



พยากรณ์รังสีอาทิตย์สำหรับโซลาร์รูฟท็อป



กิตติศักดิ์ คงสีไพร

วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร  
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

ปีการศึกษา 2563

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

พยากรณ์รังสีอาทิตย์สำหรับโซลาร์รูฟท็อป



วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร  
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
ปีการศึกษา 2563  
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

วิทยานิพนธ์ เรื่อง "พยากรณ์รังสีอาทิตย์สำหรับโซลาร์รูฟท็อป"

ของ กิตติศักดิ์ คงสีไพร

ได้รับการพิจารณาให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

### คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญยัง ปลั่งกลาง)

..... ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

(รองศาสตราจารย์ ดร.สมพร เรืองสินชัยวานิช)

..... กรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

(รองศาสตราจารย์ ดร.พนัส นัถฤทธิ)

..... กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายใน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อัครพันธ์ วงศ์กังแห)

..... กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายใน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สิทธิโชค ผูกพันธ์)

อนุมัติ

.....  
(ศาสตราจารย์ ดร.ไพศาล มุณีสว่าง)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	พยากรณ์รังสีอาทิตย์สำหรับโซลาร์รูฟท็อป
ผู้วิจัย	กิตติศักดิ์ คงสีไพร
ประธานที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร. สมพร เรืองสินชัยวานิช
กรรมการที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร.พนัส นัถฤทธิ์
ประเภทสารนิพนธ์	วิทยานิพนธ์ ปร.ด. สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2563
คำสำคัญ	พยากรณ์, รังสีอาทิตย์, โซลาร์รูฟท็อป

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้มุ่งหมายในการศึกษาตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ โดยการประยุกต์ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (OLS) และตัวแปรอิสระหลักถูกเลือกใช้ ตัวอย่างเช่น มุมชั่วโมง, อุณหภูมิอากาศสูงสุด, อุณหภูมิอากาศเฉลี่ยกลางวัน, ความยาวนานเวลากลางวัน, มุมอัลติจูด, เดคลิเนชัน, มุมอาซิมุส และแพคเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ และเมื่อนำพารามิเตอร์เหล่านี้มาใช้ในสมการที่นำเสนอการผลิตพลังงานไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์สามารถประมาณรูปลักษณ์กำลังไฟฟ้าได้ทั้งแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน โดยเฉพาะอย่างยิ่งการประยุกต์ใช้กับโซลาร์รูฟท็อป สำหรับการศึกษานี้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) คือ ปริมาณการเปรียบเทียบค่าผิดพลาดการประมาณการของการพยากรณ์แบบต่างๆ จากโซลาร์รูฟท็อปในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี พิษณุโลกใช้สำหรับกรณีศึกษานี้ ทั้งนี้การประมาณของวิธีทั้งสองแบบเปรียบเทียบกับค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจริงจากโซลาร์รูฟท็อปในกรณีแบบรายชั่วโมง ค่า MAPE อยู่ที่ 20.79 เปอร์เซ็นต์ของวิธี ANN และ 21.97 เปอร์เซ็นต์ของวิธี OLS สำหรับกรณีแบบรายวัน ค่า MAPE อยู่ที่ 12.19 เปอร์เซ็นต์ของวิธี ANN และ 12.78 เปอร์เซ็นต์ของวิธี OLS สำหรับกรณีแบบรายปักษ์ ค่า MAPE อยู่ที่ 6.59 เปอร์เซ็นต์ของวิธี ANN และ 6.88 เปอร์เซ็นต์ของวิธี OLS และสำหรับกรณีแบบรายเดือน ค่า MAPE อยู่ที่ 4.92 เปอร์เซ็นต์ของวิธี ANN และ 5.18 เปอร์เซ็นต์ของวิธี OLS ท้ายที่สุดสามารถสรุปได้ว่า วิธี ANN มีศักยภาพที่ดีสำหรับการประยุกต์ใช้เพื่อการพยากรณ์การผลิตพลังงานไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์ ด้วยเหตุที่การประมาณของการพยากรณ์ของวิธี ANN จึงมีค่าผิดพลาดที่น้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับการประมาณการพยากรณ์ของวิธี OLS สำหรับทุกกรณีศึกษาในวิทยานิพนธ์นี้



<b>Title</b>	FORECASTING SOLAR RADIATION FOR SOLAR ROOFTOP
<b>Author</b>	KITTISAK KHONGSEEPRAI
<b>Advisor</b>	Associate Professor Somporn Ruangsinchaiwanich, Ph.D.
<b>Co-Advisor</b>	Assistant Professor Panus Nattharith, Ph.D.
<b>Academic Paper</b>	Ph.D. Thesis in Electrical Engineering - (Type 2.1), Naresuan University, 2020
<b>Keywords</b>	Forecasting, Solar Radiation, Solar Rooftop

### ABSTRACT

This thesis aims to study independent variables that influence the prediction of solar radiation by applying the neural network method (ANN) and the ordinary least square method (OLS). Therefore basic dependent variables are applied for example hour angle, maximum ambient temperature, the average ambient temperature of the day, day time, altitude, declination, azimuth, and the eccentricity correction factor of the earth's orbit. Also since these parameters are applied in these proposed equations, solar photovoltaic power generation can estimate with the electrical power waveforms as hourly daily biweekly monthly, particularly occupying in the solar rooftop. For this study, the mean absolute percentage error (MAPE) is quantitative data to compare the error of the estimated predictions. Additionally the solar PV rooftop in the Rajamangala University of Technology Lanna, Phitsanulok is utilized for this case study. Both methodologies of the power estimations are compared with the actual solar rooftop power generation. For hourly cases, the MAPE values are 20.79 percent of the ANN method and 21.97 percent of the OLS method. For Daily cases, the MAPE values are 12.19 percent of the ANN method and 12.78 percent of the OLS method. For biweekly cases, the MAPE values are 6.59 percent of the ANN method and 6.88 percent of the OLS method. For monthly cases, the MAPE values are 4.92 percent of the ANN method and 5.18 percent of the OLS method. Finally, it can be concluded that the ANN method has decent potentiality for applying to forecast solar photovoltaic power generation because the estimated predictions of the ANN method have lower errors comparing to the

estimated predictions of the OLS method for all study cases in this thesis.



## ประกาศคุณูปการ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงในความกรุณาของ รองศาสตราจารย์ ดร.สมพร เรืองสินชัยวานิช ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ และ รองศาสตราจารย์ ดร.พนัส นัถฤทธิ์ กรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้อุทิศสละเวลาอันมีค่ามาเป็นทั้งที่ปรึกษา พร้อมทั้งให้คำแนะนำตลอดระยะเวลาในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ตลอดจนคณะกรรมการผู้ทรงคุณวุฒิทุกท่านอันประกอบไปด้วย รองศาสตราจารย์ ดร.บุญยัง ปลั่งกลาง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อัครพันธ์ วงศ์กัณฑ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สิทธิโชค ผูกพันธ์ ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำ ตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ของวิทยานิพนธ์ด้วยความเอาใจใส่จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างสมบูรณ์และทรงคุณค่า

ขอขอบพระคุณ ศาสตราจารย์ ดร.เสริม จันทร์ฉาย สำหรับข้อมูลรังสีอาทิตย์ในอำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย และขอขอบคุณ อาจารย์ บุญญฤทธิ์ ว่างอน อาจารย์คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา พิษณุโลก ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลกำลังการผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์

เหนือสิ่งอื่นใดขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ของผู้วิจัยที่ให้กำลังใจและให้การสนับสนุนในทุกๆ ด้านอย่างดีที่สุดเสมอมา คุณค่าและคุณประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบและอุทิศแด่ผู้มีพระคุณทุกๆ ท่าน และผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจทุกท่าน

กิตติศักดิ์ คงสีไพร



## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
ประกาศคุุณุปการ.....	ช
สารบัญ.....	ซ
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญภาพ.....	ฐ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาของปัญหา.....	1
จุดมุ่งหมายของการวิจัย.....	8
ความสำคัญของการวิจัย.....	8
ขอบเขตของการวิจัย.....	9
นิยามศัพท์เฉพาะ.....	9
บทที่ 2 บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้อง.....	10
บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์.....	10
บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น.....	32
สรุปบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้อง.....	39
การวิเคราะห์และสังเคราะห์.....	43
บทที่ 3 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	45
รังสีอาทิตย์.....	45

บรรยากาศโลกและผลกระทบต่อรังสีอาทิตย์.....	53
การผลิตไฟฟ้าด้วยพลังงานแสงอาทิตย์.....	60
โครงข่ายประสาทเทียม .....	71
การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น .....	76
บทที่ 4 วิธีดำเนินการวิจัย .....	85
การพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์.....	85
การหาค่าลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์..	92
การศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อน.....	95
สถิติที่ใช้ในการศึกษา.....	97
บทที่ 5 ผลการวิจัย .....	99
ผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์.....	99
ผลการหาค่าลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์	
.....	109
ผลการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อน.....	118
บทที่ 6 บทสรุป.....	140
สรุปผลการวิจัย.....	140
อภิปรายผลการวิจัย.....	142
ข้อเสนอแนะการวิจัย.....	145
บรรณานุกรม.....	147
ภาคผนวก.....	159
ความสัมพันธ์ระหว่างด้านและมุมของสามเหลี่ยมผืนผ้าทรงกลม.....	160
วิธีการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS.....	161

การพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงที่ตกบนพื้นผิวเอียง..... 165

ประวัติผู้วิจัย ..... 170



## สารบัญตาราง

หน้า

ตาราง 1 สถิติจำนวนตัวแปรอิสระที่ใช้ในบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์.....	41
ตาราง 2 รูปแบบสมการและคุณลักษณะของฟังก์ชันถ่ายโอนแต่ละชนิด.....	73
ตาราง 3 ระดับสหสัมพันธ์.....	89
ตาราง 4 การกำหนดช่วงของข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีกษ์....	92
ตาราง 5 การเปรียบเทียบประเภทของ ANN.....	99
ตาราง 6 การเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนของ ANN.....	100
ตาราง 7 การเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้ของ ANN.....	101
ตาราง 8 การเปรียบเทียบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน.....	102
ตาราง 9 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตาม.....	103
ตาราง 10 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม.....	105
ตาราง 11 ผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS.....	107
ตาราง 12 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง.....	110
ตาราง 13 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวัน.....	112
ตาราง 14 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีกษ์.....	113
ตาราง 15 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน.....	115
ตาราง 16 การเปรียบเทียบผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปีกษ์ และแบบรายเดือน.....	117

ตาราง 17 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีกษีในฤดูหนาว ..... 120

ตาราง 18 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีกษีในฤดูร้อน ..... 123

ตาราง 19 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีกษีในฤดูฝน ..... 126

ตาราง 20 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียงหรือบนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง ..... 137



## สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพ 1 การประเมินความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดในระบบไฟฟ้าไทย.....	1
ภาพ 2 สถิติการผลิตไฟฟ้าภายในประเทศและค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด .....	2
ภาพ 3 เปรียบเทียบสัดส่วนการใช้เชื้อเพลิงระหว่างปี พ.ศ. 2557 กับปี พ.ศ. 2579.....	4
ภาพ 4 จำนวนบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ จำแนกตามรูปแบบการพยากรณ์ .....	39
ภาพ 5 บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ จำแนกตาม ผลการพยากรณ์.....	40
ภาพ 6 ลักษณะของรังสีอาทิตย์ที่ผ่านชั้นบรรยากาศโลก .....	46
ภาพ 7 การบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิง.....	47
ภาพ 8 การบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง .....	48
ภาพ 9 การแปรค่าของเดคลิเนชันของดวงอาทิตย์ตามเวลาในรอบปี .....	48
ภาพ 10 ตำแหน่งของดวงอาทิตย์ในระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิง และระบบที่ใช้ ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง .....	51
ภาพ 11 มวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เดินทางผ่าน .....	53
ภาพ 12 การแปรค่าของสัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ ที่เกิดจากการกระเจิงรังสี อาทิตย์.....	55
ภาพ 13 เครื่องวัดความยาวนานแสงแดด .....	59
ภาพ 14 โครงสร้างของสารกึ่งตัวนำซิลิกอน .....	61
ภาพ 15 การเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนและโฮลของสารกึ่งตัวนำซิลิกอน .....	62
ภาพ 16 การเกิดไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์ .....	63

ภาพ 17	ลักษณะของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์	64
ภาพ 18	ลักษณะของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโพลีคริสตัลไลน์	65
ภาพ 19	ลักษณะของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบาง	66
ภาพ 20	การตอบสนองต่อสเปกตรัมแสงอาทิตย์ของโซลาร์เซลล์ประเภทต่างๆ	67
ภาพ 21	วงจรสมมูลของโซลาร์เซลล์	68
ภาพ 22	ความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันกับกระแสไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์	70
ภาพ 23	ผลกระทบจากความเข้มรังสีอาทิตย์และอุณหภูมิ	71
ภาพ 24	โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย	72
ภาพ 25	โครงข่ายประสาทเทียมสองชั้น	74
ภาพ 26	โครงข่ายประสาทเทียมสองชั้นในรูปแบบย่อ	75
ภาพ 27	ตัวอย่างการพล็อตแผนภาพกระจาย	76
ภาพ 28	ตัวอย่างรูปแบบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่มีทิศทางและขนาดต่างๆ	78
ภาพ 29	เส้นตรงการถดถอย	79
ภาพ 30	พิกัดที่ตั้งอำเภอเมืองพิษณุโลก, ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์, และสนามบินเมลเบิร์น	87
ภาพ 31	ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมจากการใช้โปรแกรมแมทแลป	88
ภาพ 32	ขั้นตอนการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS	91
ภาพ 33	โซลาร์รูฟบนอาคารภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา พิษณุโลก	93
ภาพ 34	ขั้นตอนการคำนวณหากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อุป	94
ภาพ 35	ตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟบนอาคาร A,B และ C	96
ภาพ 36	แผนภาพกระจายแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตาม	104

ภาพ 37 แผนภาพกระจายแสดงความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม .....	106
ภาพ 38 การพยากรณ์รังสีอาทิตย์จากสถานที่ต่างกันทางภูมิศาสตร์.....	108
ภาพ 39 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง.....	111
ภาพ 40 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวัน.....	113
ภาพ 41 ผลการพยากรณ์การผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์แบบรายปี.....	114
ภาพ 42 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน.....	116
ภาพ 43 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีในฤดูหนาว .....	122
ภาพ 44 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีในฤดูร้อน .....	125
ภาพ 45 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีในฤดูฝน	128
ภาพ 46 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงแยกตาม อาคาร.....	129
ภาพ 47 ความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป แบบ รายชั่วโมงแยกตามอาคาร.....	130
ภาพ 48 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง ในสภาพ ท้องฟ้าที่ปราศจากเมฆและมีเมฆบางเวลา.....	131
ภาพ 49 เงามบโซลาร์รูฟท็อปที่เกิดจากต้นไม้ขนาดใหญ่ใกล้อาคาร.....	132
ภาพ 50 เงามบโซลาร์รูฟท็อปที่เกิดจากกรอบสันตะเข้หลังคา.....	133
ภาพ 51 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร C.....	134
ภาพ 52 การวางโซลาร์รูฟท็อปตามความลาดชันของหลังคา.....	135



ภาพ 53 การเปรียบเทียบผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ระหว่าง  
การใช้  $G_{Forecast}$  กับ  $G_{Tilt} / G_{Tilt,Sh}$  ..... 138

ภาพ 54 สามเหลี่ยมพีวทรงกลม ABC ..... 160

ภาพ 55 ความลาดชันและทิศทางการหันหน้าของแผงโซลาร์เซลล์..... 165

ภาพ 56 รังสีตรง, รังสีกระจาย และรังสีสะท้อนบนแผงโซลาร์เซลล์ที่มีความเอียง ..... 166

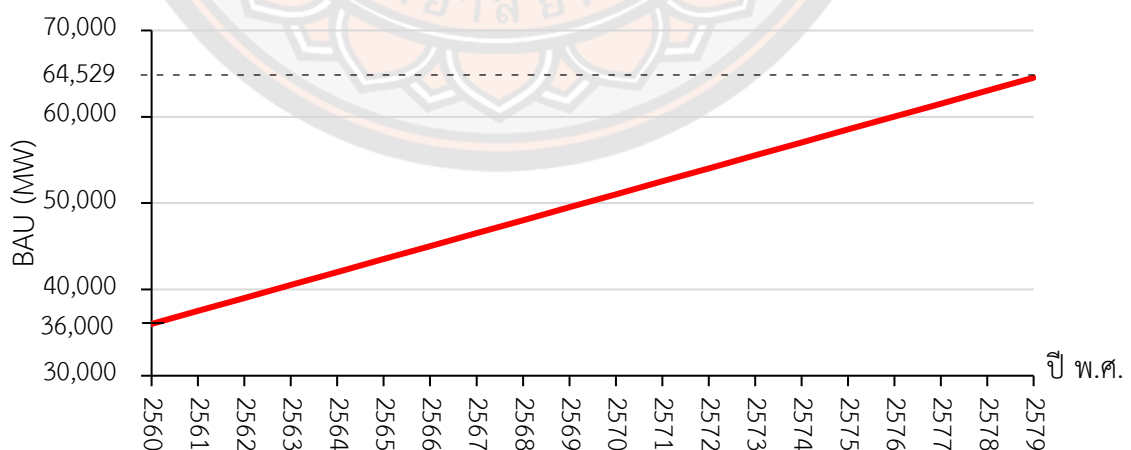


# บทที่ 1

## บทนำ

### ความเป็นมาของปัญหา

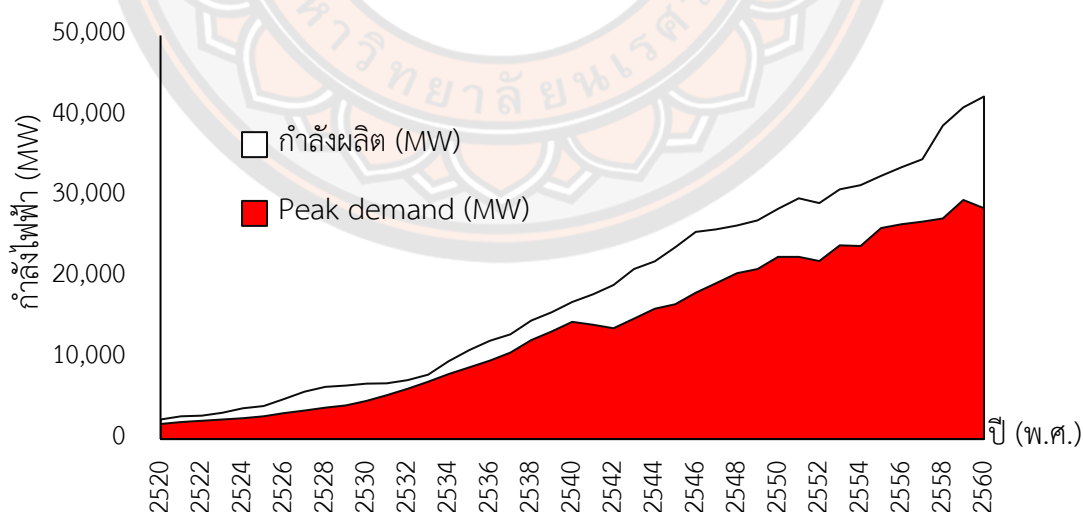
“ก๊าซธรรมชาติในอ่าวไทยนับเป็นเชื้อเพลิงหลักในการผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยในปัจจุบัน ขณะที่ความต้องการใช้ไฟฟ้าของคนไทยกลับเพิ่มมากขึ้นทุกปี ซึ่งอาจส่งผลถึงอนาคตการใช้พลังงานของประเทศไทยในอนาคต” นี้เป็นคำยืนยันของผู้บริหารการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ที่กล่าวอ้างถึงวิกฤตพลังงานที่อาจเกิดขึ้นได้ถ้าหากว่าประเทศไทยยังคงพึ่งพาก๊าซธรรมชาติที่มีอยู่ในอ่าวไทยเป็นหลัก [1] โดยในปี พ.ศ. 2561 มีการนำเอาก๊าซธรรมชาติมาใช้เป็นเชื้อเพลิงเพื่อผลิตไฟฟ้ามากที่สุด คิดเป็นสัดส่วนถึงร้อยละ 60 ของเชื้อเพลิงที่ประเทศไทยนำมาใช้ในการผลิตไฟฟ้า [2] และถ้าไม่มีการหาแหล่งพลังงานอื่นมาทดแทน โอกาสที่ก๊าซธรรมชาติจะหมดจากอ่าวไทยก็จะเร็วขึ้น นั่นย่อมหมายถึงผลกระทบที่อาจเกิดขึ้นในการปรับค่าไฟฟ้าให้สูงขึ้นตามราคาของก๊าซธรรมชาติที่มีการนำเข้าจากต่างประเทศ นอกจากนี้สำนักงานนโยบายและแผนพลังงานยังชี้ให้เห็นถึงตัวเลขความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดในกรณีปกติ (Business as Usual : BAU) ภายในประเทศไทยที่สูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง ดังแสดงในภาพ 1 [3]



ภาพ 1 การประเมินความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดในระบบไฟฟ้าไทย

จากภาพ 1 เห็นได้ว่าผลจากการประเมินค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดในปี พ.ศ. 2579 พบว่า ประชาชนมีความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดมากถึง 64,529 เมกะวัตต์ ซึ่งแตกต่างจากปี พ.ศ. 2560 ที่มีความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดอยู่ที่ประมาณ 36,000 เมกะวัตต์ [3]

ทั้งนี้ปัจจัยที่ส่งผลทำให้เกิดความต้องการใช้ไฟฟ้าภายในประเทศเพิ่มมากขึ้นก็เนื่องมาจาก ความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ การพัฒนาระบบสาธารณูปโภคขั้นพื้นฐาน รวมถึงการพัฒนาคุณภาพชีวิตของสังคมโดยรวม ด้วยเหตุนี้เองกระทรวงพลังงานในฐานะตัวแทนของรัฐบาลซึ่งเป็นผู้รับผิดชอบ ในการบริหารจัดการพลังงานต่างๆ ภายในประเทศ ได้ร่วมมือกับการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย จัดทำแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย (Thailand Power Development Plan : PDP) ซึ่งเป็นแผนแม่บทในการผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย ว่าด้วยการจัดหาพลังงานไฟฟ้าในระยะยาว 15-20 ปี จุดประสงค์เพื่อสร้างความมั่นคงและความเพียงพอของกำลังการผลิตไฟฟ้าต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าที่ อาจเกิดขึ้นภายในประเทศ โดยคำนึงนโยบายพลังงานของประเทศไทยและปัจจัยต่างๆ ทั้งด้านเศรษฐกิจ สังคม และสิ่งแวดล้อม เป็นหลัก ทั้งนี้ปัจจุบันประเทศไทยใช้แผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย พ.ศ. 2558 – 2579 หรือที่เรียกว่า PDP2015 [4] โดยแผน PDP2015 ว่าด้วยเรื่องของการสร้าง โรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่าย โดยทั้งหมดนี้ขึ้นอยู่กับความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้า สูงสุด (Peak Demand) ซึ่งเป็นค่าสูงสุดของค่าพลังไฟฟ้าในช่วงเวลาใดๆ ที่มีปริมาณเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องทุกปี ดังแสดงในภาพ 2 [5]



ภาพ 2 สถิติการผลิตไฟฟ้าภายในประเทศและค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด

