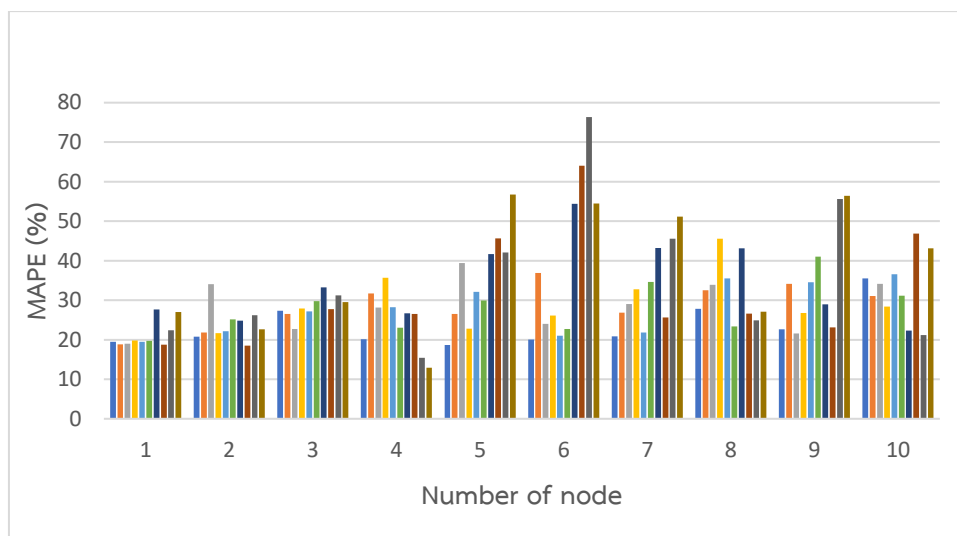
รูปที่ 4-16 เปอร์เซนต์ความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ แบบ 2 ชั้นซ่อนของฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่าง ๆ

#### 4.1.2 ผลของการหาจำนวนโนดที่เหมาะสม

การหาจำนวนโนดที่เหมาะสม เริ่มต้นจากการศึกษาผลของจำนวนโนดที่เพิ่มขึ้น เปรียบเทียบกับจำนวนรอบที่ฝึกสอนสำเร็จ, ระยะเวลาในการฝึกสอนสำเร็จและเปอร์เซนต์ความผิดพลาดเฉลี่ยของฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Pure linear - Pure linear แสดงผลดังรูปที่ 4-17 และ 4-18



รูปที่ 4-17 เปรียบเทียบจำนวนโนดกับระยะเวลาในการฝึกสอนสำเร็จ



รูปที่ 4-18 เปรียบเทียบจำนวนโนดกับเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน

จากรูป เมื่อปรับจำนวนโนดให้เพิ่มขึ้น ระยะเวลาในการฝึกสอนสำเร็จมีค่ามากขึ้นตามไปด้วย ดังรูปที่ 4-17 หากพิจารณาจำนวนโนดกับเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน จำนวนโนดที่สูงขึ้นไม่ได้ทำให้ค่าความผิดพลาดน้อยลงมากนักเมื่อเทียบกับจำนวนโนดที่น้อยกว่า ดังรูปที่ 4-18 ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำสุดของฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Pure linear - Pure linear คือ แบบที่ใช้ชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 4 โหนด และชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 10 โหนด แต่เมื่อเปลี่ยนเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบอื่น พบว่าจำนวนโนดในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ที่ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำสุดก็เปลี่ยนไปด้วย ดังนั้น การใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ต่างกัน จำเป็นต้องทดลองหาจำนวนโนดที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละแบบ

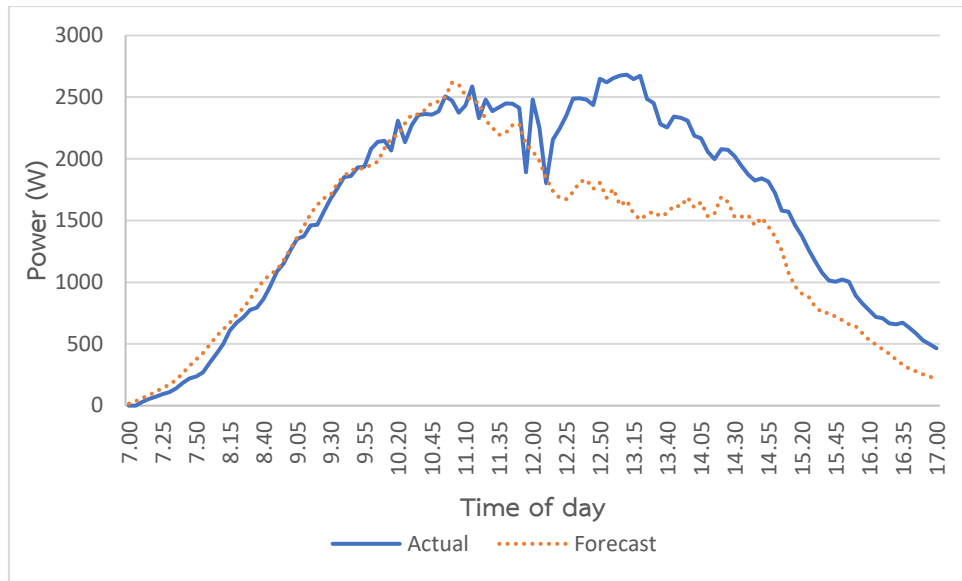
#### 4.1.3 ผลของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการพยากรณ์

จากการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม คือ 2 ชั้นซ่อน นำมาทดลองหารูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความแม่นยำสูงที่สุดทั้ง 16 แบบ โดยปรับจำนวนโนดจนกระทั่งได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำสุดและระยะเวลาในการฝึกสอนต่ำสุด ทดลองกับข้อมูลในเดือนมกราคม - ธันวาคม 2561 แสดงดังตารางที่ 4-4

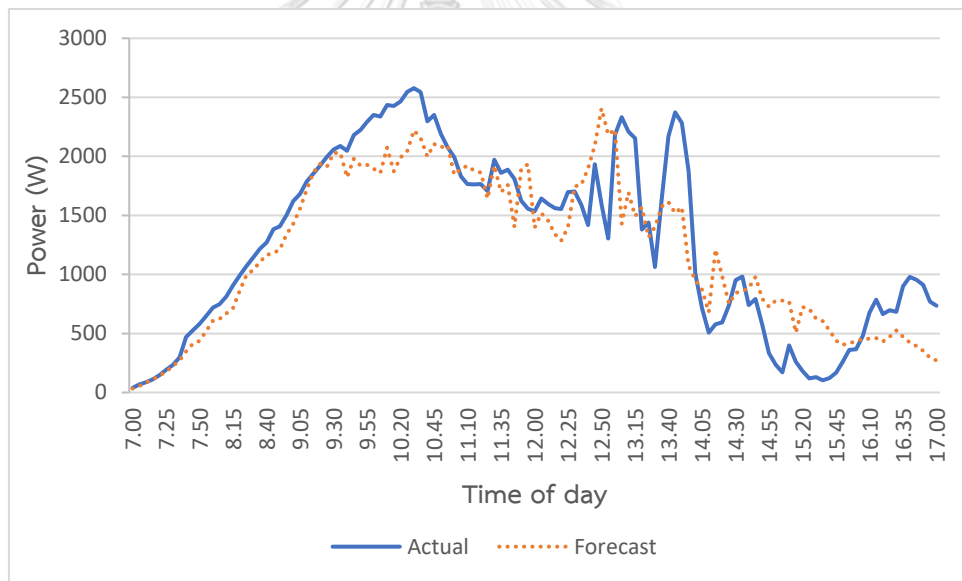
ตารางที่ 4-4 รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนที่ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำสุดในแต่ละเดือน

| เดือน      | ฟังก์ชันถ่ายโอน |               | จำนวน<br>นิวรอล | Epoch<br>(รอบ) | เวลา<br>(นาทีก) | MAPE<br>(%) |
|------------|-----------------|---------------|-----------------|----------------|-----------------|-------------|
|            | ชั้นซ่อนที่ 1   | ชั้นซ่อนที่ 2 |                 |                |                 |             |
| มกราคม     | Pure linear     | Log-sigmoid   | 2-3             | 56             | 0.56            | 16.62       |
| กุมภาพันธ์ | Pure linear     | Log-sigmoid   | 1-2             | 36             | 1.14            | 18.11       |
| มีนาคม     | Pure linear     | Log-sigmoid   | 5-1             | 31             | 1.34            | 20.10       |
| เมษายน     | Tan-sigmoid     | Log-sigmoid   | 1-2             | 25             | 1.20            | 10.57       |
| พฤษภาคม    | Log-sigmoid     | Tan-sigmoid   | 2-2             | 33             | 1.16            | 24.53       |
| มิถุนายน   | Pure linear     | Log-sigmoid   | 3-3             | 75             | 1.40            | 21.73       |
| กรกฎาคม    | Pure linear     | Pure linear   | 4-2             | 61             | 1.21            | 24.96       |
| สิงหาคม    | Pure linear     | Tan-sigmoid   | 4-1             | 57             | 1.29            | 25.23       |
| กันยายน    | Log-sigmoid     | Pure linear   | 4-2             | 59             | 1.41            | 23.19       |
| ตุลาคม     | Pure linear     | Tan-sigmoid   | 4-2             | 50             | 1.01            | 17.79       |
| พฤศจิกายน  | Pure linear     | Pure linear   | 5-1             | 41             | 1.56            | 11.24       |
| ธันวาคม    | Pure linear     | Radial basis  | 5-1             | 22             | 1.25            | 11.50       |
| ค่าเฉลี่ย  |                 |               |                 |                |                 | 18.80       |