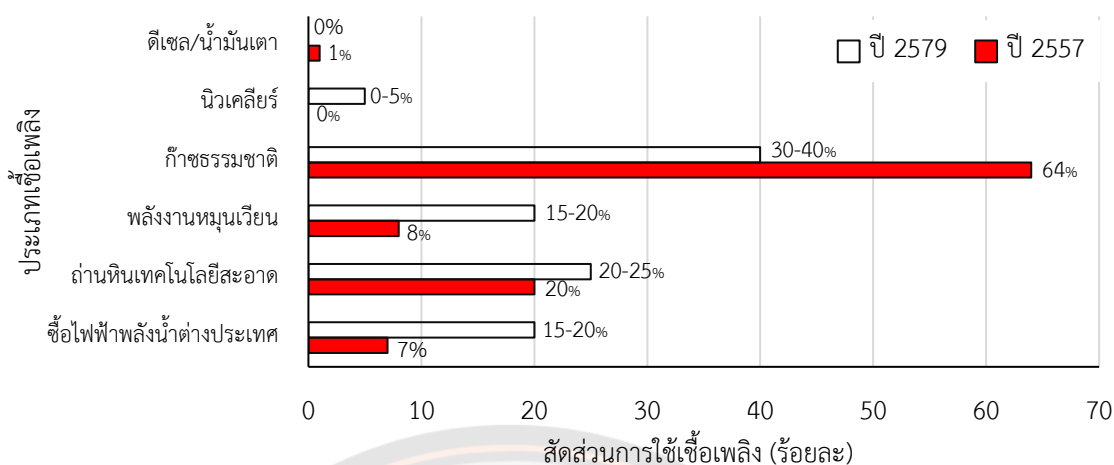
ด้วยเหตุผลดังกล่าวการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจึงได้วางแผนสำรองการผลิตไฟฟ้า (Reserve Margin) ในกรณีที่เกิดภาวะความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่เพิ่มขึ้น

นอกจากนี้ในกรอบการจัดทำแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศ พ.ศ. 2558 – 2579 ยังมีการบูรณาการร่วมกับแผนอนุรักษ์พลังงาน (Energy Efficiency Development Plan: EEDP) และแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือก (Alternative Energy Development Plan: AEDP) ตามนโยบายใหม่ของภาครัฐด้านการจัดการพลังงานไฟฟ้า โดยยึดหลัก 3 ด้าน ดังนี้ [4]

1. ด้านความมั่นคงทางพลังงาน (Security) อธิบายได้ว่า ต้องจัดหาไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าภายในประเทศ รวมถึงการใช้เชื้อเพลิงในการผลิตพลังงานไฟฟ้าที่หลากหลาย และมีความเหมาะสม ทั้งนี้เพื่อลดความเสี่ยงอันเนื่องมาจากการพึ่งพาเชื้อเพลิงชนิดใดชนิดหนึ่งมากเกินไป

2. ด้านเศรษฐกิจ (Economy) อธิบายได้ว่า ต้องคำนึงถึงต้นทุนการผลิตไฟฟ้าที่เหมาะสม รวมถึงการใช้ไฟฟ้าให้เกิดประสิทธิภาพในภาคเศรษฐกิจต่างๆ

3. ด้านสิ่งแวดล้อม (Ecology) อธิบายได้ว่า ต้องลดผลกระทบที่อาจเกิดขึ้นกับสิ่งแวดล้อมและชุมชน โดยเฉพาะอย่างยิ่งเป้าหมายในการลดปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ต่อหน่วยผลิตไฟฟ้า อีกทั้งในการจัดทำพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศ พ.ศ. 2558 – 2579 ยังต้องสอดคล้องกับทิศทางการพัฒนาเศรษฐกิจของประเทศ ซึ่งจัดทำและประมาณการโดยสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ที่ได้คาดการณ์เอาไว้ว่าเศรษฐกิจไทยจะมีการเติบโตระยะยาวที่ร้อยละ 3.94 ต่อปี และคาดว่าในปี พ.ศ. 2579 ผลการเพิ่มประสิทธิภาพตามแผนอนุรักษ์พลังงานจะส่งผลให้การใช้ไฟฟ้าลดลงประมาณ 89,672 ล้านหน่วย (GWh) โดยมีแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือกให้มีการใช้พลังงานอย่างเต็มตามศักยภาพ ด้วยการส่งเสริมการผลิตไฟฟ้าจากเชื้อเพลิงขยะ ชีวมวล และก๊าซชีวภาพ รวมถึงพลังงานทดแทนอื่นๆ เช่น ลม แสงอาทิตย์ พร้อมทั้งขยายระบบส่งไฟฟ้าและระบบจำหน่ายไฟฟ้าของการไฟฟ้าทั้ง 3 หน่วยงาน เพื่อรองรับให้การส่งเสริมพลังงานทดแทนเป็นรายพื้นที่ ตลอดจนพัฒนาระบบโครงข่ายไฟฟ้าอัจฉริยะ (Smart Grid) เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานทดแทน ซึ่งจากนโยบายดังกล่าวจึงได้กำหนดกรอบประมาณสัดส่วนการใช้เชื้อเพลิงตามแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศ พ.ศ. 2558 – 2579 ที่จะเกิดขึ้นในปี พ.ศ. 2579 ดังแสดงในภาพ 3 [4]



ภาพ 3 เปรียบเทียบสัดส่วนการใช้เชื้อเพลิงระหว่างปี พ.ศ. 2557 กับปี พ.ศ. 2579

จากที่กล่าวมานั้นเห็นได้ว่าแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย พ.ศ. 2558 – 2579 จะมุ่งเน้นการเสริมความมั่นคงของระบบไฟฟ้าด้วยการกระจายเชื้อเพลิงในการผลิตไฟฟ้า ลดการพึ่งพาก๊าซธรรมชาติ เพิ่มสัดส่วนการผลิตไฟฟ้าจากถ่านหินเทคโนโลยีสะอาด จัดหาไฟฟ้าจากต่างประเทศเพิ่มขึ้น เพิ่มสัดส่วนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน รวมถึงการพัฒนาระบบส่งไฟฟ้าและระบบจำหน่ายไฟฟ้าเพื่อรองรับการพัฒนาพลังงานหมุนเวียน อย่างไรก็ตามแนวทางการรับซื้อไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนในอนาคตนับว่ามีความสำคัญอย่างยิ่ง อันเนื่องมาจากกระทรวงพลังงานได้มีแนวทางและข้อพิจารณาในการจัดทำแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือกให้เกิดประสิทธิภาพและเป็นรูปธรรม ซึ่งปัจจัยสำคัญอย่างหนึ่งซึ่งส่งผลให้ประเทศไทยจำเป็นต้องหันมาพิจารณาการใช้พลังงานหมุนเวียนก็คือปัญหาภาวะโลกร้อนที่มีแนวโน้มสูงขึ้นเรื่อยๆ อันเนื่องมาจากก๊าซเรือนกระจก (Greenhouse Gas: GHG) ซึ่งส่วนใหญ่เป็นก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO<sub>2</sub>) ที่เกิดจากกระบวนการสันดาปของเชื้อเพลิงประเภทฟอสซิลที่ถูกใช้ในงานอุตสาหกรรมต่างๆ ไม่เว้นแม้กระทั่งอุตสาหกรรมผลิตไฟฟ้าที่ยังต้องอาศัยฟอสซิลเป็นเชื้อเพลิงหลักในการผลิตพลังงานไฟฟ้า ด้วยเหตุนี้เองรัฐบาลในแต่ละสมัยจึงพยายามผลักดันแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือกให้เป็นรูปธรรมมากขึ้นเพื่อเข้าสู่สังคมคาร์บอนต่ำ (Low Carbon Society) อีกทั้งยังเป็นแบบอย่างให้แก่สังคมโลกที่จะกล่าวถึงประเทศไทยด้วยว่าเป็นประเทศที่มุ่งมั่นในการใช้พลังงานทดแทนในการผลิตไฟฟ้าเพิ่มขึ้น ด้วยเหตุผลดังกล่าวรัฐบาลจึงมีนโยบายสร้างแรงจูงใจด้วยการรับซื้อไฟฟ้าจากภาคเอกชน โดยระยะแรกได้กำหนดส่วนเพิ่มราคาซื้อไฟฟ้า (Adder) จากพลังงานหมุนเวียน ส่งผลให้มีนักลงทุนสนใจเป็นจำนวนมากที่จะเข้าร่วมโครงการผลิตไฟฟ้า โดยได้ยื่นคำร้องเสนอขายไฟฟ้าให้แก่การไฟฟ้าต่างๆ ซึ่งในปัจจุบันนี้

อยู่ระหว่างการเปลี่ยนแปลงมาตรการจูงใจสำหรับการลงทุนจากภาคเอกชนให้เหมาะสมกับสถานการณ์ด้านราคาซื้อไฟฟ้าเป็น Feed-in Tariff (FIT) ซึ่งเป็นมาตรการส่งเสริมการรับซื้อไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนประเภทหนึ่งที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในต่างประเทศ เพื่อจูงใจให้ผู้ประกอบการภาคเอกชนได้เข้ามาร่วมลงทุนในธุรกิจโรงไฟฟ้าพลังงานหมุนเวียน ทั้งนี้ก็เนื่องจากการผลิตไฟฟ้าพลังงานหมุนเวียนมีต้นทุนค่อนข้างสูง ซึ่งอัตรา FIT จะอยู่ในรูปแบบอัตราซื้อไฟฟ้าคงที่ตลอดอายุของโครงการ [4]

อย่างไรก็ตามทั้งมาตรการ Adder และ FIT นั้น จำเป็นต้องมีการเรียกเก็บค่าไฟฟ้าเพิ่มเข้าไปในบิลค่าไฟฟ้าของประชาชนทั่วประเทศ (เพิ่มในค่า Ft) เพื่อนำเงินที่เก็บได้ไปสนับสนุนในมาตรการ Adder และ FIT จึงอาจกล่าวได้ว่ากลไกดังกล่าวเป็นการสร้างภาระค่าไฟฟ้าให้กับประชาชน ด้วยเหตุนี้จึงต้องมีการจำกัดปริมาณไฟฟ้าพลังงานทดแทนที่จะส่งเสริมและรับซื้อในแต่ละงวดหรือในแต่ละครั้งจากโรงไฟฟ้าเอกชนส่งผลให้ปริมาณไฟฟ้าจากพลังงานทดแทนต้องถูกจำกัด ซึ่งจากสถานการณ์พลังงานที่การจัดหาพลังงานไม่เป็นไปตามเป้าหมายที่ได้วางไว้ตามแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศ (PDP2015) และการจัดหาพลังงานยังไม่มีกรณีประเมินผลกระทบและการกำหนดทิศทางพัฒนาที่ชัดเจน ตลอดจนการบริหารจัดการของภาครัฐที่ผ่านมาขาดการยอมรับจากประชาชน จึงก่อให้เกิดความขัดแย้งที่นำไปสู่ผลของการชะงักการลงทุนก่อสร้างโรงไฟฟ้า ประกอบกับในปัจจุบันที่พฤติกรรมผู้ใช้ไฟฟ้ามีการเปลี่ยนแปลงอย่างเห็นได้ชัด เช่น เนื่องจากความเปลี่ยนแปลงทางด้านเทคโนโลยี ส่งผลให้ผู้ใช้ไฟฟ้าเกิดความตื่นตัวและเริ่มหันมาสนใจซื้ออุปกรณ์เพื่อผลิตใช้เอง ทำให้เกิดการหลอมรวมระหว่างผู้ผลิตและผู้ใช้หรือที่เรียกว่าโปรซูเมอร์ (Prosumer) [6]

ด้วยเหตุนี้เองคณะรัฐมนตรีในสมัยรัฐบาลของพลเอกประยุทธ์ จันทร์โอชา จึงได้มีมติเมื่อวันที่ 15 สิงหาคม พ.ศ.2560 แต่งตั้งคณะกรรมการปฏิรูปประเทศด้านต่างๆ จำนวน 11 คณะ โดยหนึ่งในนั้นคือคณะกรรมการปฏิรูปประเทศด้านพลังงาน ซึ่งได้ดำเนินการจัดทำร่างแผนการปฏิรูปประเทศ พร้อมทั้งได้เสนอคณะกรรมการยุทธศาสตร์ชาติเพื่อพิจารณาความสอดคล้องกับยุทธศาสตร์ชาติ และคณะรัฐมนตรีได้มีมติเมื่อวันที่ 13 มีนาคม พ.ศ.2561 เห็นชอบร่างแผนการปฏิรูปที่สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติในฐานะฝ่ายเลขานุการคณะกรรมการยุทธศาสตร์ชาติและคณะกรรมการปฏิรูปประเทศเสนอ โดยที่สภานิติบัญญัติแห่งชาติได้มีการประชุมเมื่อวันที่ 29 มีนาคม พ.ศ.2561 รับทราบแผนการปฏิรูปประเทศเป็นที่เรียบร้อยแล้ว [6]

ซึ่งในการจัดทำร่างแผนปฏิรูปประเทศด้านพลังงานเป็นการปฏิรูปตามแผนระยะเวลา 5 ปี (พ.ศ.2561–2565) โดยคณะกรรมการปฏิรูปประเทศด้านพลังงานและคณะอนุกรรมการฯ ได้หารือร่วมกับหน่วยงานที่เกี่ยวข้องในเบื้องต้น ได้แก่ สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน (สนพ.) สำนักงานคณะกรรมการกำกับกิจการพลังงาน (สำนักงาน กกพ.) กรมเชื้อเพลิงธรรมชาติ (ชธ.) กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน (พพ.) สำนักงานนโยบายและแผนทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) การไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) การไฟฟ้าส่วน

ภูมิภาค (กฟภ.) และสภาอุตสาหกรรมแห่งประเทศไทย วิเคราะห์และจัดทำประเด็นปฏิรูปที่สำคัญ 6 ด้าน 17 ประเด็นปฏิรูป [6] ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้จะขอกว่าเฉพาะประเด็นที่เกี่ยวข้องเท่านั้น ได้แก่

ด้านที่ 2 ไฟฟ้า ในประเด็นการปฏิรูปที่ 4 ว่าด้วยเรื่องโครงสร้างแผนพัฒนากำลังการผลิตไฟฟ้า ซึ่งในแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยฉบับใหม่ที่ได้มีการปฏิรูปโครงสร้างจะมุ่งเน้นถึงการกำหนดสัดส่วนเชื้อเพลิงที่สมดุลและความเสี่ยงของการจัดหาเชื้อเพลิงทั้งระบบ ความสามารถในการพึ่งพาตนเองของประเทศในการผลิตไฟฟ้า กำลังผลิตสำรองที่เหมาะสมสำหรับโรงไฟฟ้าหลัก และไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน ผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม การกระจายระบบผลิตไฟฟ้าและการบริหารแหล่งเชื้อเพลิงตามศักยภาพที่มีรายละเอียดแยกตามภูมิภาค การผลิตไฟฟ้าใช้เองของผู้ใช้ไฟฟ้า และข้อมูลระบบส่งไฟฟ้าเพื่อความมั่นคงและประสิทธิภาพด้านระบบไฟฟ้า รวมถึงการปฏิรูปโครงสร้างค่าไฟฟ้าทั้งระบบ และประเด็นการปฏิรูปที่ 5 ว่าด้วยเรื่องส่งเสริมกิจการไฟฟ้าเพื่อเพิ่มการแข่งขัน โดยในประเด็นนี้คณะกรรมการปฏิรูปประเทศด้านพลังงานมีความเห็นว่าควรส่งเสริมกิจการไฟฟ้าเพื่อเพิ่มการแข่งขันการใช้พลังงานทดแทนในระดับชุมชนและระดับครัวเรือน ทั้งนี้ก็เพื่อให้เกิดการกระจายแหล่งพลังงาน (Distributed Energy Resources) โดยให้หน่วยงานที่รับผิดชอบกำกับดูแลและให้การไฟฟ้าทั้ง 3 แห่ง พัฒนาระบบโครงข่ายไฟฟ้าให้มีความพร้อมในการรองรับการแข่งขันทางธุรกิจที่เกี่ยวข้องกับพลังงานทดแทนในระดับชุมชนและในระดับครัวเรือน

ด้านที่ 4 สนับสนุนพลังงานทดแทนเพื่อการส่งเสริมการแข่งขันและสร้างมูลค่าเพิ่มทางเศรษฐกิจในประเด็นการปฏิรูปที่ 11 ว่าด้วยเรื่องส่งเสริมติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป (Solar PV Rooftop) อย่างเสรี ซึ่งเป็นการส่งเสริมให้ประชาชนมีจิตสำนึกในการมีส่วนร่วมผลิตไฟฟ้าจากพลังงานทดแทน โดยการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปเพื่อใช้ไฟฟ้าในบ้านหรืออาคารของตนเองหรือมีการซื้อขายไฟฟ้าที่ผลิตจากโซลาร์รูฟท็อประหว่างเอกชน-เอกชน เอกชน-ราชการ และหน่วยงานต่างๆ ได้อย่างเสรี

จากการปฏิรูปประเทศด้านพลังงานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย 2 ด้าน 3 ประเด็น เห็นได้ว่ารัฐบาลมุ่งส่งเสริมให้ภาคประชาชนมีส่วนร่วมในการผลิตไฟฟ้าพลังงานหมุนเวียน ทั้งนี้ก็เพื่อให้เกิดความมั่นคงทางพลังงานอย่างยั่งยืน และเอื้ออำนวยให้เกิดการแข่งขันเสรีเป็นธรรมในการดำเนินธุรกิจ ถึงแม้ว่าปัจจุบันประเทศไทยมีโรงไฟฟ้าพลังงานหมุนเวียนมากมายก็ตาม ไม่ว่าจะเป็นโรงไฟฟ้าพลังงานลม โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ โรงไฟฟ้าพลังงานน้ำ หรือแม้กระทั่งโรงไฟฟ้าพลังงานความร้อนใต้พิภพที่เป็นทั้งของรัฐบาลหรือของภาคเอกชน แต่เนื่องด้วยสภาพภูมิประเทศของไทยทำให้มีข้อจำกัดในเรื่องศักยภาพของพลังงานลมและพลังงานความร้อนใต้พิภพ ส่งผลให้โรงไฟฟ้าประเภทเหล่านี้มีจำนวนค่อนข้างจำกัดเมื่อเทียบกับโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ เพราะประเทศไทยเป็นประเทศที่มีค่ารังสีอาทิตย์ (Solar Radiation) ค่อนข้างสูง โดยทั้งประเทศมีค่ารังสีอาทิตย์รวมรายวันเฉลี่ยต่อปีอยู่ที่ 18-19 เมกะจูลต่อตารางเมตรต่อวัน [7] ด้วยเหตุนี้เองรัฐบาลจึงมุ่งหวังที่จะให้ประชาชนเกิดความสนใจที่จะติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปเพื่อผลิตไฟฟ้าใช้และขายเอง ตามที่คณะกรรมการกำกับกิจการ

พลังงาน (กกพ.) ได้มีประกาศจัดหาไฟฟ้าโครงการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์สำหรับภาคประชาชน พ.ศ.2562 ตามมติของคณะกรรมการบริหารนโยบายพลังงาน (กพข.) โดยมีเป้าหมายในการจัดหาไฟฟ้าจากผู้ผลิตไฟฟ้าที่ติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปสำหรับภาคประชาชนประเภทบ้านที่อยู่อาศัยจำนวน 100 เมกะวัตต์สูงสุด (MWp) แบ่งเป็นเขตพื้นที่รับผิดชอบของการไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) จำนวน 30 เมกะวัตต์สูงสุด และการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) จำนวน 70 เมกะวัตต์สูงสุด พร้อมทั้งให้การไฟฟ้าฝ่ายจำหน่ายเป็นผู้ดำเนินการรับซื้อไฟฟ้าจากโครงการดังกล่าว โดยมีขนาดกำลังการผลิตติดตั้งไม่เกิน 10 กิโลวัตต์สูงสุด (kWp) ต่อเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้า สำหรับประชาชนที่เข้าร่วมโครงการต้องเป็นผู้ใช้ไฟฟ้าที่ใช้ไฟฟ้ากับการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคประเภทบ้านอยู่อาศัย (ประเภทที่ 1) ที่จะติดตั้งหรือติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปแล้ว โดยเน้นให้ผลิตไฟฟ้าใช้เอง (Self-Consumption) เพื่อลดค่าไฟฟ้าส่วนที่เหลือสามารถขายคืนให้การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้ในอัตรารับซื้อไฟฟ้า 1.68 บาท/หน่วย เป็นระยะเวลา 10 ปี [8]

จากที่กล่าวมาทั้งหมดเห็นได้ว่ารัฐบาลมุ่งหวังส่งเสริมให้ประชาชนมีส่วนร่วมเป็นส่วนหนึ่งในการกระจายแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากพลังงานแสงอาทิตย์เพื่อให้เกิดความมั่นคงทางพลังงานไฟฟ้าอย่างยั่งยืน โดยมีหน่วยงานรับผิดชอบในการกำกับดูแลและให้การไฟฟ้าทั้ง 3 แห่ง พัฒนาระบบโครงข่ายไฟฟ้าให้มีความพร้อมในการรองรับการแข่งขันธุรกิจที่เกี่ยวข้องกับพลังงานทดแทนที่จะเกิดขึ้น อย่างไรก็ตามเชื่อว่าประชาชนทุกคนสามารถติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปได้ทุกบ้านหรือทุกพื้นที่ในประเทศไทย เพราะสิ่งสำคัญที่สุดที่ต้องคำนึงถึงเป็นอย่างยิ่งก็คือความคุ้มค่าของการลงทุน ซึ่งความคุ้มค่าที่เวลานี้สามารถคำนวณได้จากต้นทุนการลงทุนรวมถึงค่าบำรุงรักษาและค่าเสื่อมสภาพอุปกรณ์เปรียบเทียบกับปริมาณหน่วยไฟฟ้าที่ผลิตได้จากโซลาร์เซลล์ต่อปี และเป็นที่ทราบกันดีว่ารูปแบบกระบวนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์เป็นการนำเอาพลังงานแสงอาทิตย์มาแปลงเป็นพลังงานไฟฟ้าในรูปแบบที่เรียกว่าแอคทีฟโซลาร์ (Active Solar) ด้วยวิธีโฟโตโวลตาอิก (Photovoltaic) เพื่อเปลี่ยนพลังงานแสงอาทิตย์ไปเป็นพลังงานไฟฟ้าโดยตรง [9] จึงกล่าวได้ว่ายิ่งค่ารังสีอาทิตย์มีมากเท่าไร ประสิทธิภาพการผลิตไฟฟ้าด้วยโซลาร์เซลล์ก็จะมีมากเท่านั้น แต่เนื่องจากการวัดค่ารังสีอาทิตย์จะใช้เครื่องมือวัดไพราโนมิเตอร์ (Pyranometer) สำหรับใช้วัดรังสีรวม และเครื่องวัดไพร์เฮลิโอมิเตอร์ (Pyrheliometer) สำหรับใช้วัดรังสีตรง ดังนั้นถ้าหากนำเครื่องวัดดังกล่าวมาใช้เพียงเพื่อหาความคุ้มค่าของการลงทุนติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปก็คงไม่คุ้มค่าต่อการซื้อเข้ามาเท่าใดนัก อันเนื่องมาจากเครื่องวัดค่อนข้างมีราคาและต้องใช้ระยะเวลาพอสมควรในการวัดเพื่อให้ได้ข้อมูลที่เพียงพอต่อการตัดสินใจ แต่ถ้าหากดูข้อมูลรังสีอาทิตย์จากแหล่งข้อมูลที่มีอยู่ อาทิเช่น ข้อมูลปี พ.ศ. 2560 จากกรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน ประเทศไทยมีสถานีวัดรังสีอาทิตย์จำนวน 38 สถานีเท่านั้น [10] ซึ่งเห็นได้ว่าข้อมูลไม่ครอบคลุมทุกพื้นที่ในประเทศไทย ด้วยเหตุนี้เองจึงมีนักวิชาการพยายามศึกษาวิธีการหาค่ารังสีอาทิตย์จากการพยากรณ์ด้วยการอาศัยตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับค่ารังสีอาทิตย์ อาทิเช่น



อุณหภูมิต่ำ ความเร็วลม ความชื้น สภาพท้องฟ้า พิกัดภูมิศาสตร์ เป็นต้น ผ่านวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN) ระบบอนุมานฟัซซี (Fuzzy) วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) เป็นต้น

อย่างไรก็ตามยังมีอีกวิธีการหนึ่งที่น่าสนใจ ที่ไม่จำเป็นต้องอาศัยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการพยากรณ์ โดยวิธีที่ว่านี้ก็คือการสร้างสมการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยแต่ละตัวด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square: OLS) ซึ่งเป็นรูปแบบหนึ่งของการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้น (Multiple Linear Regression: MLR) โดยวิธีการดังกล่าวเป็นวิธีการทางสถิติที่อาศัยความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ หรือที่เรียกว่าตัวแปรตาม (Dependent Variable) กับตัวแปรอื่นที่สัมพันธ์หรือมีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม ที่เรียกว่าตัวแปรอิสระ (Independent Variable)

ด้วยเหตุนี้ผู้วิจัยจึงมีความสนใจศึกษาวิธีการสร้างสมการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธี OLS จากการอาศัยตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อค่ารังสีอาทิตย์ และเพื่อให้ผลการศึกษาค้นคว้ามีความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น จึงได้เปรียบเทียบผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี ANN ซึ่งเป็นวิธีที่นักวิชาการต่างให้การยอมรับ และค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการวัดจริง รวมถึงนำผลพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน ทั้งนี้เพื่อศึกษาถึงความเป็นไปได้ในการนำวิธี OLS ไปพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์สำหรับใช้คำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ซึ่งอาจเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการวิเคราะห์ถึงความคุ้มค่าต่อการลงทุนติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปในอนาคต

### จุดมุ่งหมายของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาหาตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อค่ารังสีอาทิตย์
2. เพื่อศึกษาผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี OLS และวิธี ANN
3. เพื่อศึกษาผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน โดยอาศัยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์

### ความสำคัญของการวิจัย

การวิจัยนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้สนใจการผลิตกำลังไฟฟ้าที่ได้จากโซลาร์รูฟท็อป ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS ซึ่งเป็นวิธีในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ เพื่อนำผลการพยากรณ์ที่ได้ไปเป็นพารามิเตอร์ของสมการสำหรับคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

### ขอบเขตของการวิจัย

1. ศึกษาตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อค่ารังสีอาทิตย์
2. พยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ด้วยวิธี OLS และวิธี ANN จากการอาศัยตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อค่ารังสีอาทิตย์ จาก 3 สถานที่ ได้แก่ อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย ห้องปฏิบัติการแห่งชาติโอกรีตจ์ ประเทศสหรัฐอเมริกา และสนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย
3. เปรียบเทียบผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ระหว่างวิธี OLS และวิธี ANN
4. นำผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ของสมการสำหรับหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน
5. เปรียบเทียบผลการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการนำผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี OLS และวิธี ANN
6. วิเคราะห์ปัจจัยที่ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนจากนำผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้นำไปใช้เป็นพารามิเตอร์ของสมการสำหรับหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

### นิยามศัพท์เฉพาะ

1. รังสีอาทิตย์ คือ รังสีช่วงที่มองเห็นได้ (Visible Radiation) ประกอบด้วย แสงสีม่วง คราม น้ำเงิน เขียว เหลือง แสด แดง และยังรวมถึงรังสีที่ช่วงที่มองไม่เห็น (Invisible Radiation) เช่น รังสีอินฟราเรด และรังสีอัลตราไวโอเล็ต (UV)
2. กำลังการผลิตไฟฟ้าจากระบบโซลาร์รูฟท็อป คือ การผลิตพลังงานไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์ที่ติดตั้งอยู่บนอาคารต่างๆ ภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา พิษณุโลก
3. การประมาณค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยแต่ละตัวด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด คือ วิธีการประมาณค่าคงที่และสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระแต่ละตัว โดยให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์แตกต่างกันน้อยที่สุด
4. วิธีโครงข่ายประสาทเทียม คือ โมเดลทางคอมพิวเตอร์ที่ใช้สำหรับประมวลผลข้อมูลด้วยวิธีการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ ซึ่งแนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้มาจากการศึกษาโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric Network) ในสมองที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neurons) และจุดประสานประสาท (Synapses) โดยเซลล์ประสาทหลายๆ เซลล์ที่ถูกเชื่อมต่อกันด้วยจุดประสานประสาทจนกลายเป็นโครงข่ายประสาทที่ทำงานร่วมกัน

## บทที่ 2

### บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้อง

เนื่องด้วยการศึกษาในครั้งนี้เป็นการศึกษาการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธี OLS และวิธี ANN ดังนั้นเพื่อให้การศึกษาค้นคว้าครั้งนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้นจึงได้ศึกษาบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

1. บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์
2. บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้น
3. สรุปบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้อง
4. การวิเคราะห์และสังเคราะห์

### บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์

#### 1. บทความปริทัศน์ในประเทศ

ศิริพงษ์ เวทการ [11] ได้ทำการศึกษการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณรังสีอาทิตย์จากสภาพอากาศที่ส่งผลกระทบต่อโดยตรงที่ทำให้เกิดความผันผวนและความไม่แน่นอนต่อโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ด้วยวิธี ANN ซึ่งเป็นการพยากรณ์ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์แบบรายครึ่งชั่วโมงในโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่มีกำลังการผลิตอยู่ที่ 4 MW ต่อวันในจังหวัดแม่ฮ่องสอน ทั้งนี้ข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการพยากรณ์ประกอบด้วย อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ความชื้นเฉลี่ยรายวัน ปริมาณฝนเฉลี่ยรายวัน และปริมาณเมฆเฉลี่ยรายวัน โดยข้อมูลทั้งหมดได้มาจากสถานีตรวจวัดสภาพอากาศอำเภอแม่สะเรียง ใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 7.00 น. ถึงเวลา 18.00 น. ของ วันที่ 1-7 มกราคม พ.ศ. 2557 สำหรับการเรียนรู้ของระบบ และใช้ข้อมูลวันที่ 8 มกราคม พ.ศ. 2557 สำหรับการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ ทั้งนี้ ANN ที่ใช้เป็นแบบแพร่ย้อนกลับ ฟังก์ชันการเรียนรู้ใช้เลเวนเบิร์กมาร์ควาร์ด (Levenberg Marquardt) ฟังก์ชันถ่ายโอนชั้นซ่อนเป็นแบบล็อกซิกมอยด์ (Logsig) 25 นิวรอน ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear) ผลการศึกษาพบว่า ผลของการพยากรณ์รังสีอาทิตย์รายครึ่งชั่วโมงใน 1 วันล่วงหน้าด้วยวิธี ANN มีค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ไม่เกิน 5%

จักรพันธ์ นันทพันธุ์กุล และบุญยัง ปลั่งกลาง [12] ได้ประยุกต์ใช้ ANN แบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) ด้วยฟังก์ชันการเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์กมาร์ควาร์ด และใช้ข้อมูลรังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงของวันถัดไปที่กระทำบนระนาบใดๆ จากโปรแกรมโฮมเมอร์ (Homer) ป้อนเข้าระบบ ANN

โดยโปรแกรมโฮมเมอร์เป็นโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองระบบพลังงานทดแทนต่างๆ รวมทั้งพลังงานแสงอาทิตย์ที่สามารถแสดงค่ารังสีดวงอาทิตย์ ณ บริเวณที่ต้องการทราบได้ ทั้งนี้ผลจากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของระบบผลิตไฟฟ้าโซลาร์เซลล์ด้วยวิธี ANN จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าที่ได้จากโปรแกรม Homer โดยใช้กล่องเครื่องมือโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Toolbox) ของโปรแกรมแมทแลป (MATLAB) ทั้งนี้ ANN จะประกอบไปด้วยชั้นอินพุต จำนวน 1 ชั้น มีจำนวนนิวรอนเท่ากับจำนวนชุดข้อมูล และชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2 ชั้น จำนวนปมประสาทจะขึ้นอยู่กับการทดลองออกแบบโครงข่าย และชั้นเอาต์พุตจำนวน 1 ชั้น สำหรับตัวแปรในการพยากรณ์จะใช้ค่าปริมาณแสงอาทิตย์และค่ากำลังไฟฟ้าแบบรายชั่วโมงที่ผลิตได้ตั้งแต่ 0:00 - 23:00 น. จากโปรแกรมโฮมเมอร์ อุณหภูมิอากาศ และดัชนีสภาพท้องฟ้าของวันถัดไป ทั้งนี้สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ผลการศึกษาพบว่า ANN ที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนเป็นแบบล็อกซิกมอยด์และในชั้นเอาต์พุตเป็นแบบเชิงเส้นมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุดเมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับข้อมูลจากโปรแกรมโฮมเมอร์ โดยมีค่า MAPE อยู่ที่ 4.60%

ชาติรี มากมี, ปฐมภรณ์ ศรีผดุงธรรม และอุสาห์ บุญบำรุง [13] ได้เสนอการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN แบบแพร่ค่าย้อนกลับ โดยใช้ความสัมพันธ์ของช่วงเวลา ความเข้มแสง ความเร็วลม อุณหภูมิแวดล้อม และอุณหภูมิแผง เพื่อใช้ในการพยากรณ์ความเข้มแสงเฉลี่ยรายชั่วโมงและรายวันใน 24 ชั่วโมงข้างหน้า โดยใช้ข้อมูลจริงจากระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสานของศูนย์บริการนักท่องเที่ยววังกกวาง อุทยานแห่งชาติภูกระดึง ตั้งแต่วันที่ 1 พฤศจิกายน พ.ศ. 2553 ถึงวันที่ 23 สิงหาคม พ.ศ. 2555 มาทำการเรียนรู้ระบบเพื่อหารูปแบบและค่าอินพุตที่มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ พร้อมทั้งทดสอบวิธี ANN จากการเลือกข้อมูลในช่วงเวลาต่างๆ กัน ซึ่งจากผลการศึกษาพบว่า การพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายวันด้วยวิธี ANN มีค่า MAPE อยู่ที่ 9.87% และการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงมีค่า MAPE อยู่ที่ 41.05%

รุ่งรัตน์ วัตตาล, สมเจตน์ ภัทรพานิชชัย และเสริม จันทร์ฉาย [14] ได้เสนอแบบจำลองประสิทธิภาพแสงสว่างรวมบนระนาบในแนวตั้งที่สภาพท้องฟ้าทั่วไปแบบรายชั่วโมงเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการวัด ซึ่งในการพัฒนาแบบจำลองสำหรับคำนวณความเข้มแสงสว่างสามารถหาได้จากประสิทธิภาพแสงสว่าง (Luminous Efficacy,  $K$ ) ซึ่งเป็นอัตราส่วนของปริมาณแสงสว่างที่สายตามนุษย์สามารถตอบสนองได้ ( $E$ ) ต่อรังสีอาทิตย์เฉพาะขณะในช่วงความยาวคลื่นกว้าง (0.3-3.0  $\mu\text{m}$ ) ( $I$ ) มีหน่วยเป็นลูเมนต่อวัตต์ ( $\text{lm/W}$ ) เขียนในรูปสมการได้เป็น  $K = E/I$  โดยแบบจำลองดังกล่าวจะแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าประสิทธิภาพแสงสว่างรวมบนระนาบในแนวตั้งกับค่าโคไซน์ของมุม Zenith ของดวงอาทิตย์ ปริมาณโอโซน ค่าความลึกเชิงแสงของฝุ่นละออง ปริมาณไอน้ำในบรรยากาศ และดัชนีเมฆ โดยข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองนำมาจาก 2 สถานี คือ ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาค

ตะวันออกเฉียงเหนือ อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี (15.25 N, 104.87 E) และที่คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร อำเภอเมือง จังหวัดนครปฐม (13.82 °N, 100.04 °E) โดยใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2556-2557 จากนั้นทำการทดสอบสมรรถนะของแบบจำลองที่สร้างขึ้นโดยใช้ข้อมูลที่ได้จากสถานีวัดดังกล่าวในปี พ.ศ. 2558 ผลที่ได้พบว่าแสงสว่างรวมบนระนาบในแนวตั้งที่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองมีความสอดคล้องกับค่าที่ได้จากการวัดจริงค่อนข้างดี โดยที่สถานีอุบลราชธานีมีค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความแตกต่างยกกำลังสอง (Root Mean Square Difference: RMSD) อยู่ที่ 13.79% ส่วนสถานีนครปฐมมีค่า RMSD อยู่ที่ 15.46%

อนุชา ตีผาง และพรหมชัย สุพรรณ [15] ได้ทำการศึกษาเพิ่มประสิทธิภาพแผงโซลาร์เซลล์ ด้วยการออกแบบระบบติดตามดวงอาทิตย์ โดยทดลองใช้แผงโซลาร์เซลล์ขนาด 80 วัตต์ จำนวน 3 แผง ทั้งนี้แผงโซลาร์เซลล์จะถูกระบายความร้อนด้วยน้ำจากปั๊มที่ควบคุมด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์พร้อมทั้งกำหนดช่วงเวลาการเคลื่อนที่ของแผงเพื่อติดตามดวงอาทิตย์ทุกๆ 1 ชั่วโมง ร่วมกับการพ่นละอองน้ำระบายความร้อน ทั้งนี้เนื่องจากในแต่ละฤดูจะมีอุณหภูมิแวดล้อมและเวลาการขึ้นลงของดวงอาทิตย์ที่ต่างกัน ดังนั้นจึงแบ่งการทำงานของระบบออกเป็น 3 รูปแบบ ตามลักษณะฤดูกาลในประเทศไทย พร้อมทั้งเปรียบเทียบระหว่างแผงที่ติดตั้งระบบติดตามดวงอาทิตย์ร่วมกับระบบระบายความร้อนด้วยน้ำกับแผงโซลาร์เซลล์ที่ติดตั้งอยู่กับที่และทำมุมเอียง 16 องศากับแนวระนาบ โดยที่ไม่มีระบบระบายความร้อน ผลจากการศึกษาพบว่าแผงที่ติดตั้งระบบติดตามดวงอาทิตย์ร่วมกับระบบระบายความร้อนด้วยน้ำมีอุณหภูมิแผงลดลงโดยเฉลี่ยประมาณ 2.9 องศาเซลเซียส และได้กำลังไฟฟ้าจากแผงมากกว่าแผงโซลาร์เซลล์ที่ติดตั้งอยู่กับที่และไม่มีระบบระบายความร้อนประมาณ 16.9 วัตต์ หรือประมาณ 28.36 เปอร์เซ็นต์

เกียรติศักดิ์ พรหมจำปา, รุ่งเพชร ก่องนอก และ บุญยั้ง ปลั่งกลาง [16] ได้ทำการศึกษาผลกระทบจากอุณหภูมิที่ส่งผลต่อการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์ส่งผลให้ผลิตได้น้อยลง ซึ่งในบทความนี้ได้ทำการเก็บข้อมูลที่ได้จากการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์ที่ประกอบด้วย อุณหภูมิโดยรอบของพื้นที่ อุณหภูมิหน้าแผง แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า และพลังงานไฟฟ้าที่ได้ โดยทำการศึกษาในรอบ 1 เดือน ผลจากการศึกษาพบว่า เมื่อขณะที่อุณหภูมิแผงโซลาร์เซลล์มีค่าสูงขึ้นส่งผลให้พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากแผงโซลาร์เซลล์น้อยลงกว่าแผงโซลาร์เซลล์ที่มีอุณหภูมิต่ำกว่า

พีระวุฒิ ชินวรรังสี และคณะ [17] ได้ศึกษาสมรรถนะและความคุ้มค่าของเทคโนโลยีแผงโซลาร์เซลล์ต่างชนิดกัน ด้วยการติดตั้งระบบผลิตไฟฟ้าจากแผงโซลาร์เซลล์จำนวน 6 ระบบบนหลังคาในประเทศไทย พร้อมทั้งทำการบันทึกข้อมูลในระยะเวลา 1 ปี โดยผลจากการศึกษาพบว่าแผงโซลาร์เซลล์ชนิดอะมอร์ฟัสซิลิคอน มีค่าสมรรถนะสูงที่สุดเท่ากับ 82.2% ขณะที่แผงโซลาร์เซลล์ชนิดผลึกเดี่ยวซิลิคอน มีค่าสมรรถนะต่ำที่สุดเท่ากับ 68.9% นอกจากนี้เทคโนโลยีของแผงโซลาร์เซลล์

ชนิดโพลีคริสตัลไลน์มีความเหมาะสมและคุ้มค่าที่สุดสำหรับใช้ในระบบผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์แบบติดตั้งบนหลังคาในปัจจุบัน

## 2. บทความปริทัศน์ต่างประเทศ

Rahimikhoob [18] ได้ทำการศึกษาการประเมินรังสีอาทิตย์แบบรายวันในพื้นที่ตะวันตกเฉียงใต้ของประเทศอิหร่าน ด้วยวิธี ANN โดยใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มารควาร์ต ตัวแปรอิสระที่ใช้ประกอบด้วย อุณหภูมิสูงสุด, อุณหภูมิต่ำสุด และรังสีอาทิตย์นอกโลก โดยใช้ข้อมูลในช่วงปี ค.ศ. 1994-2001 สถิติที่ใช้ในการศึกษา คือ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง ผลจากการศึกษาพบว่า การประเมินรังสีอาทิตย์แบบรายวันด้วยวิธี ANN มีค่า  $2.534 \text{ MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$

Mejdoul, Taqi and Belouaggadia [19] ได้ทำการศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายวันในประเทศโมร็อกโก ด้วยวิธี ANN โดยใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Broyden Fletcher Goldfarb Shanno (BFGS) โดยใช้ตัวแปรอิสระที่ประกอบด้วย อุณหภูมิสูงสุด, อุณหภูมิต่ำสุด, ความชื้นสัมพัทธ์, ปริมาณฝน, ความยาวนานของแสงอาทิตย์ ผลจากการศึกษาพบว่า ค่า MAPE มีค่าอยู่ที่ 1% และค่า MSE มีค่าอยู่ที่  $1.2 \text{ MJ} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{day}^{-1}$

Neelamegam and Amirtham [20] ได้ทำการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายเดือนในประเทศอินเดียด้วยวิธี ANN โดยแบ่งเป็น 2 โมเดล คือ โมเดลแรกใช้ 4 เมืองสำหรับการเรียนรู้ระบบและใช้อีก 1 เมืองสำหรับการทดสอบ โมเดล 2 ใช้ทั้งหมด 5 เมืองสำหรับการเรียนรู้และทดสอบระบบ โดยทั้ง 2 โมเดลใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้ 4 แบบด้วยกัน คือ Gradient Descent (GD), Levenberg Marquardt (LM), Resilient Propagation (RP) และ Scaled Conjugate Gradient (SCG) และใช้ตัวแปรอิสระที่ประกอบด้วย ระดับความสูงน้ำทะเล ละติจูด ลองจิจูด เดือน อุณหภูมิเฉลี่ย ความกดอากาศ ความเร็วลม และความชื้นสัมพัทธ์ โดยใช้ข้อมูลในช่วงปี 2000-2009 สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) โดยผลจากการศึกษาพบว่า โมเดล 1 ที่ใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้ GD, LM, RP and SCG มีค่า MSE อยู่ที่ 11.213, 4.549, 5.019 และ 5.148 ตามลำดับ ส่วนโมเดล 2 ที่ใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ GD, LM, RP และ SCG มีค่า MSE อยู่ที่ 10.766, 3.646, 4.960 และ 4.079 ตามลำดับ

Costa Rocha et al. [21] ได้ประเมินค่ารังสีอาทิตย์แบบรายวัน รายเดือน และรายปีของเมืองโพลิตาเลซาร์ (Fortaleza) ในประเทศบราซิล ด้วยวิธี ANN โดยใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Broyden Fletcher Goldfarb Shanno (BFGS) ใช้ตัวแปรอิสระที่ประกอบด้วย วันที่แต่ละวันใน 1 ปี, อุณหภูมิสูงสุด, อุณหภูมิต่ำสุด, ปริมาณฝน, ดัชนีท้องฟ้า, รังสีอาทิตย์นอกโลก, ค่าความชื้นสัมพัทธ์, การระเหยในบรรยากาศ และความเร็วลม ผลการศึกษาพบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของการประเมินค่ารังสีอาทิตย์แบบรายวัน รายเดือน และรายปี มีค่าอยู่ที่ 8.76, 0.0929

และ 0.0858 ตามลำดับ และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ของการประเมินค่ารังสีอาทิตย์แบบรายวัน รายเดือน และรายปี มีค่าอยู่ที่ 14.87%, 18.17% และ 20.83% ตามลำดับ

Jain and Lalwani [22] ได้ศึกษาการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงบนพื้นผิวดินราบเอียง 26 องศา ด้วยวิธี ANN ในกรณีศึกษาเมืองจูดห์ปุระ (Judhpur) ของแคว้นราชสถาน (Rajasthan) ประเทศอินเดีย ซึ่งตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด 26 องศา 3 ลิปดาเหนือ และลองจิจูด 77 องศา 48 ลิปดาตะวันออก โดยตัวแปรอินพุตที่ใช้ในการพยากรณ์ ได้แก่ รังสีอาทิตย์ที่นอกโลก รังสีอาทิตย์ในโลกบนผิวดิน มุมเซนิต และมุมตกกระทบ โดยใช้ข้อมูลในช่วงเดือนมกราคม-เดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN จะใช้โปรแกรมสถิติอาร์ (R Statistical Software) ประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุต ชั้นเอ้าท์พุต และชั้นซ่อน สถิติที่ใช้ในการศึกษาได้แก่ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error: MSE), ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE), ค่าความคลาดเคลื่อนเอนเอียงเฉลี่ย (Mean Bias Error: MBE), ค่าความคลาดเคลื่อนเอนเอียงเฉลี่ยสัมพัทธ์ (Relative Mean Bias Error: RMBE), ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Relative Root Mean Square Error: RRMSE), สัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (Coefficient of Determination:  $R^2$ ) และค่าสถิติที (t-Statistical) ผลจากการศึกษาพบว่า ค่า MSE เท่ากับ 0.0001, ค่า RMSE เท่ากับ 0.0119, ค่า MBE เท่ากับ -0.0007, ค่า RMBE เท่ากับ -0.1062, ค่า RRMSE เท่ากับ 1.8517, ค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.9971 และ ค่า t-Statistical เท่ากับ 1.8782

Shubham and Padmanabh [23] ได้ศึกษาการพยากรณ์รังสีรวมของดวงอาทิตย์แบบรายชั่วโมงที่ตกกระทบพื้นผิวดินบนพื้นราบด้วยวิธี ANN แบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ซึ่งในการศึกษานี้ใช้ชั้นซ่อน 2 ชั้น มีจำนวน 4 และ 3 นิวรอน ตัวแปรอินพุตที่นำมาใช้ในการพยากรณ์เป็นข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา เช่น สภาพของเมฆ ค่าความชื้นสัมพัทธ์ ทัศนวิสัยทัศนการณ์มองเห็น และอุณหภูมิ เป็นต้น โดยทำการศึกษา 2 แห่ง คือ เมืองเล็คเฟลด์ (Lechfeld) ในประเทศเยอรมัน ที่พิกัดตำแหน่งละติจูด 48.11 องศาเหนือ และลองจิจูด 10.51 องศาตะวันออก และเมืองเมอร์คิวรี (Mercury) ในรัฐเนวาดา ประเทศสหรัฐอเมริกา ที่พิกัดตำแหน่งละติจูด 32.62 องศาเหนือ และลองจิจูด 116.02 องศาตะวันตก ทั้งนี้ข้อมูลที่นำมาใช้ในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ของเมืองเล็คเฟลด์เป็นข้อมูลในช่วงเดือนสิงหาคม พ.ศ.2558 ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2559 โดยใช้ข้อมูลช่วงเดือนสิงหาคม พ.ศ.2557 ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2558 สำหรับการเรียนรู้ของระบบ และข้อมูลที่นำมาใช้ในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ของเมืองเมอร์คิวรีคือปี พ.ศ. 2548 โดยใช้ข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2545-2547 สำหรับการเรียนรู้ระบบ โดยผลจากการศึกษาพบว่า ที่เมืองเล็คเฟลด์มีค่าความแม่นยำในการพยากรณ์โดยเฉลี่ยที่ 85%-89% และที่เมืองเมอร์คิวรีมีค่าความแม่นยำในการพยากรณ์โดยเฉลี่ยที่ 92%