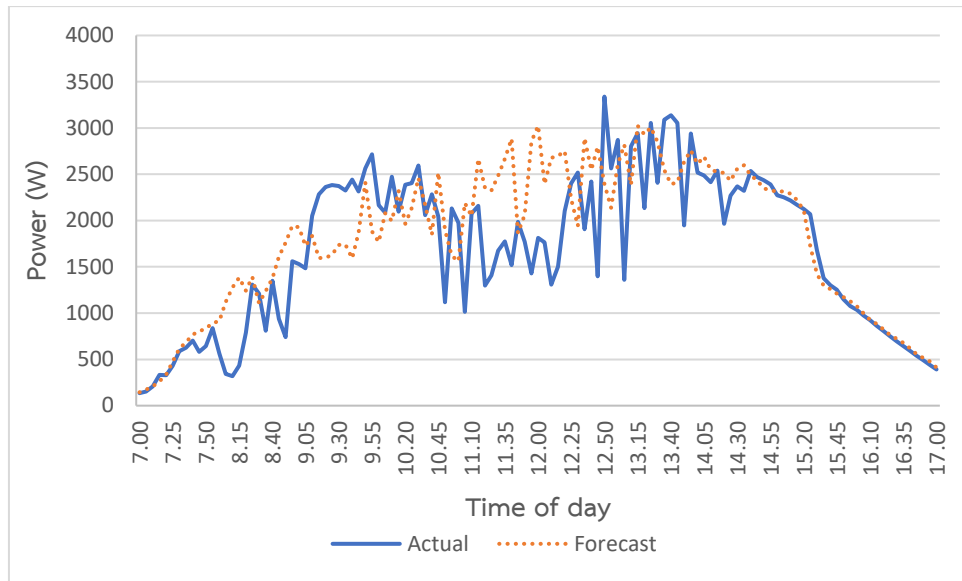
เปรียบเทียบกำลังไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จริง ดังรูปที่ 4-19 ถึง 4-30



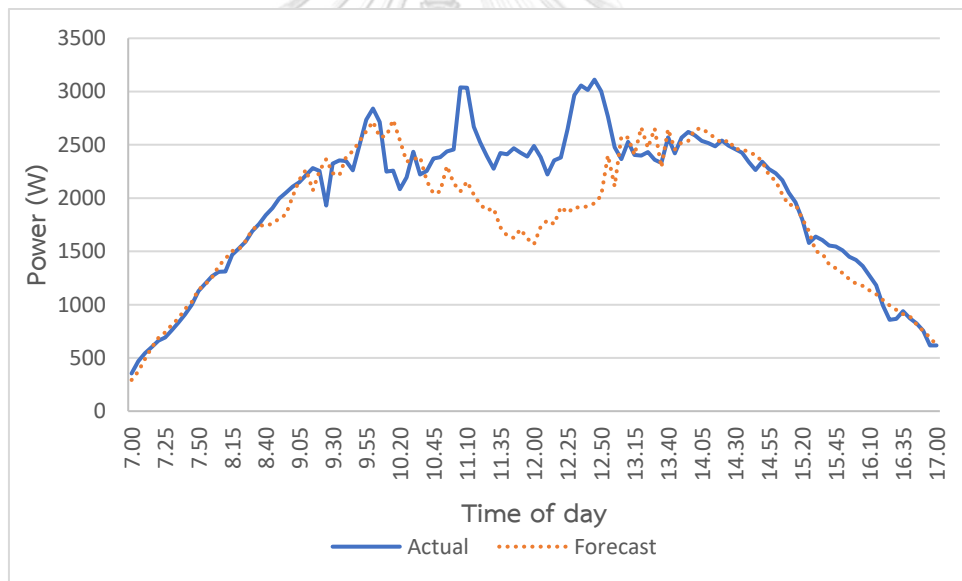
รูปที่ 4-19 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนมกราคม 2561



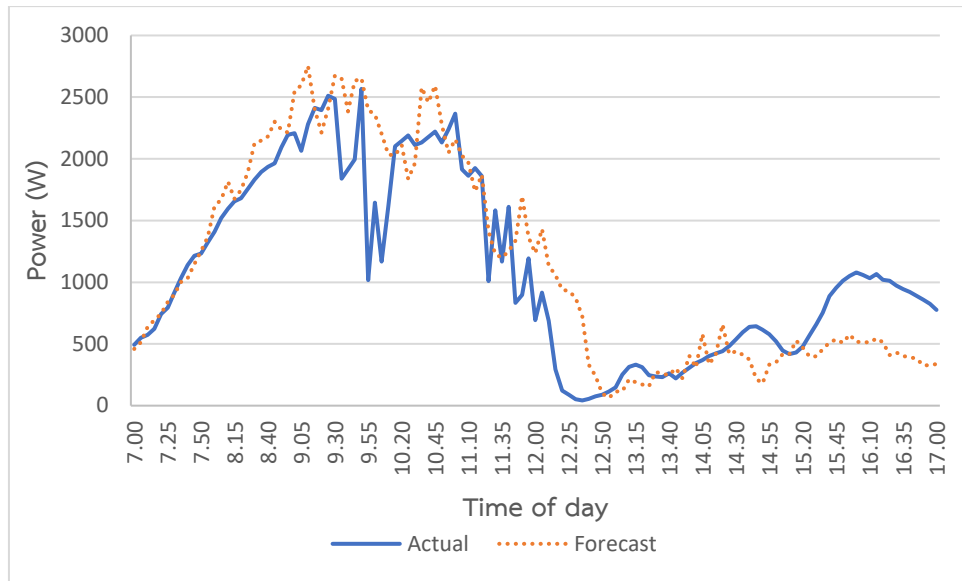
รูปที่ 4-20 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนกุมภาพันธ์ 2561