Mutaz and Ahmad [24] ได้ศึกษาเปรียบเทียบการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงของเมืองไคไตอา (Kaitia) ประเทศนิวซีแลนด์ ที่พิกัด 36.35 องศาตะวันออก และ 7.42 องศาใต้ ด้วยวิธี ANN จาก 3 รูปแบบ ได้แก่ เพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) โครงข่ายถดถอยอัตโนมัติแบบไม่เชิงเส้นกับการป้อนข้อมูลภายนอก (Nonlinear Autoregressive Network With Exogenous Inputs: NARX) และฟังก์ชันฐานหลักที่แผ่รัศมี (Radial Basis Function: RBF) ใช้กระบวนการเรียนรู้ของระบบแบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ด พร้อมทั้งศึกษาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนว่าจำนวนใดที่มีความเหมาะสมมากที่สุด ตั้งแต่ 10–100 นอกจากนี้ยังศึกษาถึงตัวแปรอินพุตจำนวน 9 ตัว ได้แก่ ทิศทางลม ความเร็วลม อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด อุณหภูมิเฉลี่ย ค่าความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย ความกดอากาศ มุมอาซิมูท และมุมเซนิต ซึ่งข้อมูลของตัวแปรเหล่านี้สามารถหาได้จากเว็บไซต์สภาพภูมิอากาศแห่งชาตินิวซีแลนด์ (The New Zealand's National Climate) โดยช่วงของข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาจะอยู่ในช่วง 1 เมษายน พ.ศ. 2557 ถึง 31 มีนาคม พ.ศ. 2558 ทั้งนี้ในการศึกษาจะแบ่งรูปแบบการศึกษออกเป็น 12 รูปแบบ โดยอาศัยการจับกลุ่มตัวแปรอินพุตตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไปจนถึงการจับกลุ่มทั้งหมด 9 ตัว พร้อมทั้งทำการศึกษาว่า ANN รูปแบบใดที่ให้ผลดีที่สุด โดยผลการศึกษาพบว่า ANN แบบ RBF ให้ผลดีที่สุด จำนวนนิวรอน 10 ตัว เหมาะสมที่สุด และตัวแปรทั้ง 9 ตัวมีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงดีที่สุด

Anwar and Deshmukh [25] ได้ใช้วิธี ANN พยากรณ์ศักยภาพพลังงานแสงอาทิตย์แบบรายเดือนในรัฐอันธรประเทศ (Andhra Pradesh) และรัฐเตลังคานา (Telangana) ซึ่งอยู่ทางตอนใต้ของประเทศอินเดีย โดยทั้ง 2 รัฐอยู่ที่พิกัดละติจูด 12 องศา 41 ลิปดาเหนือ, ลองจิจูด 77 องศาตะวันออก และละติจูด 22 องศาเหนือ, ลองจิจูด 84 องศา 40 ลิปดาตะวันออก ตามลำดับ ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทางภูมิศาสตร์และอุตุนิยมวิทยาจาก 28 สถานที่ใน 2 รัฐ ในช่วงเวลา 22 ปีที่ผ่านมา ที่ได้มาจากภูมิศาสตร์ดาวเทียมของนาซ่า (NASA) ประกอบด้วย ละติจูด ลองจิจูด และอัลติจูด ระยะเวลา แสงแดดเฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ย ความเร็วลมเฉลี่ย ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย และปริมาณน้ำฝนโดยเฉลี่ย ทั้งนี้ในส่วนของโครงสร้างของ ANN ที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นแบบป้อนไปข้างหน้ากับการถอยทอดกลับหลายชั้น (Feed Forward with Back Propagation Neural Networks: FBPNN) โดยผลจากการศึกษาพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.996 และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์น้อยกว่า 5%

Khuffash, Lamont and Abdel-Magid [26] ได้ทำการศึกษาการเพิ่มความถูกต้องของรูปแบบจำลองโซลาร์เซลล์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากผลกระทบที่เกิดจากสภาพแวดล้อมต่างๆ ซึ่งในการออกแบบด้วยวิธี ANN จะใช้สภาพอากาศในการจำลองรูปแบบเพื่อคาดเดาค่าที่แท้จริงของการเกิดกระแสไฟฟ้าลัดวงจร (Short Circuit Current) และค่าแรงดันไฟฟ้าเปิดวงจร (Open Circuit Voltage) ที่ประกอบไปด้วย อุณหภูมิ ความชื้น ความเร็วลม ที่ได้จากสถานีอากาศ และรังสีอาทิตย์



ที่ได้จากการวัดด้วยไพโรมิเตอร์ (Pyranometer) ที่ติดตั้งควบคู่ไปกับแผงโซลาร์เซลล์ตามมาตรฐานการทดสอบกลางแจ้ง IEC 61724 ทั้งนี้แผงโซลาร์เซลล์ที่นำมาใช้ในการทดสอบเป็นแผงชนิดโมโนคริสตัลไลน์ (Monocrystalline) ที่มีประสิทธิภาพ 15.5% เป็นการศึกษาในสหรัฐอเมริกาสำหรับเอมิเรตส์ ซึ่งตั้งอยู่ที่พิกัด 23 องศา 49 ลิปดาเหนือ โดยแผงโซลาร์เซลล์ทำมุม 25 องศา หันหน้าแผงไปทางทิศใต้ ส่วนค่าเอาต์พุตของแผงจะถูกบันทึกด้วยอุปกรณ์มอนิเตอร์พลังงานแสงอาทิตย์ (Photovoltaic Power Monitoring: PVPM) สำหรับการอ่านค่าเส้นโค้งของกระแสและแรงดัน (I-V Curve) เส้นโค้งกำลัง (Power Curve) กำลังไฟฟ้าสูงสุด กระแสไฟฟาลัดวงจร และแรงดันไฟฟ้าเปิดวงจร สำหรับโครงสร้างของ ANN ที่ใช้ในการวิเคราะห์ผลจะเป็นแบบป้อนกลับ 1 ชั้นซ่อน 10 นิวรอน โดยผลการศึกษาพบว่า กระแสไฟฟาลัดวงจรและค่าแรงดันไฟฟ้าเปิดวงจรที่เกิดจากการคาดเดาด้วยวิธี ANN กับค่าที่ได้จากการวัดจริง มีค่าความผิดพลาดไม่เกิน 2%

Khan, Zhu, Khana and Panjwanib [27] ได้ทำการศึกษารูปแบบการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าแสงอาทิตย์ขนาด 3 kW แบบสุ่มเวลาทุกๆ 15 นาทีด้วยวิธี ANN ตัวแปรอินพุตที่ใช้ในการพยากรณ์ประกอบด้วยรังสีอาทิตย์ อุณหภูมิ ความชื้น และความเร็วลม โดยตัวแปรอินพุตเหล่านี้ยังแบ่งตามสภาพของภูมิภาคอีกด้วย ได้แก่ ช่วงอากาศแจ่มใส ช่วงอากาศมีหมอกปกคลุม และในช่วงฝนตก ทั้งนี้ข้อมูลได้มาจาก North China Electric Power University ในกรุงปักกิ่ง ประเทศจีน และตัวแปรอินพุตอีกตัวที่ใช้คือกำลังไฟฟ้าจริง โดยข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของระบบ เป็นข้อมูลวันที่ 1 สิงหาคม - 30 กันยายน พ.ศ. 2558 ส่วนข้อมูลสำหรับทดสอบผลการพยากรณ์จะใช้ข้อมูลในวันที่ 1 และ 2 ในตุลาคม พ.ศ. 2558 นอกจากนี้ในส่วนโครงสร้างของ ANN เป็นแบบ Cascade Feed Forward สถิติที่ใช้ ได้แก่ รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Root Mean Absolute Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) ผลจากการศึกษาพบว่า ค่า RMSE ของวันที่ 1 และ 2 มีค่า 0.180 kW และ 0.428 kW ตามลำดับ และ MSE ของวันที่ 1 และ 2 มีค่า 0.103 kW และ 0.178 kW ตามลำดับ

Siva Krishna Rao K, Premalatha and Naveen [28] ได้ศึกษารูปแบบการพยากรณ์รังสีอาทิตย์บนพื้นราบแบบรายวัน ณ เมืองตริรุชชีร์ปัลลิลี (Tiruchirappalli) ที่อยู่ในภาคกลางตอนใต้ของประเทศอินเดีย ที่พิกัดละติจูด 10.8050 องศาเหนือ ลองจิจูด 78.6856 องศาตะวันออก ด้วยวิธี ANN ทั้งนี้โครงสร้างของ ANN เป็นแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward) ประกอบด้วยชั้นซ่อน 1 ชั้น 20 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดต์ และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลือกซิมมอยด์ โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ประกอบด้วย รังสีดวงอาทิตย์แบบรายวัน อุณหภูมิต่ำสุดแบบรายวัน อุณหภูมิสูงสุดแบบรายวัน ความต่างของอุณหภูมิต่ำสุดกับสูงสุดแบบรายวัน ชั่วโมงแสงแดด ชั่วโมงแสงแดดเชิงทฤษฎี และรังสีอาทิตย์นอกระยะอากาศโลก โดยข้อมูลในส่วนของรังสีอาทิตย์บนพื้นราบและอุณหภูมิบรรยากาศได้จากการวัดด้วยซิลิคอนไพโรมิเตอร์และเซนเซอร์วัดอุณหภูมิตามลำดับ

ทำการเก็บข้อมูลทุกๆ ชั่วโมงตั้งแต่เวลา 06.30-18.30 น. ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2558 โดยข้อมูลในช่วง 2 ปีแรกไว้สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ส่วนข้อมูลปีสุดท้าย สำหรับการทดสอบเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ นอกจากนี้ยังได้ศึกษาถึง รูปแบบการพยากรณ์ 6 รูปแบบ ได้แก่ การพยากรณ์ด้วยตัวแปรอินพุตจำนวนตั้งแต่ 1-6 ตัวตัวแปร สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Percentage Error: MPE) ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Average Percentage Error: MAPE) และ ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Relative Root Mean Square Error: RRMSE) โดยผลจากการศึกษาพบว่า รูปแบบการพยากรณ์ที่มีตัวแปรอินพุต 2 ตัวรวมกันจะ ให้ผลการพยากรณ์ถูกต้องแม่นยำที่สุด โดยจับคู่กันระหว่างความต่างของอุณหภูมิต่ำสุดกับสูงสุดแบบ รายวันกับรังสีดวงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก โดยมีค่า MSE อยู่ที่ 1.32% ค่า MAPE อยู่ที่ 2.61% และค่า RRMSE อยู่ที่ 3.96%

Marzo et al. [29] ได้ทำการประเมินรังสีอาทิตย์แบบรายวันในพื้นที่ทะเลทรายโดยใช้ อุณหภูมิสูงสุดในแต่ละวันและรังสีดวงอาทิตย์นอกโลก ทั้งนี้พื้นที่ทะเลทรายที่ใช้ในการศึกษาจะมี ทั้งหมด 13 สถานี โดยสถานีที่ 1 อยู่ที่เมืองแอนโตฟากัสตา (Antofagasta) ในประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่ พิกัดละติจูด  $23^{\circ} 54'$  ใต้ และลองจิจูด  $70^{\circ} 27'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 632 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 271 วัน (1 กันยายน พ.ศ. 2555 – 31 พฤษภาคม พ.ศ. 2557) สถานีที่ 2 อยู่ที่ เมืองแอนโตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $23^{\circ} 55'$  ใต้ และลองจิจูด  $69^{\circ} 45'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 871 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 303 วัน (1 กันยายน พ.ศ. 2555 – 31 พฤษภาคม พ.ศ. 2557) สถานีที่ 3 อยู่ที่เมืองแอนโตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $24^{\circ} 06'$  ใต้ และลองจิจูด  $69^{\circ} 04'$  ตะวันตก โดยมีความสูงจากระดับน้ำทะเล 3,067 เมตร จำนวนวันที่มี การวัด 609 วัน (1 กันยายน พ.ศ. 2555 – 31 พฤษภาคม พ.ศ. 2557) สถานีที่ 4 อยู่ที่เมืองมาร์ฟา เอลเนาในเขตเมืองแอนโตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $22^{\circ} 19'$  ใต้ และลองจิจูด  $69^{\circ} 31'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 1,229 เมตร จำนวนวันที่วัด 523 วัน (1 สิงหาคม พ.ศ. 2555 – 30 พฤศจิกายน พ.ศ. 2556) สถานีที่ 5 อยู่ที่เมืองเซียร์รอร์ดาดา (Sierra Gorda) ในเขตเมืองแอน โตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $22^{\circ} 19'$  ใต้ และลองจิจูด  $69^{\circ} 31'$  ตะวันตก มีความสูง จากระดับน้ำทะเล 1,229 เมตร จำนวนวันที่วัด 523 วัน (1 สิงหาคม พ.ศ. 2555 – 30 พฤศจิกายน พ.ศ. 2556) สถานีที่ 6 อยู่ที่เมืองแอนโตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $24^{\circ} 03'$  ใต้ และ ลองจิจูด  $69^{\circ} 34'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 1,278 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 210 วัน (1 มีนาคม พ.ศ. 2556 – 30 กันยายน พ.ศ. 2556) สถานีที่ 7 อยู่ที่เมืองทอลทอล (Taltal) ในเขต เมืองแอนโตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $24^{\circ} 38'$  ใต้ และลองจิจูด  $70^{\circ} 14'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 2,581 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 401 วัน (1 พฤศจิกายน พ.ศ. 2553 –

30 พฤศจิกายน พ.ศ. 2554) สถานที่ 8 อยู่ที่เมืองมาร์ฟาเอลเนา ในเขตเมืองแอนโตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $22^{\circ} 16'$  ใต้ และลองจิจูด  $69^{\circ} 33'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 1,176 เมตร จำนวนวันที่วัด 852 วัน (1 กันยายน พ.ศ. 2552 – 31 ธันวาคม พ.ศ. 2555) สถานที่ 9 อยู่ที่เมืองเมจิลโลเนส (Mejillones) ในเขตเมืองแอนโตฟากัสตา ประเทศชิลี ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $23^{\circ} 04'$  ใต้ และลองจิจูด  $70^{\circ} 23'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 10 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 579 วัน (1 มิถุนายน พ.ศ. 2553 – 30 พฤศจิกายน พ.ศ. 2557) สถานที่ 10 อยู่ที่เมืองเซดโบเกอร์ (Sede Boquer) ประเทศอิสราเอล ซึ่งตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $30^{\circ} 51'$  ใต้ และลองจิจูด  $34^{\circ} 46'$  ตะวันตก โดยมีความสูงจากระดับน้ำทะเล 500 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 364 วัน (1 มกราคม พ.ศ. 2554 – 31 ธันวาคม พ.ศ. 2554) สถานที่ 11 อยู่ที่เมืองนามิเบีย (Namibia) ประเทศแอฟริกาใต้ ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $23^{\circ} 33'$  ใต้ และลองจิจูด  $15^{\circ} 02'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 407 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 360 วัน (1 มกราคม พ.ศ. 2544 – 31 ธันวาคม พ.ศ. 2544) สถานที่ 12 อยู่ที่ชุมชนพลังงานแสงอาทิตย์ประเทศซาอุดีอาระเบีย ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $24^{\circ} 54'$  ใต้ และลองจิจูด  $46^{\circ} 24'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 650 เมตร จำนวนวันที่วัด 364 วัน (1 มกราคม พ.ศ. 2557 – 31 ธันวาคม พ.ศ. 2557) และสถานที่ 13 อยู่ที่เมืองอลิซสปริงส์ (Alice Springs) ประเทศออสเตรเลีย ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $23^{\circ} 47'$  ใต้ และลองจิจูด  $133^{\circ} 53'$  ตะวันตก มีความสูงจากระดับน้ำทะเล 546 เมตร จำนวนวันที่มีการวัด 730 วัน (1 มกราคม 2542 – 31 ธันวาคม 2543) ส่วนข้อมูลตัวแปรอินพุตที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ความสูงจากระดับน้ำทะเล มุมมองรายวัน มุมเดคลิเนชัน มุมเซนิธ มุมซัวมอง อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด และความเข้มรังสีอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก โดยข้อมูลที่ได้จากสถานที่ 3 – 9 ถูกนำมาใช้ในการเรียนรู้ของระบบและใช้สำหรับตรวจสอบความถูกต้องของ ANN แบ่งเป็น ข้อมูล 2 ใน 3 ของสถานที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ของระบบ และข้อมูล 1 ใน 3 ของสถานที่ใช้สำหรับตรวจสอบผลของการเรียนรู้ ส่วนสถานที่ 1, 2 และสถานที่ 10-13 ถูกใช้เพื่ออนุมานและเปรียบเทียบผลลัพธ์กับข้อมูลจากทะเลทรายอื่นๆ ทั่วโลก สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของการเบี่ยงเบนสัมพัทธ์ (Relative Root Mean Square Deviations: RRMSD) ระหว่างค่าเอาต์พุตที่ได้จากวิธี ANN กับค่าที่ได้จากการวัด ผลต่างค่าความเอนเอียงเฉลี่ย (Mean Bias Differences: RMBE) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation of Coefficient: r) โดยผลจากการศึกษาพบว่า ตัวแปรอินพุตที่ให้ผลการประเมินดีที่สุด คือ อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด และรังสีอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก โดยสถานที่ 1 ในประเทศชิลี มีค่า RRMSD อยู่ที่ 14.3% ค่า RMBE อยู่ที่ -6.6% และค่า r อยู่ที่ 0.76 สถานที่ 2 ในประเทศชิลี มีค่า RRMSD อยู่ที่ 8.1% ค่า RMBE อยู่ที่ 2.6% และค่า r อยู่ที่ 0.83 สถานที่ ในประเทศอิสราเอล มีค่า RRMSD อยู่ที่ 19.2% ค่า RMBE อยู่ที่ 14.1% และค่า r อยู่ที่ 0.92 สถานที่ ในประเทศแอฟริกาใต้ มีค่า RRMSD อยู่ที่ 11.3% ค่า RMBE อยู่ที่ 3.8% และค่า r อยู่ที่ 0.83 สถานที่

ในประเทศซาอุดีอาระเบีย มีค่า RRMSD อยู่ที่ 11.8% ค่า RMBE อยู่ที่ 3.8% และค่า  $r$  อยู่ที่ 0.83 และสถานีในประเทศออสเตรเลีย มีค่า RRMSD อยู่ที่ 22.9% ค่า RMBE อยู่ที่ 7.6% และค่า  $r$  อยู่ที่ 0.50

Bou-Rabee, Sulaiman, Saleh and Marafi [30] ได้ศึกษาการใช้ ANN ประมาณค่ารังสีอาทิตย์แบบรายวันในประเทศคูเวต เป็นการประมาณการรังสีดวงอาทิตย์รายวันจาก 5 แห่ง ได้แก่ เมืองวาฟรา (Wafra) ซึ่งเป็นพื้นที่ทางใต้สุดของประเทศคูเวต สนามบินนานาชาติในประเทศคูเวต เมืองแอบดาลี (Abdaly) เมืองราเบีย (Rabyah) และเมืองซูลาเบีย (Sulaibiyah) ตัวแปรอินพุตที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ความยาวนานแสงแดด โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาคือช่วงปี พ.ศ. 2550 – 2554 แบ่งออกเป็นข้อมูลในปี พ.ศ. 2550 - 2553 สำหรับการเรียนรู้ของระบบ และข้อมูลปี พ.ศ. 2554 สำหรับทดสอบผลการประมาณค่ารังสีอาทิตย์ ทั้งนี้ ANN ที่ใช้ในการศึกษาเป็นแบบป้อนไปข้างหน้าที่ประกอบด้วยชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น ซึ่งในชั้นซ่อนจำนวน 10 นิวรอน ในส่วนของฟังก์ชันการเรียนรู้ของระบบจะแบ่งออกเป็นกราดิเอนต์เดสเซนต์ และเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ด โดยแบ่งออกเป็นรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 2 ตามลำดับ ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ ทั้งชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต นอกจากนี้ยังได้ศึกษารูปแบบที่ 3 ที่ชั้นซ่อนมีจำนวน 1,460 นิวรอน และฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนเป็นแบบ Radial Basis Function (RBF) และจากผลการศึกษาพบว่า ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของรูปแบบที่ 1, 2 และ 3 มีค่าเท่ากับ 86.3%, 85.0% และ 94.75% ตามลำดับ

López et al. [31] ได้ทำการวิเคราะห์อิทธิพลของไอน้ำที่มีต่อรังสีอาทิตย์ที่ส่องผ่านชั้นบรรยากาศระหว่างกระจกเรียบจำนวนมากที่สามารถปรับเข้าหาอาทิตย์ที่อยู่ด้านล่างหอคอยหรือที่เรียกว่ากระจกเฮลิโอสแตต (Heliostats) กับตัวรับ (Receiver) ที่ติดตั้งบนยอดหอคอยพลังความร้อนจากดวงอาทิตย์ ซึ่งเป็นโรงผลิตไฟฟ้าจากพลังงานความร้อนแสงอาทิตย์ที่มีลักษณะเป็นหอคอยสูง (Solar Power Tower Plants) โดยใช้วิธี ANN ทำนายและวิเคราะห์การวัดด้วยแสงผ่านทางบรรยากาศ ซึ่งในบทความนี้จะใช้รหัส MODTRAN ในการสร้างค่ารังสีอาทิตย์โดยตรงแบบปกติที่ส่องไปยังกระจกและตัวรับสัญญาณภายใต้ตัวแปรต่างๆ ได้แก่ ตำแหน่งของดวงอาทิตย์ ซึ่งในที่นี้หมายถึงมุมเซนติความสูงของหอคอย ระยะห่างที่เป็นมุมเอียงระหว่างกระจกกับตัวรับ สภาพบรรยากาศที่เกี่ยวข้องกับไอน้ำ และละอองน้ำที่ลอยอยู่ ซึ่งตัวแปรต่างๆ ที่กล่าวมานี้จะถูกนำไปใช้เป็นตัวแปรอินพุตสำหรับการใช้วิธี ANN ทั้งนี้ในส่วนของการวิเคราะห์ผลด้วยวิธี ANN จะใช้โปรแกรม MATLAB มาช่วยในการคำนวณและวิเคราะห์ผล ซึ่ง ANN ที่ใช้เป็นแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ประกอบด้วย ชั้นอินพุต ชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น และชั้นเอาต์พุต ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนเป็นแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ และใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้ของระบบเป็นแบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ด โดยผลจากการวิเคราะห์พบว่า ค่ารังสีอาทิตย์ที่สะท้อนจากกระจกไปยังตัวรับลดลงอย่างเห็นได้ชัดเมื่อมุมเซนติความสูงกว่าประมาณ 60 องศา โดยเฉพาะอย่างยิ่งค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่สะท้อนจากกระจกไปยังตัวรับลดลงจาก 5.6% ถึง 4%