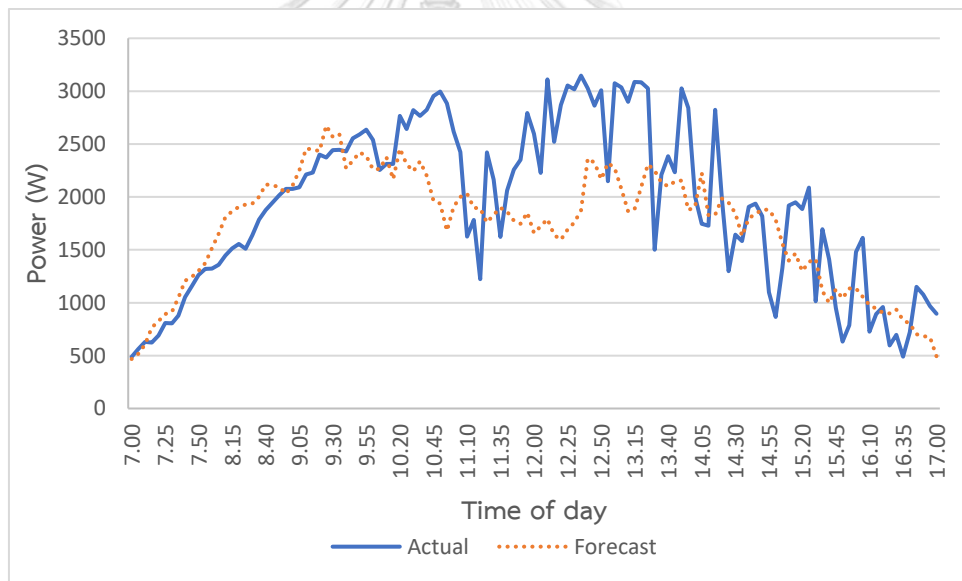
รูปที่ 4-21 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนมีนาคม 2561



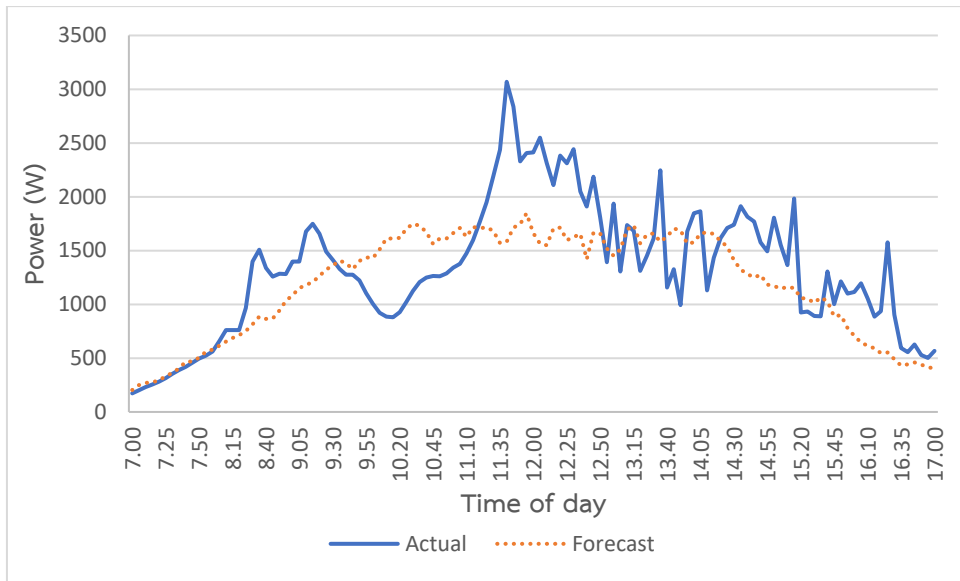
รูปที่ 4-22 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนเมษายน 2561



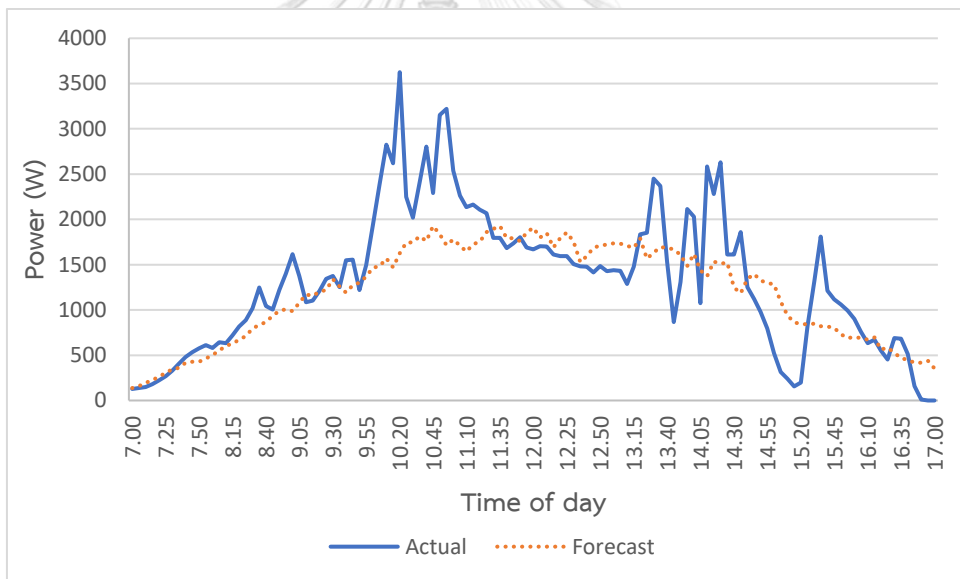
รูปที่ 4-23 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนพฤษภาคม 2561



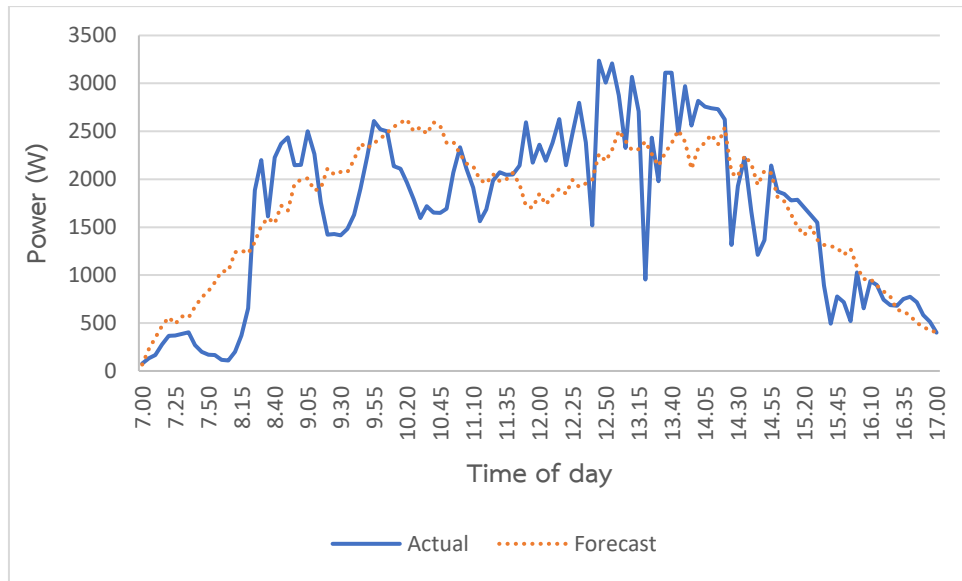
รูปที่ 4-24 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนมิถุนายน 2561



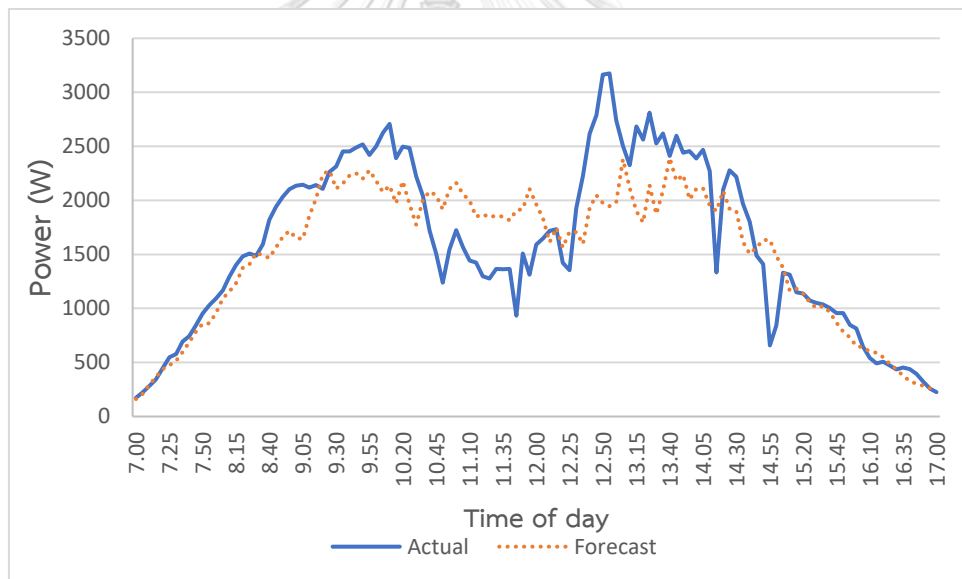
รูปที่ 4-25 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนกรกฎาคม 2561