เมื่อมุมเซนติเพิ่มขึ้นจาก 30-70 องศา ในขณะที่ระยะห่างที่เป็นมุมเอียงระหว่างกระจกกับตัวรับมีระยะห่างกัน 2 กิโลเมตร ปริมาณความชื้นทั้งหมดในชั้นของบรรยากาศโดยธรรมชาติแบบต่อเนื่องที่ระดับ 1.42 เซนติเมตร และปราศจากอนุภาคแขวนลอยในอากาศ แต่ถ้าระยะห่างที่เป็นมุมเอียงระหว่างกระจกกับตัวรับมีระยะห่างกัน 4 กิโลเมตร ค่าของความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่สะท้อนจากกระจกไปยังตัวรับจะลดลงถึง 9.6% เมื่อมุมเซนติมีค่า 30 องศา หรือ 7.3% เมื่อมุมเซนติมีค่า 70 องศา

Liu, L., Liu, D., Sun, Li and Wennersten [32] ได้ศึกษาการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าแบบรายชั่วโมงที่ได้จากระบบโซลาร์เซลล์ในเมืองแอสแลนด์ (Ashland) ซึ่งเป็นเมืองในแคนาดาใกล้กับรัฐออริกอน ประเทศสหรัฐอเมริกา ซึ่งตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด  $42^{\circ} 11' 29''$  เหนือ และลองจิจูด  $122^{\circ} 42' 3''$  ตะวันตก โดยใช้ ANN แบบป้อนกลับจากการที่นิเวศน์นำค่าความผิดพลาดของเอาท์พุทที่ได้กับเอาท์พุทที่สั่งให้มันเรียนรู้ นำไปปรับน้ำหนัก (Weight) และไบอัส (Bias) ให้เกิดผลลัพธ์ที่ถูกต้องตามที่ได้เรียนรู้มา ทั้งนี้ข้อมูลที่น่าสนใจประกอบด้วย พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากโซลาร์เซลล์ ความเข้มแสงอาทิตย์ และอุณหภูมิอากาศโดยรอบ ซึ่งข้อมูลทั้งหมดนี้ถูกวิเคราะห์ด้วยสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Product-Moment Correlation Coefficient) ในรูปแบบข้อมูลรายชั่วโมงของวันที่ทำการสำรวจของแต่ละฤดูกาลและในแต่ละสภาพอากาศ ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ระหว่างพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากโซลาร์เซลล์กับความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละฤดูกาลและสภาพภูมิอากาศที่ต่างกันมีค่าเข้าใกล้ 1 โดยค่าที่น้อยที่สุดคือวันที่ฝนตกแต่มีค่ามากกว่า 0.6 และสำหรับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ระหว่างพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากโซลาร์เซลล์กับอุณหภูมิอากาศโดยรอบมีค่าไม่แน่นอนเป็นได้ทั้งค่าบวกและค่าลบ แต่ถึงอย่างไรก็ตามคณะผู้วิจัยยังเชื่อว่าอุณหภูมิของอากาศโดยรอบเป็นตัวแปรสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการผลิตพลังงานไฟฟ้าแสงอาทิตย์ด้วยเหตุนี้ตัวแปรอินพุทที่นำมาวิเคราะห์จึงประกอบไปด้วย ความเข้มแสงอาทิตย์ อุณหภูมิสูงสุด,ต่ำสุดของอากาศโดยรอบ ในส่วนของ ANN ที่ใช้ในการศึกษา จะมีชั้นอินพุทจำนวน 28 นิเวศน์ ชั้นฮอน 1 ชั้นมีจำนวน 20 นิเวศน์ และชั้นเอาท์พุทมีจำนวน 11 นิเวศน์ ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นฮอนเป็นแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ และชั้นเอาท์พุทเป็นแบบเชิงเส้น ทั้งนี้ข้อมูลทั้งหมดที่นำมาใช้ในการศึกษาจะแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม โดยกลุ่มข้อมูลแรก คือ ตั้งแต่เดือนมีนาคมถึงเดือนพฤษภาคมใช้ในการเรียนรู้ซ้ำๆ เพื่อหาค่าน้ำหนักและค่าไบอัสที่เหมาะสมของ ANN ส่วนกลุ่มที่ 2 เป็นข้อมูลเดือนมิถุนายนใช้สำหรับตรวจสอบความถูกต้อง ขณะที่กลุ่มสุดท้ายคือข้อมูลเดือนกรกฎาคมใช้สำหรับการทดสอบค่าสถิติที่ใช้ในการศึกษา ซึ่งจากผลการศึกษาพบว่า ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ที่เกิดจากการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าที่วัดจริง มีค่าเท่ากับ 7.163%

Klingler and Teichtmann [33] ได้ศึกษาผลกระทบจากการคาดการณ์ตามกลยุทธ์การดำเนินงานในเรื่องการจัดเก็บพลังงานไฟฟ้าแสงอาทิตย์ที่ต่อเข้ากับระบบ ด้วยวิธีการสร้างต้นแบบจำลองเพื่อศึกษาผลของการคาดการณ์สำหรับการทำงานของแบตเตอรี่ร่วมกับระบบโซลาร์เซลล์

ที่เชื่อมต่อเข้ากับระบบไฟฟ้าจากภายนอก กรณีศึกษาที่กรุงเบอร์ลิน ประเทศเยอรมัน ทั้งนี้การผลิตพลังงานไฟฟ้าแสงอาทิตย์กับความต้องการใช้ไฟฟ้าได้ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลแบบรายชั่วโมง ด้วยวิธี ANN โดยมุ่งเน้นไปที่ครัวเรือนเดี่ยวเท่านั้น ทั้งนี้ต้นแบบจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน โดยส่วนแรกจะเป็นการคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าภายในครัวเรือนและกำลังการผลิตไฟฟ้าแสงอาทิตย์ ซึ่งเป็นการคาดการณ์ระบบตลอด 24 ชั่วโมง โดยผลที่ได้จากการคาดการณ์จะถูกส่งไปยังส่วนที่ 2 ซึ่งเป็นส่วนการคำนวณเวลาที่เหมาะสมสำหรับกระแสไฟฟ้าที่ไหลระหว่างระบบโซลาร์เซลล์ แบตเตอรี่ที่อยู่อาศัย และระบบไฟฟ้าจากภายนอกด้วยวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพเชิงเส้น (Linear Optimization) ทั้งนี้ ANN ที่ใช้ในการศึกษาเป็นแบบป้อนไปข้างหน้า มี 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น มีจำนวน 3 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ตัวแปรอินพุตที่ใช้ใน ได้แก่ อุณหภูมิอากาศ รังสีอาทิตย์ และค่าความชื้นสัมพัทธ์ในอากาศ โดยข้อมูลตัวแปรอินพุตได้มาจากการวัดของสถานีอุตุนิยมวิทยาเยอรมัน ซึ่งตั้งอยู่ห่างจากจุดโรงไฟฟ้าแสงอาทิตย์ 18 กิโลเมตร ค่าเอาต์พุตที่ได้เป็นค่าที่เกิดจากการเปรียบเทียบค่าการผลิตพลังงานไฟฟ้าแสงอาทิตย์แบบรายชั่วโมงตลอด 24 ชั่วโมงระหว่างค่าที่ได้จากการวัดจริง โดยผลจากการศึกษาพบว่า ตัวแปรอินพุตที่นำมาใช้ในการศึกษามีผลอย่างมากต่อการคาดการณ์ที่แม่นยำของการผลิตพลังงานไฟฟ้าแสงอาทิตย์ โดยค่าประสิทธิภาพของการคาดการณ์ มีค่า 23% และค่าเฉลี่ยรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ มีค่า 9.5%

Loghmani, Timoumi and Messadi [34] ได้ศึกษาการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายเดือนในประเทศตูนิเซีย ด้วยวิธี ANN กับวิธีการประมาณค่าโดยทำการสุ่มจุดตัวอย่างแต่ละจุดจากตำแหน่งที่สามารถส่งผลกระทบไปยังตำแหน่งที่ประมาณค่าได้ ซึ่งจะมีผลกระทบน้อยลงเรื่อยๆ ตามระยะทางที่ไกลออกไป (Inverse Distance Weighting : IDW) ซึ่งในส่วนของวิธี ANN ข้อมูลที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ผลประกอบด้วย เดือน ความยาวนานของแสงอาทิตย์ต่อชั่วโมง อุณหภูมิเฉลี่ย ปริมาณไอน้ำ และความชื้นเฉลี่ยสูงสุด ซึ่งข้อมูลเหล่านี้ได้มาจากสถานีอุตุนิยมวิทยาแห่งชาติตูนิเซีย ในส่วนข้อมูลค่ารังสีอาทิตย์แบบรายเดือนได้มาจากการวัดด้วยเครื่องไพรานอมิเตอร์ในปี พ.ศ. 2551-2555 โดยแบ่งเป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ 70% สำหรับการทดสอบ 15% และสำหรับการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธี ANN อีก 15% ทั้งนี้สถานที่ที่ใช้ในการศึกษาจะมีทั้งหมด 10 เมืองที่ครอบคลุมอยู่ในภาคกลางและภาคใต้ของประเทศตูนิเซีย ซึ่งแต่ละพื้นที่อยู่ห่างกันเป็นระยะทางมากกว่า 50 กิโลเมตร ทั้งนี้ ANN ที่ใช้เป็นแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น ประกอบด้วย ชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อน 1 ชั้นจำนวน 10 นิวรอน ฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ด และสำหรับวิธี IDW นั้น เป็นวิธีการแก้ไขเชิงพื้นที่ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในกรณีที่มีตัวแปรต่างๆ ที่เกี่ยวกับสภาพภูมิอากาศและการแผ่รังสีอาทิตย์ในพื้นที่ที่ไม่มีเครื่องมือวัด ด้วยการประมาณค่าด้วยการสุ่มจุดตัวอย่าง (10 จังหวัด) แต่ละจุดจากตำแหน่งที่สามารถส่งผลกระทบไปยังจุดตำแหน่งที่ต้อง

ประมาณค่า โดยที่ผลกระทบจะน้อยลงเรื่อยๆ ตามระยะทางที่ไกลออกไปและยิ่งใกล้ก็ยิ่งมีอิทธิพลมาก สถิติที่ใช้ศึกษา ได้แก่ รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) ค่าความคลาดเคลื่อนเอนเอียงเฉลี่ย (Mean Bias Error: MBE) โดยผลจากการศึกษาเปรียบเทียบระหว่างวิธี ANN กับวิธี IDW พบว่า วิธี ANN มีค่า RMSE ทั้ง 10 จังหวัด อยู่ที่ 6.37% และค่า MBE ทั้ง 10 จังหวัด อยู่ที่ 17.14 MJ/m<sup>2</sup>/Month โดยค่า RMSE น้อยที่สุดคือ 3.49% และค่ามากที่สุดคือ 11.80% ส่วนค่า MBE น้อยที่สุดคือ -12.59 MJ/m<sup>2</sup>/Month และมีค่ามากที่สุดคือ 26.19 MJ/m<sup>2</sup>/Month ส่วนวิธี IDW มีค่า RMSE ทั้ง 10 จังหวัด อยู่ที่ 5.47% และค่า MBE ทั้ง 10 จังหวัด อยู่ที่ 19.625 MJ/m<sup>2</sup>/Month โดยค่า RMSE น้อยที่สุดคือ 3.74% และค่ามากที่สุดคือ 9.66% ส่วนค่า MBE น้อยที่สุดคือ -29.91 MJ/m<sup>2</sup>/Month และมีค่ามากที่สุดคือ 34.66 MJ/m<sup>2</sup>/Month

Malik and Savita [35] ได้ศึกษาการใช้วิธี ANN สำหรับพยากรณ์ความเร็วลมระยะยาว โดยใช้ตัวแปรอินพุตประกอบด้วย รัศมีดวงอาทิตย์แบบรายวัน ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิโลก ความสูงจากระดับน้ำทะเล ความกดอากาศ ค่าเฉลี่ยของความแตกต่างอุณหภูมิเย็นระหว่างจุด 2 จุดตลอดทั้งวัน ค่าเฉลี่ยของความแตกต่างอุณหภูมิร้อนระหว่างจุด 2 จุดตลอดทั้งวัน ลองจิจูด ละติจูด อุณหภูมิอากาศ และวันเอือกแข็ง โดยข้อมูลทั้งหมดได้มาจากเว็บไซต์ขององค์การนาซ่า (NASA) ทำการเก็บข้อมูลจาก 26 เมือง โดยแบ่งเป็นสำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN จำนวน 22 เมือง ส่วนข้อมูลอีก 4 เมืองไว้สำหรับการทดสอบ นอกจากนี้ในส่วนของการพยากรณ์จะพยากรณ์ความเร็วลมแบบรายเดือนจากสถานที่ 39 แห่งในรัฐมหาราษฏระ (Maharashtra) ประเทศอินเดีย สำหรับ ANN ที่ใช้ในการศึกษาเป็นแบบป้อนไปข้างหน้า มี 3 ชั้น ประกอบด้วย ชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น มีจำนวน 31 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ด โดยผลจากการทดสอบด้วยวิธี ANN พบว่า สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ มีค่า 0.96 ส่วนค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองมีค่าเท่ากับ 0.0933 และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เท่ากับ 6.75%

Abedin et al. [36] ได้ศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายเดือนด้วยวิธี ANN โดยการสร้างรูปแบบจากสถานที่หลายๆ แห่ง ที่มีภูมิศาสตร์และอุตุนิยมวิทยาที่แตกต่างกันในประเทศบังคลาเทศ ซึ่งตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด 20° 34" ถึง 26° 38" เหนือ และลองจิจูด 88° 01" ถึง 92° 41" ตะวันออก โดยมีพื้นที่ทั้งหมด 1.47×10<sup>11</sup> m<sup>2</sup> และมีค่าเฉลี่ยของรังสีอาทิตย์ที่ส่องมายังพื้นผิวของประเทศนี้ 5 kW-hr/m<sup>2</sup> ทุกๆ 300 วันต่อหนึ่งปี สำหรับตัวแปรอินพุตที่นำมาใช้ในการพยากรณ์มีทั้งหมด 12 ตัวแปร ได้แก่ เดือน ละติจูด ลองจิจูด อัลติจูด อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด อุณหภูมิเฉลี่ย ความเข้มของแสงแดด ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ ปริมาณฝน และปริมาณเมฆ โดยข้อมูลตัวแปรได้มาจากหลายๆ เมืองในประเทศ ใช้ข้อมูลในช่วงปี พ.ศ.2551 – 2555 นอกจากนั้นแล้วยังศึกษาในเรื่องของตัวแปรที่มีอิทธิพลมากที่สุดต่อการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายเดือนด้วย จึงใช้โปรแกรม

เวก้า (WEKA) มาช่วยในการจำแนกตัวแปรต่างๆ ที่มีผลต่อรังสีอาทิตย์แบบรายเดือน โดยสามารถแบ่งตัวแปรออกเป็น 3 กลุ่มตามคุณลักษณะ ได้แก่ กลุ่มที่ 1 ประกอบด้วยตัวแปร ละติจูด อุณหภูมิสูงสุด และความเข้มของแสงแดด กลุ่มที่ 2 ประกอบด้วยตัวแปร ละติจูด ลองจิจูด ความเข้มของแสงแดด ความเร็วลม และความชื้นสัมพัทธ์ และกลุ่มที่ 3 ประกอบด้วย ละติจูด ลองจิจูด อัลติจูด อุณหภูมิสูงสุด ความเข้มของแสงแดด ความชื้นสัมพัทธ์ และปริมาณเมฆ จากนั้นจึงนำกลุ่มตัวแปรไปใช้ในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายเดือนด้วยวิธี ANN โดยใช้โปรแกรมแมทแลบในการวิเคราะห์และประมวลผล ทั้งนี้ ANN ที่ใช้เป็นแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น ประกอบด้วยชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น ใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้ของระบบแบบ Scaled Conjugate Gradient Backpropagation ในชั้นซ่อนใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ และชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น โดยโครงสร้างของ ANN จะแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม กลุ่มละ 9 แบบตามกลุ่มตัวแปรและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่มีจำนวน 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50 และ 100 นิวรอน สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ค่าถดถอยของการเรียนรู้ ( $R_{train}$ ) กับค่าถดถอยของการทดสอบ ( $R_{test}$ ) ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (MSE) และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) จากผลการศึกษาเมื่อพิจารณาจำนวนนิวรอนที่ให้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์น้อยที่สุด พบว่า กลุ่มที่ 1 ที่มีตัวแปรอินพุต 3 ตัว ในชั้นซ่อนที่มีจำนวน 25 นิวรอน ดีที่สุด ( $R_{train}=0.81473$ ,  $R_{test}=0.6042$ ,  $MSE=0.062623$ ,  $MAPE=1.6401$ ) กลุ่มที่ 2 ที่มีตัวแปรอินพุต 5 ตัว ในชั้นซ่อนที่มีจำนวน 35 นิวรอน ดีที่สุด ( $R_{train}=0.83286$ ,  $R_{test}=0.74635$ ,  $MSE=0.075144$ ,  $MAPE=1.3549$ ) และกลุ่มที่ 3 ที่มีตัวแปรอินพุต 7 ตัว ในชั้นซ่อนที่มีจำนวน 20 นิวรอน ดีที่สุด ( $R_{train}=0.8306$ ,  $R_{test}=0.75596$ ,  $MSE=0.064523$ ,  $MAPE=0.0920$ )

Jensona and Praynlin [37] ได้ทำการศึกษการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN จากการเปรียบเทียบ ANN 2 แบบ ได้แก่ แบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นกับแบบโครงข่ายเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน ทั้งนี้ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาจะนำมาจากสถานที่ 2 แห่ง ที่ให้ข้อมูลที่แตกต่างกัน โดยข้อมูลจากแหล่งแรกเป็นข้อมูลแบบรายวันได้มาจากสถานีอากาศที่เมืองบังกาลอร์ (Bangalore) ในรัฐกรณาฏกะ ประเทศอินเดีย ประกอบไปด้วย อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด การตกของฝน ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ และรังสีดวงอาทิตย์ ทั้งนี้ข้อมูลที่ใช้ศึกษาอยู่ในช่วงปี พ.ศ.2544 - 2547 จำนวน 1,461 ข้อมูล โดยแบ่งเป็นข้อมูลในปี พ.ศ. 2544-2546 จำนวน 1,095 ข้อมูล สำหรับการเรียนรู้ของระบบ และข้อมูลในปี พ.ศ. 2547 จำนวน 366 ข้อมูล สำหรับการทดสอบ ส่วนข้อมูลแหล่งที่สองเป็นข้อมูลที่มีการบันทึกทุกๆ 15 นาที ที่ได้มาจากสถานีอากาศในประเทศซาอุดีอาระเบีย ประกอบด้วย รังสีขอบเขตล่างสุด ขอบเขตบนสุด ส่วนบนของชั้นบรรยากาศ ท้องฟ้าปราศจากเมฆ และรังสีดวงอาทิตย์ ทั้งนี้ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2557 จำนวน 2,784 ข้อมูล โดยแบ่งเป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของระบบ 1,949 ข้อมูล และข้อมูลสำหรับใช้ในการทดสอบ 835 ข้อมูล ตามมาตราส่วน



70:30 ทั้งนี้ ANN แบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ประกอบด้วยชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อน 1 ชั้น จำนวน 8 นิวรอน ส่วนโครงสร้างของ ANN แบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน จะเป็นการหาค่าปกติที่อยู่ในช่วงระหว่าง -1 ถึง +1 จากสมการที่กำหนดก่อนเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของระบบ สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนเอนเอียงเฉลี่ย (Mean Bias Error: MBE) ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (Coefficient of Determination:  $R^2$ ) ทั้งนี้ผลการศึกษาจะแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีที่ 1 เป็นการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลจากแหล่งที่ 1 และ 2 ด้วย ANN แบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ซึ่งจากการศึกษาพบว่า ค่า MBE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ  $-0.761277 \text{ MJ/m}^2$  และ  $2.164189 \text{ MJ/m}^2$  ตามลำดับ ค่า MAE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ  $5.9778 \text{ W/m}^2$  และ  $5.664 \text{ W/m}^2$  ตามลำดับ ค่า MSE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ 30.6735 และ 3.556 ตามลำดับ ค่า RMSE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ  $3.11608 \text{ MJ/m}^2$  และ  $3.2116 \text{ MJ/m}^2$  ตามลำดับ และค่า  $R^2$  จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ 0.998455 และ 0.998741 ตามลำดับ และในส่วนกรณีที่ 2 เป็นการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลจากแหล่งที่ 1 และ 2 ด้วย ANN แบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ซึ่งจากการศึกษาพบว่า ค่า MBE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ  $-0.5997 \text{ MJ/m}^2$  และ  $0.000793 \text{ MJ/m}^2$  ตามลำดับ ค่า MAE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ  $7.5167 \text{ W/m}^2$  และ  $20.6585 \text{ W/m}^2$  ตามลำดับ ค่า MSE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ 11.6529 และ 77.2639 ตามลำดับ ค่า RMSE จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ  $16.0376 \text{ MJ/m}^2$  และ  $9.527721 \text{ MJ/m}^2$  ตามลำดับ และค่า  $R^2$  จากแหล่งที่ 1 และ 2 คือ 0.99904 และ 1 ตามลำดับ

Romero, Quilumba and Arcos [38] ได้ศึกษาการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าจริงในช่วงระยะเวลาสั้นๆ ของการทำงานในเวลาจริง 10 – 20 นาที ของการผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ ด้วยวิธี ANN ทั้งนี้พลังงานไฟฟ้าที่นำมาใช้ในการศึกษามีกำลังการผลิตรายชั่วโมงเฉลี่ย 40 กิโลวัตต์ เป็นแบบแผงบนหลังคาบ้านจำนวน 2 แผง ในส่วนของ ANN ที่ใช้ศึกษาเป็นแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ และใช้ฟังก์ชันเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ด โดยในการศึกษาจะแบ่งการวิเคราะห์และประมวลผลออกเป็น 2 รูปแบบ ตามลักษณะของข้อมูลอินพุตที่ป้อนให้กับระบบ ANN โดยรูปแบบแรกจะใช้ข้อมูลตัวแปรจัดกลุ่ม ได้แก่ ปี เดือน วัน และเวลา กับตัวแปรชนิดตัวเลข ได้แก่ ความเร็วลม ทิศทางลม อุณหภูมิอากาศโดยรอบ อุณหภูมิหน้าแผงโซลาร์เซลล์ ความชื้น กำลังไฟฟ้า และรังสีอาทิตย์ ซึ่งเป็นข้อมูลจาก 24 และ 48 ชั่วโมงก่อน ส่วนรูปแบบที่สองจะใช้ข้อมูลเฉพาะที่เป็นบรรยากาศซึ่งเป็นตัวแปรชนิดตัวเลข ได้แก่ ความเร็วลม ทิศทางลม อุณหภูมิอากาศโดยรอบ อุณหภูมิหน้าแผงโซลาร์เซลล์ ความชื้น กำลังไฟฟ้า และรังสีดวงอาทิตย์ โดยเป็นข้อมูลที่ใช่ 24 และ 48 ชั่วโมงต่อมา โดยข้อมูลที่ได้มาจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ ส่วนแรก 60%

สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ส่วนที่สอง 20% สำหรับตรวจสอบการเรียนรู้ของระบบ และส่วนที่สาม 20% สำหรับการทดสอบการเรียนรู้ของระบบ สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนแบบปกติ (Normalize Root Mean Squared Error: NRMSE) และเปอร์เซ็นต์ที่ทำให้ดีขึ้นด้วยการเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนปกติที่กำหนด (24 hr. = 14.6207%, 48 hr. = 15.1932%) ผลการศึกษาพบว่า รูปแบบแรกที่ใช้ข้อมูลที่ผ่านมาในช่วง 24 ชั่วโมง ใช้จำนวน 4 นิวรอนในชั้นซ่อน มีค่า NRMSE อยู่ที่ 11.057% ดีขึ้น 24.38% และใช้จำนวน 3 นิวรอนในชั้นซ่อน มีค่า NRMSE อยู่ที่ 11.009% ดีขึ้น 24.70% แต่ถ้ารูปแบบแรกใช้ข้อมูลที่ผ่านมาในช่วง 48 ชั่วโมง และใช้จำนวน 3 นิวรอนในชั้นซ่อน จะได้ค่า NRMSE อยู่ที่ 11.097% ดีขึ้น 26.96% และสำหรับในส่วนรูปแบบที่ 2 ที่ใช้ข้อมูลในช่วง 24 ชั่วโมง ใช้จำนวน 4 นิวรอนในชั้นซ่อน มีค่า NRMSE อยู่ที่ 8.059% ดีขึ้น 44.88% และใช้จำนวน 9 นิวรอนในชั้นซ่อน มีค่า NRMSE อยู่ที่ 7.779% ดีขึ้น 46.80% แต่ถ้ารูปแบบที่สองใช้ข้อมูลในช่วง 48 ชั่วโมง และใช้จำนวน 9 นิวรอนในชั้นซ่อน จะได้ค่า NRMSE อยู่ที่ 7.862% ดีขึ้น 48.25%

Xue [39] ได้ศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบกระจายด้วยวิธี ANN สำหรับข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับอุตุนิยมวิทยาแบบรายวันของแต่ละเดือนในแต่ละปี ประกอบด้วยระยะเวลาแสงแดด อุณหภูมิเฉลี่ย ปริมาณน้ำฝน ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ ผลรวมของรังสีตรง และกระจายแบบรายวัน และรังสีอาทิตย์กระจายแบบรายวัน ซึ่งข้อมูลเหล่านี้ถูกบันทึกไว้ในช่วงปี พ.ศ. 2538-2557 จากสถานีอุตุนิยมวิทยาในกรุงปักกิ่ง (Beijing) เมืองหลวงของสาธารณรัฐประชาชนจีน สำหรับในส่วนของ ANN ที่ใช้เป็นแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอนใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Back Propagation: BP) ซึ่งขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับเป็นอัลกอริทึมที่ใช้หาจุดต่ำสุดหรือสูงสุดของฟังก์ชัน (Gradient Descent Algorithm) เป็นความพยายามที่จะปรับปรุงประสิทธิภาพของ ANN โดยการลดข้อผิดพลาดทั้งหมดด้วยวิธีการเปลี่ยนน้ำหนักตามการไล่ระดับลาดลง ซึ่งมันเป็นการเรียนรู้ของ ANN แบบการส่งค่าย้อนกลับด้วยการปรับน้ำหนักและเพื่อให้การปรับน้ำหนักมีความถูกต้องแม่นยำที่สุด การนำขั้นตอนวิธีทางพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) และการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) จึงถูกนำมาใช้ในการศึกษาในครั้งนี้ และหลังจากผ่านการทดลองหลายครั้งแล้ว ค่าต่างๆ ของวิธีทางพันธุกรรมที่เลือก ได้แก่ การทำซ้ำสูงสุด (Maximum Iterations) จำนวน 50 ครั้ง ขนาดของประชากร (Population Size) คือ 30 ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ (Mutation Probability) คือ 0.2 และความน่าจะเป็นของการข้ามสายพันธุ์ (Cross Over Probability) คือ 0.4 ในขณะเดียวกันค่าต่างๆ ของวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคที่เลือกได้แก่ การทำซ้ำสูงสุด จำนวน 50 ครั้ง ขนาดของประชากร คือ 50 สัมประสิทธิ์การเร่งความเร็ว ( $C_1=C_2$ ) คือ 2 และน้ำหนักเฉื่อย คือ 0.6 โดยสถิติที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient: R) ค่าเฉลี่ย

ของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) จากผลการศึกษาพบว่า ในกรณีที่ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมอย่างเดียว จะได้ค่า R อยู่ที่ 0.934 ค่า RMSE อยู่ที่ 0.932 และค่า MAE อยู่ที่ 0.836 ในกรณีที่ใช้วิธี PSO กับวิธี ANN ร่วมกัน จะได้ค่า R อยู่ที่ 0.953 ค่า RMSE อยู่ที่ 0.78 และค่า MAE อยู่ที่ 0.685 และในกรณีที่ใช้วิธี GA กับวิธี ANN ร่วมกัน จะได้ค่า R อยู่ที่ 0.943 ค่า RMSE อยู่ที่ 0.867 และค่า MAE อยู่ที่ 0.751

Çelik, Teke and Yildirim [40] ได้ทำการประเมินศักยภาพของ ANN ในการประมาณรังสีอาทิตย์จากค่าอินพุตที่แตกต่างกันในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย และทำการตรวจสอบขั้นตอนวิธีแบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดต์และสเกลคอนจูเกตเกรเดียน ในการประมาณค่ารังสีอาทิตย์จากตัวแปรอินพุตที่แตกต่างกัน ทั้งนี้เพื่อให้ได้รูปแบบ ANN ที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยค่าอินพุตที่นำมาใช้ในการประมาณค่ารังสีอาทิตย์เป็นข้อมูลแบบรายเดือนในช่วงเวลาปี พ.ศ. 2543-2553 ได้แก่ อุณหภูมิอากาศเฉลี่ยของแต่ละเดือน ระยะเวลาแสงแดดเฉลี่ยของแต่ละเดือน ละติจูด อัลติจูด ลองจิจูด และเดือนต่างๆ ทั้งนี้ข้อมูลอินพุตแต่ละตัวได้มาจากเมืองเมอร์ซิน (Mersin) เมืองอาดานา (Adana) เมืองอันทาเคีย (Antakya) และเมืองคาร์ทรามานมารัส (Kahramanmaras) ในประเทศตุรกี โดยข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2543-2549 สำหรับการเรียนรู้ และข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2550-2553 สำหรับการทดสอบผลการประมาณ ทั้งนี้ ANN ที่ใช้เป็นแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น ประกอบด้วย ชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อน 1 ชั้น ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์และแบบเชิงเส้นในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตตามลำดับ ในชั้นซ่อนจะใช้จำนวน 5-20 นิวรอน โดยจะทำการเพิ่มชั้นที่ละ 1 นิวรอน สถิติที่ใช้ในการศึกษา ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation of Coefficient:  $r$ ) ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Average Percentage Error: MAPE) และสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (Coefficient of Determination :  $R^2$ ) โดยผลการศึกษา พบว่า ANN ที่ใช้ฟังก์ชันเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดต์ มีค่า  $r$  ดีที่สุด คือ 0.993% โดยค่า MAPE ที่ดีที่สุดของเมืองเมอร์ซิน เมืองอาดานา เมืองอันทาเคีย และเมืองคาร์ทรามานมารัส คือ 2.874, 2.802, 4.162 และ 3.816 ตามลำดับ ในชั้นซ่อนที่จำนวน 20 นิวรอน ส่วน ANN ที่ใช้ฟังก์ชันเรียนรู้แบบสเกลคอนจูเกตเกรเดียนมีค่า  $r$  ดีที่สุด คือ 0.994 แต่ค่า MAPE ที่ดีที่สุด จะใช้จำนวนนิวรอนไม่เท่ากันในชั้นซ่อน กล่าวคือ เมืองเมอร์ซินใช้ 16 นิวรอน ได้ค่า MAPE ดีที่สุด 3.674% ที่เมืองอาดานา ใช้ 9 นิวรอน ได้ค่า MAPE ดีที่สุด 4.133% ที่เมืองอันทาเคีย ใช้ 13 นิวรอน ได้ค่า MAPE ดีที่สุด 4.883% และที่เมืองคาร์ทรามานมารัส ใช้ 18 นิวรอน ได้ค่า MAPE ดีที่สุด 5.396% ส่วนผลการศึกษาในส่วนที่สองที่เกิดจากการเปรียบเทียบค่าที่เกิดจากการประมาณด้วยวิธี ANN ที่ใช้ฟังก์ชันเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดต์เทียบกับค่าที่ได้จากการวัดรังสีอาทิตย์จริงเฉลี่ยรวม 4 ปีของเมืองเมอร์ซิน เมืองอาดานา เมืองอันทาเคีย และเมืองคาร์ทรามานมารัส พบว่า มีค่า

$R^2$  อยู่ที่ 0.9975, 0.9933, 0.9975 และ 0.998 ตามลำดับ โดยมีค่า MAPE อยู่ที่ 3.7425%, 6.0435%, 4.2585% และ 3.816% ตามลำดับ

Priya and Iqbal [41] ได้ศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN จากเมือง 4 เมืองในประเทศอินเดีย ได้แก่ เมืองบังกาลอร์ (Bangalore) เมืองเจนไน (Chennai) เมืองธิರುವานันทपुरาม (Thiruvananthapuram) และเมืองไฮเดอราบาด (Hyderabad) ข้อมูลอินพุตที่ใช้เป็นข้อมูลจากอุตุนิยมวิทยาที่ได้มาจากองค์กรนาซ่า ได้แก่ อุณหภูมิเฉลี่ย อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด และอัลติจูด โดยข้อมูลอินพุตจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลจากเมืองบังกาลอร์กับเมืองธิರುವานันทपुरามจะใช้สำหรับการเรียนรู้ ส่วนข้อมูลจากเมืองเจนไนและเมืองไฮเดอราบาดจะถูกนำไปใช้สำหรับการทดสอบ ส่วนข้อมูลรังสีอาทิตย์รายวันเฉลี่ยรายเดือนได้มาจากกรมอุตุนิยมวิทยาอินเดียที่เมืองปูเน (Pune) ในรัฐมหาราษฏระ ประเทศอินเดีย สำหรับ ANN ที่ใช้ในการศึกษาเป็นแบบป้อนไปข้างหน้า 2 ชั้น ใช้ฟังก์ชันเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-ควาร์ต และใช้โปรแกรมแมทแล็บช่วยในการวิเคราะห์ จากผลการศึกษาพบว่า ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของเมืองเจนไนและเมืองไฮเดอราบาดมีค่า 7.39% และ 8.09% ตามลำดับ

Ozoegwu [42] ได้ศึกษาการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายเดือนในเมืองอบูจา (Abuja) และเมืองไอโลริน (Ilorin) ประเทศไนจีเรีย ด้วยวิธีการใช้ค่าไม่เชิงเส้นของตัวเองในการทำนายวันถัดไป (Nonlinear autoregressive: NAR) และการผสมผสานระหว่าง NAR กับ ANN ใช้ข้อมูลอินพุตซึ่งก็คือข้อมูลรังสีอาทิตย์ในแต่ละเดือน โดยใช้ข้อมูลในช่วงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2547 ถึงเดือนเมษายน พ.ศ. 2561 ทั้งนี้ข้อมูลทั้งหมดได้มาจากศูนย์โคเปอร์นิคัส (The Copernicus Atmosphere Monitoring Service: CAMS) ซึ่งเป็นศูนย์ยุโรปสำหรับการพยากรณ์อากาศในระดับปานกลาง ผลจากการศึกษาพบว่า วิธีแบบ NAR เพียงอย่างเดียวจะมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียง 0.89 แต่ถ้าใช้วิธีผสมผสานระหว่าง NAR กับ ANN จะมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงถึง 0.98 โดยวิธีผสมผสานนี้เมื่อนำไปพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายเดือนแล้วจะมีเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเพียง 5.67%

ชานนท์ ชูพงษ์ และบุญยัง ปลั่งกลาง [43] ได้ทำการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าทางด้านเอาต์พุตของโครงข่ายโซลาร์เซลล์ที่เชื่อมต่อเข้ากับระบบในประเทศไทยโดยที่ไม่ใช้การวัดความเข้มแสงอาทิตย์ ซึ่งวิธีการที่ใช้คือการคำนวณการแผ่รังสีแสงอาทิตย์แบบรายชั่วโมงตั้งแต่วันที่ 7.00 – 17.00 น. ด้วยวิธี ANN โดยใช้ข้อมูลอินพุตที่ประกอบด้วย ค่าอุณหภูมิสูงสุด ค่าอุณหภูมิต่ำสุด และดัชนีปริมาณเมฆ ที่ได้ข้อมูลมาจากเว็บไซต์ [www.underground.com](http://www.underground.com) ส่วนแผงโซลาร์เซลล์ที่ใช้ศึกษาเป็นแผงโซลาร์เซลล์ขนาด 1 kW ติดตั้งอยู่บนตาดฟ้าของตึกคณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ทั้งนี้ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้เป็นข้อมูลวันที่ 17-23 มกราคม พ.ศ. 2554 ส่วนข้อมูลวันที่ 31 มกราคม พ.ศ. 2554 ถึงวันที่ 3 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2554 ใช้สำหรับทดสอบเทียบกับค่าที่วัดจริง และสำหรับ ANN ที่ใช้ในการพยากรณ์จะใช้โปรแกรมแมทแล็บช่วยในการประมวลผล

ซึ่ง ANN ที่ใช้เป็นแบบ 2 ชั้น คือชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยแต่ละชั้นจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์และแบบเชิงเส้นในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตตามลำดับ ผลจากการศึกษาพบว่า ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN กับค่าที่ได้จากการวัดจริงมีค่าอยู่ที่ 16.83%

Marrugo and Amaya [44] ได้ศึกษาขั้นตอนวิธีในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์และอุณหภูมิในเมืองคาจิก้า (Cajicá) ประเทศโคลัมเบีย สำหรับวิธีการพยากรณ์จะใช้ ANN มาช่วยในการวิเคราะห์โดยอาศัยข้อมูลจากสถานีอุตุนิยมวิทยาตั้งแต่ปี พ.ศ.2554 ถึงปี พ.ศ.2558 สำหรับการเรียนรู้ของระบบ และใช้ข้อมูลวันที่ 20 พฤศจิกายน พ.ศ.2559 ถึงวันที่ 10 กุมภาพันธ์ พ.ศ.2559 สำหรับการทดสอบระบบ นอกจากนี้ยังได้ใช้ข้อมูลจากเว็บแอปพลิเคชัน P.O.W.E.R. (Prediction of Worldwide Energy Resource) ที่พัฒนาโดยองค์กรนาซ่ามาช่วยในการลดค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการพยากรณ์จากการใช้ข้อมูลของสถานีอุตุนิยมวิทยาในเมืองคาจิก้าอีกด้วย สำหรับการพยากรณ์จะแยกกันระหว่างรังสีอาทิตย์กับอุณหภูมิ โดยตัวแปรอินพุตที่ป้อนให้กับระบบ ANN ประกอบด้วย 4 อินพุต ได้แก่ วัน เดือน ปี และอุณหภูมิเฉลี่ยหรือรังสีอาทิตย์เฉลี่ย ทั้งนี้ ANN ที่ใช้ศึกษาเป็นแบบป้อนไปข้างหน้า 2 ชั้น คือ 1 ชั้นซ่อน จำนวน 20 นิวรอน และ 1 ชั้นเอาต์พุต ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบแทนเจนต์ซิกมอยด์ทั้งชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยผลจากการศึกษาพบว่าขั้นตอนวิธีการดังกล่าวสามารถพยากรณ์ค่าอุณหภูมิและรังสีอาทิตย์ได้โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 3.4% และ 9.9% ตามลำดับ

Kumar, Sinha, Sharma and Nayak [45] ได้พยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายวันจาก 10 เมืองในประเทศอินเดีย โดยใช้วิธีการพยากรณ์ 3 วิธี ได้แก่ วิธี ANN วิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับอัตราขยาย 1 ไปข้างหน้า (Artificial Neural Network with Unity Forward Gain: ANN+G) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับโครงข่ายการถดถอย (Artificial Neural Network with Regression Network: ANN+R) ซึ่งทั้ง 3 วิธีนี้จะใช้โปรแกรมแมทแลปช่วยวิเคราะห์ข้อมูล ทั้งนี้ตัวแปรที่ใช้ ได้แก่ อุณหภูมิต่ำสุด อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิโดยเฉลี่ย ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ ปริมาณน้ำฝน รังสีอาทิตย์นอกชั้นบรรยากาศ และช่วงเวลาอาทิตย์ โดยข้อมูลตัวแปรทั้งหมดนี้ได้มาจากข้อมูลดาวเทียมขององค์กรนาซ่า (NASA) ใช้ข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2551 ถึงปี พ.ศ. 2553 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของระบบจะใช้ข้อมูล 90% ส่วนข้อมูลสำหรับทดสอบระบบจะใช้ข้อมูล 10% ผลการศึกษาที่ได้จากค่าเฉลี่ยรวมทั้ง 10 เมืองในประเทศอินเดีย พบว่า สัมประสิทธิ์การตัดสินใจจากวิธี ANN วิธี ANN+G และวิธี ANN+R มีค่าเท่ากับ 0.88, 0.87 และ 0.86 ตามลำดับ รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองจากวิธี ANN วิธี ANN+G และวิธี ANN+R มีค่าเท่ากับ 2.583, 2.568 และ 2.778 ตามลำดับ และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์จากด้วยวิธี ANN วิธี ANN+G และวิธี ANN+R มีค่าเท่ากับ 14.84%, 14.68% และ 16.32% ตามลำดับ

Charuchittipan et al. [46] ได้สร้างรูปแบบกึ่งเชิงประจักษ์สำหรับพยากรณ์รังสีกระจายของดวงอาทิตย์ที่ใกล้กับการแผ่รังสีอินฟราเรดเฉลี่ยรายเดือนรายชั่วโมงในประเทศไทย โดยใช้ฐานข้อมูลจากภาคพื้นดินและดาวเทียมสำหรับแอปพลิเคชันแผนที่ (Mapping Applications) ทั้งนี้ข้อมูลของรังสีกระจายของดวงอาทิตย์ที่ใกล้กับการแผ่รังสีอินฟราเรดจะใช้ข้อมูลจาก 4 สถานีทั้ง 4 ภาคของประเทศไทย กล่าวคือ ภาคเหนือจากสถานีเชียงใหม่ ภาคอีสานจากสถานีอุบลราชธานี ภาคกลางจากสถานีนครปฐม และภาคใต้จากสถานีสงขลา ทั้งนี้ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ผลได้แก่ ปริมาณเมฆ ปริมาณความชื้นทั้งหมดในชั้นของบรรยากาศโดยธรรมชาติ และค่าโคไซน์ของมุมเซนิตของดวงอาทิตย์ ซึ่งรูปแบบที่ถูกสร้างขึ้นจากตัวแปรเหล่านี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าที่วัดได้จริง จากเครื่องมือวัดไพโรนอมิเตอร์เพื่อตรวจสอบความถูกต้อง สำหรับข้อมูลที่ได้จากดาวเทียมเป็นข้อมูลเกี่ยวกับปริมาณก้อนเมฆปกคลุมแบบรายชั่วโมงในพื้นที่ที่ใช้ในการศึกษา โดยดาวเทียมที่ใช้ในครั้งนี้ คือ Himawari-6 ที่ให้ข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2549-2558 และ Himawari-8 ที่ให้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2559 ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้จะแบ่งการศึกษาออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มแรกใช้สำหรับการสร้างแบบจำลองประกอบด้วยข้อมูลจาก 2 สถานี ได้แก่ สถานีนครปฐมใช้ข้อมูลช่วงเดือนมกราคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556 และสถานีอุบลราชธานีใช้ข้อมูลช่วงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2557 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ส่วนกลุ่มที่สองจะใช้สำหรับการตรวจสอบแบบจำลองประกอบด้วยข้อมูลจาก 4 สถานี ได้แก่ สถานีนครปฐมใช้ข้อมูลช่วงเดือนพฤษภาคม-ธันวาคม พ.ศ. 2555 และเดือนมกราคม พ.ศ. 2557 สถานีอุบลราชธานีใช้ข้อมูลเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2558 สถานีเชียงใหม่ใช้ข้อมูลช่วงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2559 และสถานีสงขลาใช้ข้อมูลช่วงเดือนพฤษภาคม-พฤศจิกายน พ.ศ. 2559 ทั้งนี้ในการกำหนดและการตรวจสอบของแบบจำลองเป็นลักษณะไม่เชิงเส้นระหว่างรังสีกระจายของดวงอาทิตย์ที่ใกล้กับการแผ่รังสีอินฟราเรดกับการสะท้อนของบรรยากาศโลก ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$NIR_{diff} = A_0 NIR_{ext} e^{(A_1 \rho_{EA} + A_2 w + A_3 \cos \theta_z)}$$

เมื่อ  $NIR_{ext}$  คือ รังสีกระจายของดวงอาทิตย์ที่ใกล้กับการแผ่รังสีอินฟราเรดนอกชั้นบรรยากาศโลก,  $w$  คือ ปริมาณความชื้นทั้งหมดในชั้นของบรรยากาศโดยธรรมชาติ,  $\rho_{EA}$  คือ การสะท้อนกลับของบรรยากาศโลกผ่านดาวเทียม,  $\theta_z$  คือ มุมเซนิต และ  $A_0, A_1, A_2, A_3$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอย มีค่าเท่ากับ 0.052, 1.653, 0.101 และ 0.736 ตามลำดับ โดยที่สัมประสิทธิ์การถดถอยทั้งหมดมีนัยสำคัญที่ 95% และมีค่าสถิติที่สัมพันธ์มากกว่า 2 ดังนั้นรูปแบบกึ่งเชิงประจักษ์จึงสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้ นอกจากนี้เมื่อนำไปเปรียบเทียบกับค่าที่วัดได้จริง พบว่า ค่ารากที่สอง

ของค่าเฉลี่ยความแตกต่างยกกำลังสอง (Root Mean Square Difference: RMSD) กับค่าผลต่างค่าความเอนเอียงเฉลี่ย (Mean Bias Differences: MBD) มีค่า 16.7% และ 1.5% ตามลำดับ

Halabi, Mekhilef and Hossain [47] ได้ศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายเดือนด้วยวิธีระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System: ANFIS) และวิธีแบบผสมผสาน ได้แก่ วิธีระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ร่วมกับการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANFIS+PSO) วิธีระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ร่วมกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (ANFIS+GA) และวิธีระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ร่วมกับวิธีการวิวัฒนาการโดยใช้ผลต่าง (ANFIS+DE Algorithms) ตัวแปรอิสระที่ใช้ประกอบด้วยช่วงเวลาแสงอาทิตย์ อุณหภูมิอากาศสูงสุด อุณหภูมิอากาศต่ำสุด ปริมาณฝนรายเดือน และดัชนีสภาพของท้องฟ้า โดยการศึกษาครั้งนี้จะเป็นการพยากรณ์รังสีอาทิตย์เมืองกัวลาเตอริงกานู (Kuala Terengganu) ประเทศมาเลเซีย ใช้ข้อมูลช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2549 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 รวมทั้งสิ้น 108 เดือน แบ่งเป็น 2 ช่วงคือ ข้อมูลช่วง 84 เดือนแรก คิดเป็น 80% ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ใช้สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ส่วนช่วงที่ 2 จะเป็นข้อมูลของ 24 เดือนที่เหลือ คิดเป็น 20% ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ใช้สำหรับการทดสอบระบบ โดยผลศึกษาจากการใช้วิธี ANFIS, ANFIS+PSO, ANFIS+GA และ ANFIS+DE Algorithms พบว่า มีค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ อยู่ที่ 0.371, 0.312, 0.328 และ 0.377 ตามลำดับ

Campo-Ávila, Piliouline, Morales-Bueno and Mora-López [48] ได้ศึกษาระบบการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) สำหรับการพยากรณ์สเปกตรัมรังสีอาทิตย์ โดยนำข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิอากาศ มวลอากาศ และดัชนีความสดใสของบรรยากาศ มาทำการทดสอบด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลตามขั้นตอนวิธีการจัดหมวดหมู่ที่แตกต่างกัน โดยข้อมูลมาจากเว็บไซต์ <http://fvred1.ctima.uma.es>. ทั้งนี้ในการพยากรณ์สเปกตรัมรังสีอาทิตย์จะใช้โปรแกรมเวก้า (Weka) ช่วยในการออกแบบชุดทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์จากการแบ่งประเภทของข้อมูลออกเป็นลำดับขั้นด้วยเทคนิคแบบตารางแจกแจงความถี่ แบ่งออกเป็น 3 วิธี คือ ZeroR, นาอิวเบย์ (Naive Bayes) และต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Tree) โดยวิธีต้นไม้ตัดสินใจยังแบ่งขั้นตอนวิธีในรูปแบบต่างๆ อีก ได้แก่ Decision Stump, IB1, J48, Very Fast Decision Tree (VFDT) และ Random Forest ซึ่งผลการศึกษาความแม่นยำในการพยากรณ์พบว่าวิธี ZeroR, Naive Bayes, Decision Stump, IB1, J48, VFDT และ Random Forest มีค่าเท่ากับ 63.75%, 76.64%, 63.78%, 92.01%, 90.58%, 83.01% และ 92.95% ตามลำดับ

Khosravi, Koury, Machado and Pabon [49] ได้ศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงบนเกาะอาบูมุซา (Abu Musa Island) ที่ปกครองโดยประเทศอิหร่าน ด้วยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้จะแยกออกเป็น 2 กลุ่มตามลักษณะของข้อมูลที่เป็น

ตัวแปรต้น โดยกลุ่มแรกจะใช้ข้อมูลเกี่ยวกับความกดอากาศ อุณหภูมิ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ และเวลาท้องถิ่นในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมง ส่วนกลุ่มที่ 2 เป็นการพยากรณ์อนุกรมเวลาของรังสีอาทิตย์ในเครือข่ายที่ใช้ค่าที่ผ่านมาสำหรับการพยากรณ์ค่าในอนาคต โดยการศึกษาของกลุ่มแรกจะเป็นการเปรียบเทียบเครื่องมือที่ใช้ในการพยากรณ์ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer Feed Forward Neural Network: MLFFNN) วิธีสนับสนุนเวกเตอร์ถดถอย (Support Vector Regression: SVR) ระบบอนุมานฟัซซี (Fuzzy Inference System: FIS) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบสิคฟังก์ชัน (Radial Basis Function Neural Network: RBFNN) ส่วนกลุ่มที่ 2 ก็เป็นการเปรียบเทียบเครื่องมือที่ใช้ในการพยากรณ์เช่นกันระหว่าง MLFFNN SVR, FIS และ ANFIS สถิติที่ใช้ศึกษา ได้แก่ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation of Coefficient: r) รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) โดยผลจากการศึกษา พบว่าในกลุ่มแรกวิธี SVR และ MLFFNN มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ดีที่สุด กล่าวคือ วิธี SVR มีค่า r และ RMSE อยู่ที่ 1 และ 1.053 Wh/m<sup>2</sup> ตามลำดับ ส่วนวิธี MLFFNN มีค่า r, RMSE และค่า MSE อยู่ที่ 0.989, 41.088 Wh/m<sup>2</sup> และ 1688.188 Wh/m<sup>2</sup> ตามลำดับ สำหรับกลุ่มที่ 2 วิธี SVR และวิธี ANFIS มีประสิทธิภาพต่อการพยากรณ์อนุกรมเวลาดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้องจากการทดสอบประมาณ 94%

Koo, Li, Cha and Zhang [50] ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ค่าการแผ่รังสีอาทิตย์รายเดือนเฉลี่ยรายวันแบบใหม่ที่อาจเกิดขึ้นด้วยรูปแบบเชิงปริภูมิซับซ้อนผ่านเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง คือ วิธีการอนุมานแบบเชิงกรณีศึกษา (Case Based Reasoning: CBR) วิธี ANN และ MLR นอกจากนี้ยังใช้วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (K-Means Clustering) ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) มาวิเคราะห์ผลการพยากรณ์ให้ดียิ่งขึ้นอีกด้วย ดังนั้นการศึกษาในครั้งนี้จึงแบ่งการศึกษาออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีไม่มีการแบ่งกลุ่มเมืองทั้ง 97 เมืองในประเทศจีน และกรณีแบ่งกลุ่ม 97 เมืองในประเทศจีนออกเป็น 5 กลุ่ม สำหรับตัวแปรอิสระที่ใช้ในการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มทางภูมิศาสตร์ ได้แก่ ลองจิจูด ละติจูด และอัลติจูด และกลุ่มทางอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ ช่วงเวลาแสงอาทิตย์รวมรายเดือน ปริมาณแสงอาทิตย์เฉลี่ยรายเดือน อุณหภูมิเฉลี่ยรายเดือน ความเร็วลมเฉลี่ยรายเดือน ค่าความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยรายเดือน และปริมาณน้ำฝน โดยข้อมูลตัวแปรต่างๆ ได้มาจากเว็บไซต์ของศูนย์ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาแห่งชาติ (National Meteorological Information Center: NMIC) เป็นข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2549 ถึงปี พ.ศ. 2558 จาก 97 เมืองในประเทศจีน และสำหรับการศึกษาในครั้งนี้จะใช้ค่าความแม่นยำของการพยากรณ์มาวิเคราะห์ผล โดยจะแบ่งเป็นค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการพยากรณ์ (Average Values of Prediction Accuracy: APA) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแม่นยำในการพยากรณ์ (Standard Deviation of Prediction Accuracy: SDPA)



โดยผลการศึกษาพบว่า ในกรณีที่ไม่ได้แบ่งกลุ่ม ค่า APA จากวิธี CBR, MLR และ ANN มีค่า 92.085%, 89.342% และ 91.214% ตามลำดับ โดยค่า SDPA จากวิธี CBR, MLR และ ANN มีค่า 7.637, 40.448 และ 34.142 ตามลำดับ ส่วนผลการศึกษาในกรณีที่แบ่งกลุ่มออกเป็น 5 กลุ่ม พบว่า ค่า APA จากวิธี CBR, MLR และ ANN มีค่า 93.230%, 91.143% และ 91.928% ตามลำดับ โดยที่ค่า SDPA จากวิธี CBR, MLR และ ANN มีค่า 6.783, 21.695 และ 20.260 ตามลำดับ

## บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น

### 1. บทความปริทัศน์ในประเทศ

รัตนาพร อินทรพานิชย์ และวรณี มังคละศิริ [51] ได้ศึกษาการสร้างสมการพยากรณ์การใช้พลังงานของโรงงานผลิตเครื่องเสียงติตรถยนต์ ภายใต้ขอบเขตของการผลิตผลิตภัณฑ์เครื่องเสียงติตรถยนต์ โดยแบ่งการวิเคราะห์ผล 4 แบบ ได้แก่ การคำนวณปริมาณผลิตภัณฑ์รวมด้วยวิธีทั่วไป การคำนวณปริมาณผลิตภัณฑ์รวมโดยเทคนิคอัตราส่วนเทียบ การคำนวณโดยใช้เฉพาะปริมาณผลิตภัณฑ์รวมของผลิตภัณฑ์หลัก และการคำนวณปริมาณผลิตภัณฑ์รวมโดยใช้อัตราส่วนการใช้พลังงาน ซึ่งการวิเคราะห์ทั้ง 4 แบบนี้จะประยุกต์ใช้เทคนิคการควบคุมกระบวนการเชิงสถิติด้วยโปรแกรม Excel และ SPSS ซึ่งประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอน ได้แก่ การวิเคราะห์แผนภาพกระจาย การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ และการวิเคราะห์แผนภูมิ DIFF และ CUSUM ตัวแปรที่นำมาใช้ในการศึกษาประกอบด้วยตัวแปรตาม คือ ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตเครื่องเสียงติตรถยนต์แบบรายเดือนในช่วงระยะเวลา 3 ปี (y) ส่วนตัวแปรอิสระ คือ ปริมาณการผลิตผลิตภัณฑ์ (x<sub>1</sub>) และจำนวนวันทำงานส่วนสำนักงาน (x<sub>2</sub>) ซึ่งผลจากการวิเคราะห์ในแต่ละแบบให้ผลของสมการที่ใช้ในการพยากรณ์ดังนี้

$$\text{วิธีทั่วไป : } y = 70460.721 + 0.455x_1 + 36256.569x_2$$

$$\text{วิธีอัตราส่วนเทียบ : } y = 4703.457 + 0.66x_1 + 29912.438x_2$$

$$\text{วิธีพิจารณาเฉพาะผลิตภัณฑ์หลัก : } y = 14736.899 + 1.684x_1 + 20868.63x_2$$

$$\text{วิธีอัตราส่วนการใช้พลังงาน : } y = 11726.822 + 1.552x_1 + 23618.452x_2$$

ซึ่งจากผลการทดสอบเปรียบเทียบระหว่างค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้าจริงในปี พ.ศ. 2559 กับค่าพยากรณ์จากสมการความสัมพันธ์ดังกล่าว พบว่า มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของวิธีทั่วไป วิธีอัตราส่วนเทียบ วิธีพิจารณาเฉพาะผลิตภัณฑ์หลัก และวิธีอัตราส่วนการใช้พลังงานเท่ากับ 8.73%, 9.04%, 3.22% และ 2.45% ตามลำดับ

กิตติศักดิ์ คงสีไพร, เกรียงศักดิ์ ไกรกิจราษฎร์ และสมพร เรืองสินชัยวานิช [52] ได้ศึกษาการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้น โดยใช้โปรแกรม Excel และ SPSS ในการช่วยวิเคราะห์ข้อมูล เป็นกรณีศึกษาจากสถานศึกษาตัวอย่าง 2 แห่งที่ตั้งอยู่ในเขตภาคเหนือตอนล่างของประเทศไทย ทั้งนี้ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วย ตัวแปรตาม คือ การใช้พลังงานไฟฟ้า ( $y$ ) และตัวแปรอิสระ คือ ค่าความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุด ( $x_1$ ) กับค่าตัวประกอบโหลด ( $x_2$ ) เมื่อทำการวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระพบว่า มีค่าอยู่ที่ 0.98 และผลที่ได้จากการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์ของสมการถดถอยของค่าคงที่และของตัวแปรอิสระที่ใช้พยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของสถานศึกษาทั้ง 2 แห่ง คือ

$$\text{สถานศึกษา A: } y = -76537.676 + 197.409x_1 + 2824.085x_2$$

$$\text{สถานศึกษา B: } y = -62967.6 + 165.424x_1 + 2735.531x_2$$

โดยผลจากการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนของสมการด้วยการเปรียบเทียบการใช้พลังงานไฟฟ้าจริงของทั้ง 2 สถานศึกษาในปี พ.ศ. 2557 พบว่า มีค่าความคลาดเคลื่อน  $\pm 4.749\%$  และ  $\pm 5.014\%$  รุทฤต ปานขลิบ [53] ได้นำเสนอการคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย ด้วยการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในระยะยาวของประเทศไทย ด้วยการสร้างแบบจำลองเพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ จำนวนประชากร อุณหภูมิสูงสุด และความต้องการพลังงานไฟฟ้า กับตัวแปรตาม คือ ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย อาศัยข้อมูลในช่วงระยะเวลา 20 ปี ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2526 - 2551 โดยข้อมูลจะแบ่งเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกประกอบด้วยข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2526 - 2548 (17 ปี) จะใช้สำหรับสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในช่วงเรียนรู้หรือช่วงหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ส่วนที่สองประกอบด้วยข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2549 - 2551 (3 ปี) จะใช้สำหรับทดสอบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ ซึ่งผลที่ได้จากการวิเคราะห์ พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจจากการวิเคราะห์ด้วยวิธีถดถอยเชิงเส้นพหุคูณกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าเท่ากับ 0.96 และ 0.99 ตามลำดับ ส่วนค่าความคลาดเคลื่อนร้อยละ สัมบูรณ์เฉลี่ยและค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อนของการวิเคราะห์ด้วยวิธีถดถอยเชิงเส้นพหุคูณกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากับ 1.82%, 2608 GWh และ 1.5%, 2162 GWh ตามลำดับ

ภัทรพร ทองน้อม และภควัต ลำจวน [54] ได้ทำการศึกษาปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนจากอดีต เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในอนาคต 2 ปีข้างหน้า ด้วยเทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ ทั้งนี้ก็เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการวางแผนตัดสินใจ รวมถึงการกำหนดนโยบายเพื่อหาแนวทางป้องกันน้ำ

ท่วมที่อาจเกิดขึ้นโดยฉับพลันในเขตลุ่มแม่น้ำชายฝั่งตะวันออก โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนรายเดือนจากกรมชลประทานและกรมอุตุนิยมวิทยา พร้อมทั้งทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง ช่วงแรกทำการวิเคราะห์ด้านอุทกศาสตร์ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2547 - 2556 ช่วงที่ 2 วิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติตั้งแต่ปี พ.ศ. 2543 - 2558 ผลของการศึกษาในช่วงแรก พบว่า จังหวัดชลบุรีมีปริมาณน้ำท่าที่ส่งผลต่อการเกิดน้ำท่วมฉับพลันได้มากที่สุด รองลงมาคือ จังหวัดระยอง จังหวัดจันทบุรี และจังหวัดตราด ทั้งนี้ในส่วนของการพยากรณ์ปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณน้ำฝนโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ข้อมูลถดถอยเชิงเส้น การทดสอบความสัมพันธ์ระหว่างของตัวแปรกับตัวแปรตามด้วยเทคนิคการวิเคราะห์แบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ จากการทำวิเคราะห์ข้อมูลย้อนหลัง 144 เดือน โดยการหาปัจจัยที่ส่งผลมากที่สุดคือ ความเร็วลม อุณหภูมิสัมพัทธ์ และความชื้นสัมพัทธ์ ตามลำดับ ส่วนผลการศึกษาในช่วงที่ 2 พบว่า เมื่อทำการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณจากตัวแปรตาม คือ ปริมาณน้ำฝน และตัวแปรต้น คือ ฤดูกาล ซึ่งในที่นี้คือ 12 ฤดูกาล 1 เดือนเท่ากับ 1 ฤดูกาล และสร้างตัวแปรเทียมได้ 11 ตัวแปร โดยตัวแปรเทียมแต่ละตัวมีได้ 2 ค่า เท่านั้น คือ 0 กับ 1 และจะได้สมการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณที่มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 0.811 และเมื่อทำการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณน้ำฝนในเขตลุ่มแม่น้ำตะวันออกจากการใช้ข้อมูลรายเดือน คือ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2543 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 รวมทั้งสิ้น 192 เดือน ได้ค่าพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในอีก 2 ปีข้างหน้ามีแนวโน้มของปริมาณน้ำฝนลดลงจากปีก่อน

## 2. บทความปริทัศน์ต่างประเทศ

Paun and Paun [55] ได้ศึกษาผลกระทบของพลังงานทดแทนที่มีต่อราคาพลังงานในประเทศโรมาเนีย โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ว่าการเปิดตัวแหล่งพลังงานทดแทนประเภทพลังงานลม (Windfarms) ส่งผลกระทบต่อราคาพลังงานและความยั่งยืนของมาตรการสำหรับเศรษฐกิจในโรมาเนียอย่างไร สำหรับการประเมินผลกระทบของแหล่งพลังงานทดแทนจะใช้ข้อมูลแบบรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึงมกราคม พ.ศ. 2557 ที่ได้มาจากสำนักงานกำกับกิจการพลังงานแห่งชาติ ซึ่งเป็นข้อมูลเกี่ยวกับราคาขายส่งพลังงานและร้อยละของพลังงานแต่ละประเภทที่นำเข้าสู่โครงข่ายพลังงาน ซึ่งในบทความนี้จะใช้วิธีการกำลังสองน้อยที่สุดและการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณเพื่อดูผลกระทบของแต่ละแหล่ง ทั้งนี้ในลำดับแรกจะลองทดสอบก่อนว่าแหล่งพลังงานซึ่งได้แก่พลังงานจากถ่านหิน พลังงานจากนิวเคลียร์ พลังงานจากก๊าซ พลังงานจากน้ำมัน และพลังงานจากน้ำ มีผลต่อราคาพลังงานมากน้อยแค่ไหน โดยตัวแปรอิสระที่ใช้เป็นราคาขายส่งพลังงานต่างๆ ที่อ้างอิงจากราคาตลาดของผู้บริโภค ซึ่งผลที่ได้สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{ราคาพลังงาน} = & 0.255379 + 0.415867 * \text{พลังงานนิวเคลียร์} + 0.00261909 * \text{พลังงานถ่านหิน} \\ & + 0.0451065 * \text{พลังงานเบนซิน (Petrol)} + 0.443265 * \text{พลังงานงานก๊าซ} \\ & + 0.314061 * \text{พลังงานน้ำ} \end{aligned}$$

และเมื่อพิจารณาค่าทางสถิติ (P-Value) ของแต่ละพลังงาน พบว่า ค่าทางสถิติน้อยกว่า 0.1 ประกอบด้วย พลังงานนิวเคลียร์ พลังงานงานก๊าซ และพลังงานน้ำ มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงราคาพลังงานไฟฟ้า ส่วนพลังงานที่ได้จากถ่านหินและเบนซิน มีค่าทางสถิติมากกว่า 0.1 แสดงว่าพลังงานทั้งสองแบบจะไม่มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงราคาพลังงานไฟฟ้า และเมื่อนำค่าพลังงานจากลมาพิจารณาเพิ่ม ผลที่ได้สามารถเขียนเป็นสมการได้เป็น

$$\begin{aligned} \text{ราคาพลังงาน} = & 0.0518113 + 0.424177 * \text{พลังงานนิวเคลียร์} + 0.00756049 * \text{พลังงานถ่านหิน} \\ & + 0.0623728 * \text{พลังงานเบนซิน} + 0.464345 * \text{พลังงานงานก๊าซ} + 0.37365 * \\ & \text{พลังงานน้ำ} + 0.075403 * \text{พลังงานลม} \end{aligned}$$

และเมื่อพิจารณาค่าทางสถิติ (P-Value) ของแต่ละพลังงาน พบว่า ค่าทางสถิติน้อยกว่า 0.1 ประกอบด้วย พลังงานนิวเคลียร์ พลังงานงานก๊าซ และพลังงานน้ำ ส่วนพลังงานที่ได้จากถ่านหิน เบนซิน และลม มีค่าทางสถิติน้อยกว่า 0.1 แสดงว่าพลังงานทั้งสามแบบจะไม่มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงราคาพลังงานไฟฟ้า

Torkzadeh, Anaraki, Mirzaei and Sehhati [56] ได้ทำการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดแบบรายสัปดาห์ เป็นกรณีศึกษาในพื้นที่เมืองยาสด์ (Yazd) ประเทศอิหร่าน ด้วยวิธีถดถอยเชิงเส้นพหุคูณจากการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ได้แก่ สิ่งแวดล้อม สังคม และข้อมูลทางเศรษฐกิจ ประกอบไปด้วย ค่าต่ำสุดและสูงสุดของอุณหภูมิรายสัปดาห์ ค่าต่ำสุดและสูงสุดของความชื้นรายสัปดาห์ จำนวนประชากร อัตราการแลกเปลี่ยนเงินดอลลาร์สหรัฐ โหลดสูงสุดในสัปดาห์ที่แล้วและค่าเฉลี่ยของการโหลดสูงสุดของเดือนที่แล้ว ทั้งหมดนี้จะถูกนำมาใช้เป็นตัวแปรอินพุตของรูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้ข้อมูลในช่วงระยะเวลา 10 ปี กล่าวคือ ในช่วง 8 ปีแรก คือ 21 มีนาคม พ.ศ. 2546 ถึง 20 มีนาคม พ.ศ. 2554 ใช้สำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ ส่วนในช่วง 2 ปีหลัง คือ 21 มีนาคม พ.ศ. 2554 ถึง 20 มีนาคม พ.ศ. 2556 ใช้สำหรับทดสอบผลการพยากรณ์เทียบกับค่าจริง ทั้งนี้ในการประมาณหาค่าสัมประสิทธิ์ของแต่ละตัวแปรจะใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Squares: OLS) ส่วนสถิติที่ใช้ในการศึกษาเป็นค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Average Percentage Error: MAPE) ของความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดรายสัปดาห์ระหว่างค่าจริงกับค่าที่ได้จาก

การพยากรณ์ โดยผลการศึกษา พบว่า การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดแบบรายสัปดาห์ในพื้นที่ของเมืองยาซต์ ประเทศอิหร่าน ด้วยวิธี OLS มีค่า MAPE อยู่ที่ 3.68%

Yang, Liu, Zhou and Gao [57] ได้ทำการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าในกรุงปักกิ่ง ประเทศจีน ด้วยวิธีการทางสถิติหลายตัวแปร ได้แก่ การถดถอยองค์ประกอบหลัก (Principal Component Regression: PCR) การถดถอยของวิธีกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Squares Regression: PLSR) และการปรับเปลี่ยนการถดถอยของวิธีกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Modified Partial Least Squares Regression: MPLSR) ตัวแปรอิสระที่ใช้ ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) อุตสาหกรรมขั้นปฐมภูมิ (Primary Industry) ซึ่งเป็นอุตสาหกรรมที่นำเอาทรัพยากรทางธรรมชาติมาผลิตโดยตรง เช่น การทำเหมืองแร่ การแปรรูปไม้ เป็นต้น อุตสาหกรรมขั้นทุติยภูมิ (Secondary Industry) ซึ่งเป็นอุตสาหกรรมที่นำเอาผลผลิตจากอุตสาหกรรมขั้นปฐมภูมิมาผลิตแปรรูปอีกที เช่น การนำสินแร่เหล็กมาทำเครื่องจักรกล การนำเอานอลจากการหมักอ้อยไปผสมกับน้ำมันเบนซินเพื่อให้ได้ก๊าซโซฮอลล์ เป็นต้น อุตสาหกรรมขั้นตติยภูมิ (Tertiary Industry) ซึ่งเป็นอุตสาหกรรมที่นำเอาผลิตภัณฑ์จากอุตสาหกรรมขั้นทุติยภูมิมาให้บริการหรือจำหน่าย ข้อมูลทั้งหมดที่นำมาใช้ในการศึกษาอยู่ในช่วงปี พ.ศ. 2543 - 2556 โดยใช้ข้อมูลในช่วง 9 ปี สำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ ส่วนในช่วง 5 ปีที่เหลือใช้สำหรับการตรวจสอบผลการพยากรณ์ โดยสมการที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติหลายตัวแปรเป็นดังนี้

$$\text{PCR; } y = 0.0083x_1 + 2.0306x_2 + 0.0379x_3 + 0.0105x_4 + 0.1669x_5 - 79.553$$

$$\text{PLSR; } y = 0.0141x_1 - 3.1573x_2 + 0.0706x_3 + 0.0176x_4 + 0.1949x_5 + 213.239$$

$$\text{MPLSR; } y = 0.0207x_1 - 2.975x_2 + 0.0627x_3 + 0.0289x_4 - 0.0989x_5 + 563.6243$$

เมื่อ  $y$  คือ ค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าที่แน่นอน และ  $x_1, x_2, x_3, x_4$  และ  $x_5$  คือ ค่า GDP, อุตสาหกรรมขั้นปฐมภูมิ, อุตสาหกรรมขั้นทุติยภูมิ, อุตสาหกรรมขั้นตติยภูมิ และจำนวนประชากรทั้งหมดในกรุงปักกิ่งตามลำดับ สถิติที่ใช้ในการศึกษา คือ ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ (Root Mean Square Error of Calibration: RMSEC) ผลการศึกษาพบว่า การสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี PCR มีค่า RMSEC อยู่ที่ 19.791 การสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี PLSR มีค่า RMSEC อยู่ที่ 6.060 และการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี MPLSR มีค่า RMSEC อยู่ที่ 5.8217