รูปที่ 4-26 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนสิงหาคม 2561

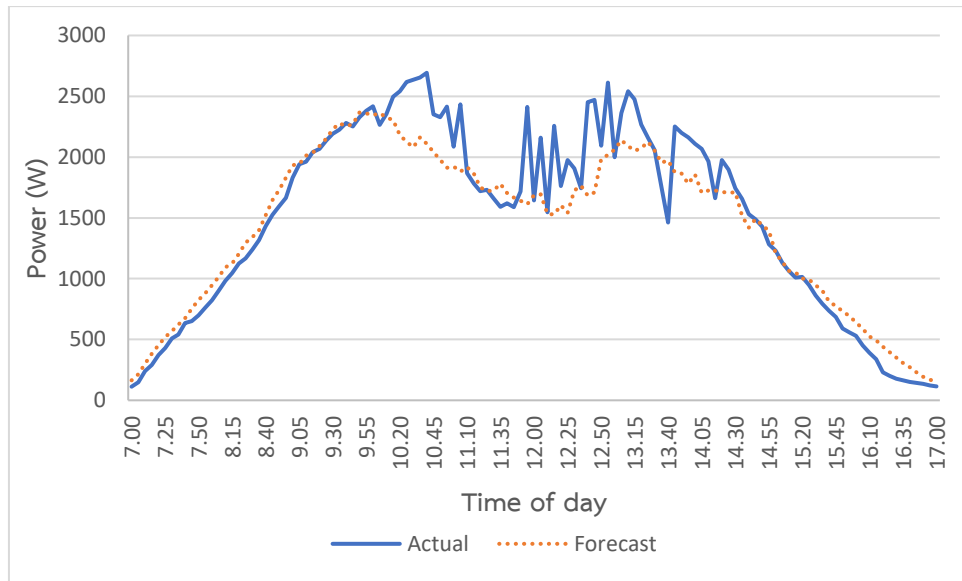


รูปที่ 4-27 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนกันยายน 2561

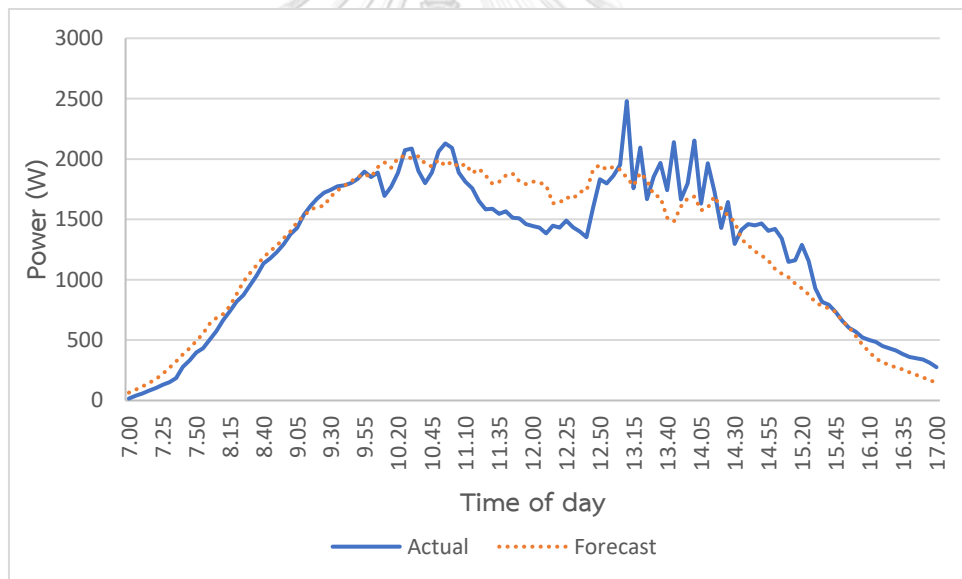


รูปที่ 4-28 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนตุลาคม 2561



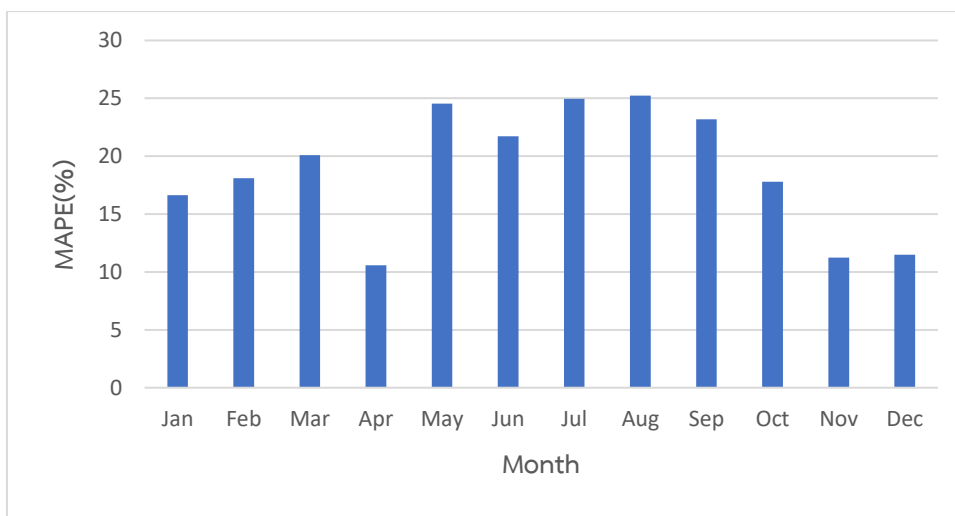


รูปที่ 4-29 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนพฤศจิกายน 2561



รูปที่ 4-30 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในเดือนธันวาคม 2561

เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ตลอดทั้งปี 2561 ดังรูปที่ 4-31  
ความผิดพลาดเฉลี่ยตลอดทั้งปีร้อยละ 18.80



รูปที่ 4-31 เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ตลอดทั้งปี 2561

#### 4.2 สรุป

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้ใช้จำนวน 2 ชั้นซ่อน ปรับเปลี่ยนจำนวนโนดในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ทดสอบกับฟังก์ชันถ่ายโอนจำนวน 16 แบบจนได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดในแต่ละเดือน ซึ่งมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยตลอดทั้งปีอยู่ที่ร้อยละ 18.80 โดยเดือนที่มีความผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยที่สุด คือเดือนเมษายน ร้อยละ 10.57 ซึ่งใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 แบบ Tan-sigmoid และ Log-sigmoid ตามลำดับ และเดือนที่มีความผิดพลาดในการพยากรณ์สูงที่สุด คือเดือนสิงหาคม ร้อยละ 25.23 ซึ่งจะสังเกตว่าการพยากรณ์ที่มีความผิดพลาดน้อยกว่าร้อยละ 20 อยู่ในเดือนมกราคม กุมภาพันธ์ เมษายน ตุลาคม พฤศจิกายน และธันวาคม จะเป็นช่วงฤดูร้อนและฤดูหนาวที่สภาพท้องฟ้ามีลักษณะโปร่งมีเมฆน้อย ทำให้ค่ากำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์มีความสัมพันธ์กับค่าความเข้มของแสงอาทิตย์เป็นอย่างมาก

จากผลความผิดพลาดเฉลี่ยตลอดทั้งปีร้อยละ 18.80 เมื่อเทียบกับความผิดพลาดเฉลี่ยทั้งปีของงานวิจัยการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบไม่ติดตั้งอุปกรณ์วัด [7] ที่ได้ความผิดพลาดเฉลี่ยทั้งปีร้อยละ 20.42 พบว่างานวิจัยนี้มีค่าน้อยกว่า แต่ไม่มากนัก เนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลอินพุตในปริมาณมาก ส่งผลให้ไม่สามารถใช้จำนวนชั้นซ่อนหรือจำนวนโนดที่ซับซ้อนได้ เพราะใช้เวลาในการฝึกสอนนาน

## บทที่ 5

### สรุปผลและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

ข้อจำกัดอย่างหนึ่งของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ คือกำลังไฟฟ้าที่ได้มีความไม่แน่นอนเนื่องมาจากเงื่อนไขด้านภูมิอากาศ เช่น อุณหภูมิ สภาพเมฆบนท้องฟ้า ที่ลดทอนความเข้มของรังสีดวงอาทิตย์ และการโคจรรอบตัวเองของโลกทำให้เกิดกลางวัน กลางคืน ซึ่งปัจจัยอย่างหลังนี้เป็นเรื่องที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ จึงเกิดงานวิจัยด้านการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ร่วมด้วย เพื่อที่จะสามารถวางแผนการใช้ไฟฟ้าสำหรับบ้านพักอาศัยในอนาคต ไปจนถึงการวางแผนการผลิตของโรงไฟฟ้าต่าง ๆ ซึ่งการจัดสรรพลังงานไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้ไฟฟ้าในวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้น ต้องอาศัยการพยากรณ์ข้อมูลการผลิตพลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ซึ่งการพยากรณ์ที่มีอยู่นั้นยังขาดการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ เนื่องจากการพยากรณ์จากข้อมูลที่ได้มาจากแหล่งต่าง ๆ เช่น กรมอุตุนิยมวิทยา หรือการคำนวณทางทฤษฎี ซึ่งไม่มีอุปกรณ์ตรวจวัดสภาพอากาศอื่น ๆ ที่สามารถวัดสภาพอากาศหรือปัจจัยที่ส่งผลต่อการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ได้อย่างแม่นยำ

งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตั้งอุปกรณ์วัด โดยใช้ข้อมูลความเข้มของแสงอาทิตย์ อุณหภูมิบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และกำลังไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์วันก่อนพยากรณ์ ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและศึกษาทดลองกับระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 4.5 kW ที่ติดตั้งบนหลังคาที่พักอาศัย บริเวณถนนสุขุมวิท แขวงลาดพร้าว กรุงเทพมหานคร นอกจากนี้ยังได้นำโครงข่ายประสาทเทียมไปเขียนเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อให้สามารถใช้งานได้สะดวกยิ่งขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้ใช้จำนวน 2 ชั้นซ่อน ปรับเปลี่ยนจำนวนโนดในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ทดสอบกับฟังก์ชันถ่ายโอนจำนวน 16 แบบจนได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดในแต่ละเดือน ซึ่งมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยตลอดทั้งปีอยู่ที่ร้อยละ 18.80 โดยเดือนที่มีความผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยที่สุด คือเดือนเมษายน ร้อยละ 10.57 ซึ่งใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 แบบ Tan-sigmoid และ Log-sigmoid ตามลำดับ และเดือนที่มีความผิดพลาดในการพยากรณ์สูงที่สุด คือเดือนสิงหาคม ร้อยละ 25.23 ซึ่งจะสังเกตว่าการพยากรณ์ที่มีความผิดพลาดน้อยกว่าร้อยละ 20 อยู่ในเดือนมกราคม กุมภาพันธ์ เมษายน ตุลาคม พฤศจิกายน และธันวาคม จะเป็นช่วงฤดูร้อนและฤดูหนาวที่สภาพท้องฟ้ามีลักษณะโปร่งมีเมฆน้อย ทำให้ค่ากำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์มีความสัมพันธ์กับค่าความเข้มของแสงอาทิตย์เป็นอย่างมาก

จากผลความผิดพลาดเฉลี่ยตลอดทั้งปีร้อยละ 18.80 เมื่อเทียบกับความผิดพลาดเฉลี่ยทั้งปีของงานวิจัยการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบไม่ติดตั้งอุปกรณ์วัด [7] ที่ได้ความผิดพลาดเฉลี่ยทั้งปีร้อยละ 20.42 พบว่างานวิจัยนี้มีค่าน้อยกว่า แต่ไม่มากนัก เนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลอินพุตในปริมาณมาก ส่งผลให้ไม่สามารถใช้จำนวนชั้นซ่อนหรือจำนวนโนดที่ซับซ้อนได้ เพราะใช้เวลาในการฝึกสอนนาน แนวคิดในงานวิจัยและโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่เขียนขึ้นสามารถพัฒนาต่อไปให้เป็นตัวควบคุมสำหรับระบบสมาร์ตกริด เพื่อช่วยให้ระบบการจัดการพลังงานภายในบ้านสามารถจัดสรรพลังงานไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้ไฟฟ้าในวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

- 1) การบดบังของเมฆ เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วของกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ หากมีการพยากรณ์การเคลื่อนที่ของเมฆได้ น่าจะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำขึ้น
- 2) เนื่องจากระบบที่ทำการศึกษาในงานวิจัยนี้มีขนาด 4.5 kW ซึ่งใช้พื้นที่ในการติดตั้งน้อยกว่า 10 ตารางเมตร เมื่อทำงานในสภาพท้องฟ้าที่มีกลุ่มเมฆกระจายตัว จึงมีโอกาที่จะทำให้กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าลดลงในอัตราส่วนมากกว่าในระบบขนาดใหญ่ซึ่งติดตั้งบนพื้นที่หลายไร่ ดังนั้น การพยากรณ์ในระบบขนาดใหญ่จึงมีความเป็นไปได้ที่จะมีความแม่นยำสูงกว่าการพยากรณ์ในระบบขนาดเล็ก จึงควรทำการทดลองเพื่อเปรียบเทียบผลดังกล่าวเพิ่มเติม
- 3) พัฒนาการจำแนกสภาพอากาศให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น เช่น จำแนกเป็นฤดูกาล

บรรณานุกรม



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
**CHULALONGKORN UNIVERSITY**



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
**CHULALONGKORN UNIVERSITY**

## ประวัติผู้เขียน

|                   |   |
|-------------------|---|
| ชื่อ-สกุล         | นายภาณุพงศ์ น้ำแก้ว   |
| วัน เดือน ปี เกิด | 12 มีนาคม 2535  |
| สถานที่เกิด       | ปราจีนบุรี  |
| วุฒิการศึกษา      | ปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมโทรคมนาคม สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้า<br>คุณทหารลาดกระบัง  |
| ที่อยู่ปัจจุบัน   | 57/88 หมู่ 8 ต.อ้อมใหญ่ อ.สามพราน จ.นครปฐม  |
| ผลงานตีพิมพ์      | ภาณุพงศ์ น้ำแก้ว, การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วย<br>โครงข่ายประสาทเทียม, การประชุมวิชาการวิศวกรรมศาสตร์ วิทยาศาสตร์<br>เทคโนโลยี และสถาปัตยกรรมศาสตร์ ครั้งที่ 11 (หน้าที่ 1069-1075) |
| รางวัลที่ได้รับ   | -   |



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
**CHULALONGKORN UNIVERSITY**



## รายการอ้างอิง

- [1] การไฟฟ้านครหลวง. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://www.mea.or.th> สืบค้นวันที่ 24 มกราคม พ.ศ. 2561
- [2] คณะกรรมการกำกับกิจการพลังงาน. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://www.erc.or.th> สืบค้นวันที่ 24 มกราคม พ.ศ. 2561
- [3] วันสนั่นท์ ฟุ่งสิริรัตน์, การพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับระบบจัดการและควบคุมพลังงานแบบอัตโนมัติภายในบ้าน บนพื้นฐานพฤติกรรมของผู้ใช้พลังงานไฟฟ้า. 2559, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์
- [4] อธิธิ เสาวพรรณ, การพัฒนาต้นแบบระบบเชื่อมโยงข้อมูลและระบบเลือกใช้แหล่งพลังงานภายในบ้าน. 2559, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์
- [5] Rajender Kumar, “Effect of temperature, irradiation, humidity and wind on ideal/double diode PV system performance”, Published in Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES), IEEE International Conference, pp. 1-5, 2016.
- [6] Edward Baleke Ssekulima, Muhammad Bashar Anwar, Amer Al Hinai and Mohamed Shawky El Moursi, “Wind speed and solar irradiance forecasting techniques for enhanced renewable energy integration with the grid: a review”, IET Renewable Power Generation, pp. 2-8, 2016.
- [7] ชานนท์ ชูพงษ์, การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบเชื่อมต่อสายส่งโดยไม่ใช้ตัววัดรังสีดวงอาทิตย์ กรณีศึกษาที่ติดตั้งในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี. 2554, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์
- [8] จักรพันธ์ นันทพันธุ์กุล และบุญยั้ง ปลั่งกลาง, วิเคราะห์การเพิ่มความแม่นยำในการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์รังสีแสงอาทิตย์ด้วย Levenberg-Marquardt Algorithm. 2558, การประชุมสัมมนาเชิงวิชาการรูปแบบพลังงานทดแทนสู่ชุมชนแห่งประเทศไทยครั้งที่ 8, หน้า 128-131
- [9] ดิราภา สุวรรณฤทธิ์, การพัฒนาต้นแบบระบบควบคุมการทำงานเครื่องใช้ไฟฟ้าภายในบ้านแบบอัตโนมัติ. 2557, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์

[10] ธนาวุฒิ ประกอบผล, โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks). ปีที่ 12, 24 มกราคม - มิถุนายน 2552, วารสาร มฉก. วิชาการ (หน้าที่ 73-86)

[11] Tanima Bhattacharya, Ajoy K. Chakraborty, and Kaushik Pal, "Effects of Ambient Temperature and Wind Speed on Performance of Monocrystalline Solar Photovoltaic Module in Tripura, India," Journal of Solar Energy, vol. 2014, Article ID 817078, 5 pages, 2014.

[12] คงฤทธิ โกมาสถิตย์, การพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. 2555, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์