Siddiqui and Bajpai [58] ได้ศึกษาการเบี่ยงเบนประสิทธิภาพของแผงโซลาร์เซลล์ ภายใต้ตัวแปรด้านอุณหภูมิอากาศโดยรอบและความเร็วลมในสภาพภูมิอากาศที่หลากหลาย ทั้งนี้แผงโซลาร์เซลล์ที่ใช้สำหรับการศึกษาคือแบบชนิดพหุคริสตัล (Polycrystalline Silicon) ที่ผลิตขึ้นในปี พ.ศ. 2550 มีพื้นที่เซลล์ 0.216 m<sup>2</sup> และมีพื้นที่หน้าแผงโซลาร์เซลล์ 0.34 m<sup>2</sup> ข้อมูลจำเพาะทางไฟฟ้าของแผงโซลาร์เซลล์ที่ค่ามาตรฐาน มีกำลังการผลิต 100 mW/cm<sup>2</sup> ที่มวลอากาศ 1.5 และอุณหภูมิแผง 25 °C โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนประมาณ ±3% สำหรับการทดลองในครั้งนี้ตัวแผงโซลาร์เซลล์จะต่ออยู่กับอุปกรณ์ต่างๆ ได้แก่ รีโอสตาร์ท แอมป์มิเตอร์ ดิจิตอลมัลติมิเตอร์ สำหรับการวัดค่าอุณหภูมิของโซลาร์เซลล์จะใช้ดิจิตอลเทอร์โมมิเตอร์ (SE221-P-K) ใช้เครื่องวัดอุณหภูมิความชื้น (288-CTH) สำหรับวัดอุณหภูมิและค่าความชื้นของอากาศโดยรอบ ส่วนการวัดค่าความเข้มแสงอาทิตย์จะใช้ลักซ์มิเตอร์แบบดิจิตอลที่มีย่านวัดอยู่ในช่วง 0 ถึง 5000 Lux และความเร็วลมจะใช้เครื่องวัดความเร็วลม (Anemometer) โดยข้อมูลจะถูกเก็บเป็นค่าเฉลี่ยแบบรายวันและแบบรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2553-2554 เมื่อได้ข้อมูลมาแล้วจะถูกนำมาใช้ในการคำนวณเพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยกระบวนการถดถอยเชิงเส้นด้วยวิธีกำลังสองน้อยสุดเพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร ซึ่งผลที่ได้จากการคำนวณเพื่อสมการการพยากรณ์ประสิทธิภาพของแผงโซลาร์เซลล์ภายใต้ตัวแปรด้านอุณหภูมิของอากาศโดยรอบและความเร็วลมในสภาพภูมิอากาศที่หลากหลาย คือ

$$\eta = 14.985 - 0.087T + 0.018V$$

เมื่อ  $\eta$  คือ ประสิทธิภาพการผลิตไฟฟ้าของแผงโซลาร์เซลล์ซึ่งเป็นตัวแปรต้น ส่วน  $T$  และ  $V$  คือ อุณหภูมิของอากาศโดยรอบและความเร็วลมตามลำดับซึ่งเป็นตัวแปรตาม โดยผลการศึกษาพบว่า มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 1 และมีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วง 0.8 - 8.2%

Yue et al. [59] ได้ทำการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ของโอกาสที่คนจะเป็นโรคไข้เลือดออกใน 5 ตำบล ได้แก่ Baiyun, Liwan, Yuxiu, Haizhu, และ Tianhe ของเมืองกวางโจว (Guangzhou) ประเทศจีน ในปี พ.ศ. 2557 ที่เกิดจากปัจจัยเสี่ยงด้านสิ่งแวดล้อม สังคม และเศรษฐกิจ โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์เป็นข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกใน 5 ตำบลที่มีทั้งหมด 30,553 คน ตั้งแต่ 1 มกราคม - 31 ธันวาคม พ.ศ. 2557 ซึ่งข้อมูลเหล่านี้ได้มาจากข้อมูลสารสนเทศของสำนักงานการควบคุมและป้องกันโรคของจีน ทั้งนี้ตัวแปรอิสระที่ใช้ ได้แก่ ความแตกต่างของพื้นที่ ดัชนีความแตกต่างของน้ำปากติ อุณหภูมิพื้นดินในเวลากลางวัน อุณหภูมิพื้นดินในเวลากลางคืน ความหนาแน่นของประชากร และผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ซึ่งตัวแปรอิสระทั้งหลายนี้มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกกับตัวแปรตามเป็น 0.483, 0.456, 0.612, 0.699, 0.705 และ 0.205 ตามลำดับ และเมื่อนำตัวแปรอิสระแต่ละตัวมาวิเคราะห์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดจากข้อมูลที่เป็น

กลุ่มตัวอย่างจำนวน 683 คน ผลที่ได้คือ จะมีตัวแปรอิสระ 3 ตัวที่มีผลต่อความเสี่ยงเป็นโรคไข้เลือดออกของคนที่ ความแตกต่างของพื้นที่ อุณหภูมิพื้นดินในเวลากลางคืน และความหนาแน่นของประชากร ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้เป็น

$$y = -5215.584 + 20.401x_1 + 17.461x_2 + 31.671x_3$$

เมื่อ  $y$  คือ ผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก,  $x_1$  คือ ความแตกต่างของพื้นที่,  $x_2$  คือ อุณหภูมิพื้นดินในเวลากลางคืน และ  $x_3$  คือ ความหนาแน่นของประชากร ทั้งนี้ผลที่ได้จากสมการจะเป็นการวิเคราะห์ต่อจำนวนประชากร 10,000 คน โดยสถิติที่ใช้ คือ ค่าทดสอบเอฟ (F-Test) และค่าอาร์กำลังสองแบบปรับค่าได้ (Adjust R squared) ซึ่งมีค่าเท่ากับ 83.727 และ 0.320 ตามลำดับ ทั้งนี้ผลการวิเคราะห์ด้วยสมการดังกล่าว พบว่า ช่วงเดือนที่คนจะมีโอกาสเป็นไข้เลือดออกมากที่สุด คือ สิงหาคมถึงตุลาคม ที่มีโอกาสสูงถึง 96.3% โดยเดือนตุลาคมจะเป็นเดือนที่คนมีโอกาสเป็นไข้เลือดออกสูงสุดอยู่ที่ 49.2% และตำบลที่มีโอกาสเป็นโรคไข้เลือดออกมากที่สุดสามอันดับแรก คือ Baiyun, Liwan และ Haizhu

Montes and Cortez [60] ได้ศึกษารูปแบบจำลองขนาดระบบความร้อนที่ได้จากพลังงานแสงอาทิตย์ เพื่อให้มีประสิทธิภาพในการช่วยลดอุณหภูมิความเย็นภายในบ้านที่ตั้งอยู่บนที่สูงแถบเทือกเขาแอนดิส ซึ่งสูงกว่าระดับน้ำทะเล 3600-4000 เมตร ในหัวเมืองชูปากา (Chupaca) และหมู่บ้านคอนเซปชัน (Concepcion) ประเทศชิลี โดยเปรียบเทียบความแปรผันของอุณหภูมิภายในห้องกักเก็บความร้อนกับห้องที่ใช้สำหรับทดสอบ (เช่น ห้องนอน) ทั้งนี้เพื่อให้แน่ใจว่าการแยกห้องระหว่างห้องกักเก็บความร้อนกับห้องที่ใช้ทดสอบจะเพิ่มประสิทธิภาพในการช่วยลดอุณหภูมิความเย็นภายในได้ พร้อมทั้งทำการวิเคราะห์ด้วยวิธีสมการถดถอยเชิงเส้นและการทดสอบสถิติ F ด้วยโปรแกรม SPSS เพื่อตรวจสอบค่าสัมประสิทธิ์ที่สำคัญของแบบจำลอง โดยสมการถดถอยเชิงเส้นที่ได้จะแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบ กล่าวคือ

$$\text{รูปแบบแรก คือ } Y = 10165 - 0.162X_1$$

$$\text{รูปแบบที่ 2 คือ } Y = 9767 - 0.204X_1 + 0.265X_2$$

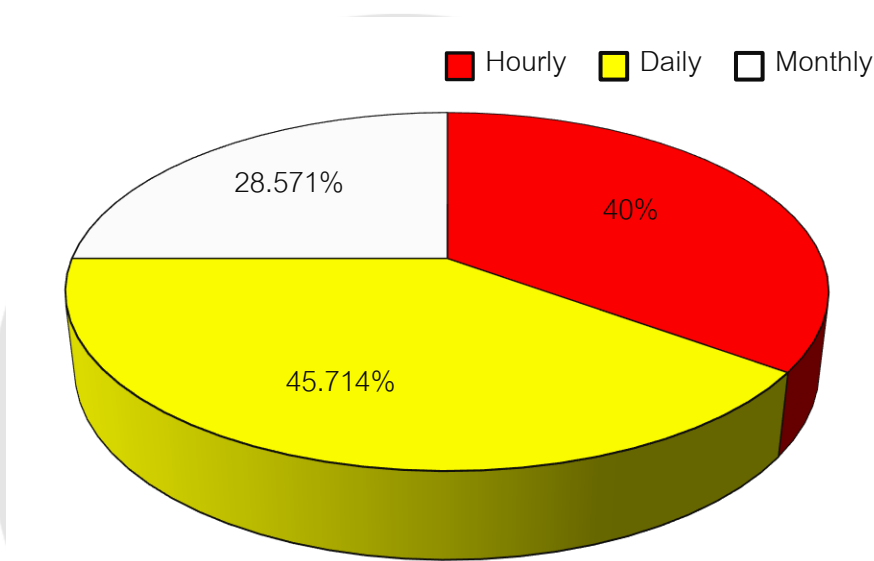
เมื่อ  $Y$  หมายถึง การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิภายในห้องกักเก็บความร้อน,  $X_1$  หมายถึง ปริมาตรของห้องที่ใช้ทดสอบ และ  $X_2$  หมายถึง พื้นที่ของห้องที่ใช้เก็บสะสมพลังงานความร้อน ซึ่งผลที่ได้จากการทดสอบสถิติ F พบว่าทั้งรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 2 มีค่าสถิติ F เท่ากับ 9,629 และ 37,178 ตามลำดับที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

## สรุปบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้อง

### 1. บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์

#### 1.1 รูปแบบการพยากรณ์

จากการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ จำนวน 40 บทความ ที่จำแนกตามรูปแบบการพยากรณ์ ได้แก่ แบบรายชั่วโมง รายวัน และรายเดือน สามารถสรุปผลได้ดังนี้



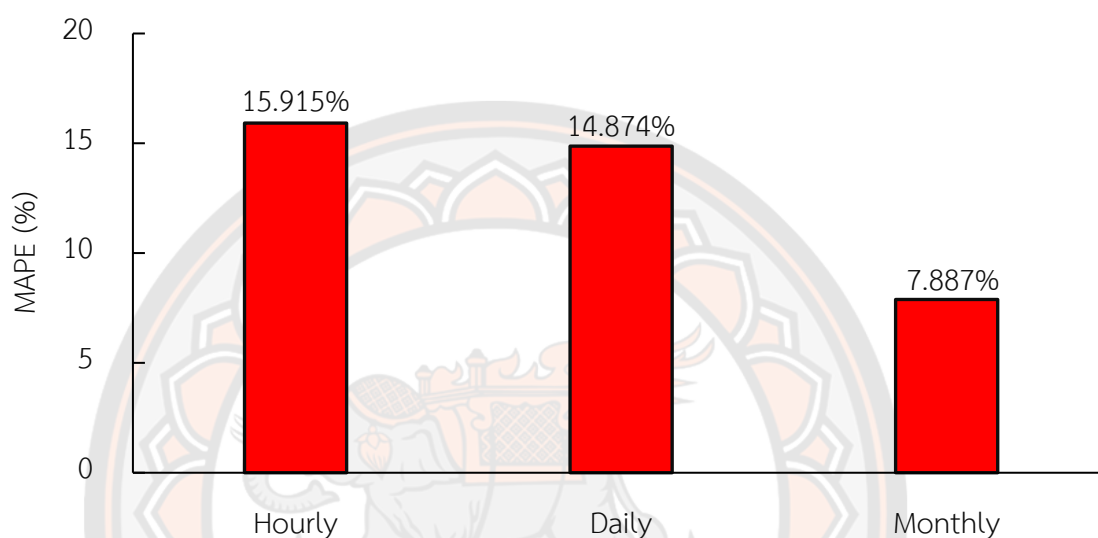
ภาพ 4 จำนวนบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ จำแนกตามรูปแบบการพยากรณ์

จากภาพ 4 แสดงให้เห็นถึงจำนวนบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ จำแนกตามรูปแบบการพยากรณ์ที่ผู้วิจัยได้ทำการศึกษา ซึ่งเห็นได้ว่าบทความงานวิจัยส่วนใหญ่จะเป็นบทความวิจัยการพยากรณ์แบบรายวัน จำนวน 16 บทความ คิดเป็นร้อยละ 45.714 ของบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ทั้งหมด รองลงมา เป็นบทความวิจัยการพยากรณ์แบบรายชั่วโมง จำนวน 14 บทความ คิดเป็นร้อยละ 40 ของบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ทั้งหมด ส่วนบทความวิจัยการพยากรณ์แบบรายเดือน มีจำนวนบทความน้อยที่สุด คือ 10 บทความ คิดเป็นร้อยละ 28.571 ของบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ทั้งหมด



## 1.2 ผลการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์

สำหรับผลการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์จากบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้อง ไม่ว่าจะเป็นการพยากรณ์แบบรายชั่วโมง รายวัน และรายเดือน สามารถสรุปในรูปแบบค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ได้ดังนี้



ภาพ 5 บทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์  
จำแนกตามผลการพยากรณ์

จากภาพ 5 เห็นได้ว่าผลการพยากรณ์แบบรายชั่วโมงด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์มากที่สุด คือ 15.915% รองลงมา คือ ผลการพยากรณ์แบบรายวัน ที่มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์อยู่ที่ 14.874% และผลการพยากรณ์แบบรายเดือนด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์น้อยที่สุด คือ 7.887%

## 1.3 ตัวแปรอิสระที่ใช้ในการพยากรณ์

จากการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ จำนวน 40 บทความ สามารถแบ่งตัวแปรอิสระที่ใช้ในการพยากรณ์ออกเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ เวลา, พิกัดทางภูมิศาสตร์, อุตุนิยมวิทยา และอื่นๆ ซึ่งในส่วนนี้จะขอสรุปความถี่ในการนำตัวแปรอิสระแต่ละตัวมาใช้ในรูปแบบสถิติดังนี้

ตาราง 1 สถิติจำนวนตัวแปรอิสระที่ใช้ในบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธี  
ปัญญาประดิษฐ์

กลุ่ม	ตัวแปรอิสระ (จำนวนบทความที่ใช้)
เวลา	เดือน (5), เวลา (3), วัน (2)
พิกัดทางภูมิศาสตร์	ละติจูด (6), ลองจิจูด (6), อัลติจูด (6), มุมเซนิต (5), มุมอาซิมุท (2), เดคลิเนชัน (1)
อุตุนิยมวิทยา	อุณหภูมิ (28), ความชื้นสัมพัทธ์ (19), ความเร็วลม (14), ระยะเวลาแสง อาทิตย์ (10), ปริมาณฝน (9), ปริมาณเมฆ (9), ความกดอากาศ (4), ปริมาณไอน้ำ (2), ความสูงจากระดับน้ำทะเล (2), วิสัยทัศน์การมองเห็น (3), ปริมาณโอโซน (1), ความลึกเชิงแสงของฝุ่นละออง (1), ทิศทางลม (2)
อื่นๆ	รังสีดวงอาทิตย์ที่นอกโลก (5)

จากตาราง 1 เห็นได้ว่ากลุ่มตัวแปรอิสระที่นิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์มากที่สุด  
จากบทความวิจัยที่เกี่ยวข้อง คือ กลุ่มอุตุนิยมวิทยา โดยมีจำนวนตัวแปรอิสระที่ใช้ในการพยากรณ์ 14  
ตัวแปร รองลงมาเป็นกลุ่มพิกัดทางภูมิศาสตร์ โดยมีจำนวนตัวแปรอิสระที่ใช้ในการพยากรณ์ 6 ตัวแปร  
ส่วนกลุ่มตัวแปรอิสระอื่นๆ มีจำนวนตัวแปรอิสระน้อยที่สุด คือ 1 ตัวแปร และเมื่อพิจารณารายละเอียด  
ในแต่ละกลุ่ม จะเห็นได้ว่าในกลุ่มเวลา ตัวแปรอิสระที่นิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์รังสีดวงอาทิตย์  
มากที่สุด คือ เดือน โดยมีจำนวน 5 บทความ รองลงมา คือ เวลา โดยมีจำนวน 3 บทความ ส่วนตัวแปร  
อิสระ วัน มีความนิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์น้อยที่สุด คือ 2 บทความ สำหรับกลุ่มพิกัดทาง  
ภูมิศาสตร์ ตัวแปรอิสระที่นิยมใช้ในการพยากรณ์มากที่สุด คือ ละติจูด, ลองจิจูด และอัลติจูด  
โดยมีจำนวน 6 บทความเท่าๆ กัน รองลงมา คือ มุมเซนิต มีจำนวน 5 บทความ ส่วนตัวแปร  
อิสระ เดคลิเนชัน มีความนิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์น้อยที่สุด คือ 1 บทความ และสำหรับกลุ่ม  
อุตุนิยมวิทยา ตัวแปรอิสระที่นิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์มากที่สุด คือ อุณหภูมิ (อุณหภูมิสูงสุด  
อุณหภูมิต่ำสุด และอุณหภูมิเฉลี่ย) โดยมีจำนวน 28 บทความ รองลงมา คือ ความชื้นสัมพัทธ์ โดยมี  
จำนวน 19 บทความ ส่วนตัวแปรอิสระ ปริมาณโอโซน และความลึกเชิงแสงของฝุ่นละออง มีความนิยม  
นำมาใช้ในการพยากรณ์น้อยที่สุด คือ 1 บทความเท่าๆ กัน

#### 1.4 ข้อมูลอื่นๆ ที่สำคัญ

ในส่วน of ข้อมูลอื่นๆ ที่สำคัญสำหรับการนำไปใช้ในการสังเคราะห์เพื่อให้งานวิจัย  
เรื่องนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น ได้แก่

### 1.4.1 แหล่งที่มาของข้อมูลตัวแปรอิสระในบทความวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาบทความวิจัยที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์พบว่า แหล่งที่มาของข้อมูลตัวแปรอิสระในบทความวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ สถานีตรวจวัดสภาพอากาศในพื้นที่ เว็บไซต์เกี่ยวกับสภาพภูมิอากาศ ข้อมูลจากดาวเทียม และการวัดด้วยตนเอง

### 1.4.2 วิธีการพยากรณ์

จากการศึกษาบทความวิจัยการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ พบว่า มีวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ในครั้งนี้อย่างน้อย 21 วิธี ดังนี้

- 1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น
- 2) โครงข่ายถดถอยอัตโนมัติแบบไม่เชิงเส้นกับการป้อนข้อมูลภายนอก
- 3) โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน
- 4) Inverse Distance Weighting (IDW)
- 5) วิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธีทางพันธุกรรม
- 6) วิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
- 7) วิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับอัตราขยายเป็น 1 ไปข้างหน้า
- 8) วิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับโครงข่ายถดถอย
- 9) วิธีถดถอยไม่เชิงเส้น
- 10) วิธีการใช้วิธีระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้
- 11) วิธีระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ร่วมกับวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
- 12) วิธีระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ร่วมกับวิธีเชิงพันธุกรรม
- 13) วิธีระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ร่วมกับวิธีการวิวัฒนาการโดยใช้ผลต่าง
- 14) เทคนิคแบบตารางแจกแจงความถี่
- 15) วิธีสนับสนุนเวคเตอร์ถดถอย
- 16) ระบบอนุमानฟuzzy
- 17) วิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ
- 18) วิธีการอนุमानแบบเชิงกรณีศึกษา
- 19) วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนร่วมกับวิธีการอนุमानแบบเชิงกรณีศึกษา
- 20) วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนร่วมกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
- 21) วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนร่วมกับวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

### 1.4.3 โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

จากการศึกษาบทความวิจัยที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์พบว่า โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล ได้แก่ โปรแกรมแมทแลป (Matlab), โปรแกรมเวก้า (Weka) และโปรแกรมสถิติอาร์ (R Statistic)

## 2. สรุปบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้น

จากการศึกษาบทความวิจัยที่เกี่ยวกับการใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้นจำนวน 10 บทความ เห็นได้ว่าการนำวิธีดังกล่าวไปใช้กับงานที่มีลักษณะที่หลากหลาย อาทิเช่น ด้านธุรกิจ เศรษฐศาสตร์ เกษตรศาสตร์ สังคมศาสตร์ วิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ เป็นต้น ซึ่งการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้นสามารถใช้ตัวแปรอิสระหรือที่เรียกว่าตัวแปรพยากรณ์ได้มากกว่า 1 ตัวแปร ทั้งนี้โปรแกรมที่นิยมนำมาใช้ช่วยในการวิเคราะห์ ได้แก่ SPSS และ Microsoft Excel

### การวิเคราะห์และสังเคราะห์

จากการศึกษาบทความงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในช่วง 5 ปีที่ผ่านมา จะเห็นได้ว่ากลุ่มตัวแปรอิสระที่นิยมนำมาใช้สำหรับการพยากรณ์มากที่สุดก็คือกลุ่มอุตุนิยมวิทยา เหตุผลอาจเนื่องมาจากความเข้าถึงง่ายของข้อมูลและปริมาณของข้อมูลที่มีมากเพียงพอต่อการศึกษา ทำให้บทความวิจัยหลายๆ เรื่องเลือกที่จะใช้ตัวแปรอิสระในกลุ่มอุตุนิยมวิทยาเสียเป็นส่วนใหญ่ แต่ถึงอย่างไรก็ตามการเลือกใช้กลุ่มตัวแปรดังกล่าวจำเป็นที่จะต้องอาศัยแหล่งที่มาของข้อมูล ที่จะเห็นได้ว่ามีอยู่ 4 แหล่ง ได้แก่ สถานีตรวจวัดสภาพอากาศในพื้นที่ เว็บไซต์เกี่ยวกับสภาพภูมิอากาศ ข้อมูลจากดาวเทียม และการวัดด้วยตนเอง โดยข้อมูลจากสถานีตรวจวัดสภาพอากาศในพื้นที่ ข้อดีก็คือสามารถรู้ได้ว่าเครื่องมือที่ใช้วัดเป็นแบบใด มีข้อจำกัดในเรื่องของการวัดอะไรบ้าง และสถานีตั้งอยู่บริเวณไหน ส่วนข้อเสียก็คือหากต้องการได้ข้อมูลย้อนหลังในปริมาณที่มากๆ จะต้องมีขั้นตอนการขอตามระเบียบของทางราชการทำให้เกิดความยุ่งยากในการขอข้อมูลแต่ละครั้ง หรือสถานีไม่ได้ตั้งอยู่ตรงบริเวณที่ต้องการศึกษาทำให้ผลของการพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนได้ สำหรับข้อมูลที่มาจากรีเบไซต์เกี่ยวกับสภาพภูมิอากาศ ข้อดีก็คือ สามารถค้นหาข้อมูลย้อนหลังได้หลายสิบปีและทุกๆ สถานที่ โดยไม่ต้องทำเรื่องขอให้ยุ่งยาก แต่ก็มีข้อเสีย คือ ความน่าเชื่อถือของข้อมูล และบางเว็บไซต์อาจจะต้องเสียค่าใช้จ่าย ในส่วนข้อมูลที่มาจากรดาวเทียมซึ่งส่วนใหญ่จะเป็นข้อมูลจากองค์การนาซาทำให้ข้อมูลเหล่านี้มีความน่าเชื่อถือพอสมควร แต่ก็มีข้อเสียในเรื่องของความยุ่งยากในการที่จะเข้าถึงข้อมูล และสำหรับข้อมูลที่ได้จากการวัดด้วยตนเอง ข้อดีก็คือรู้ว่าใช้เครื่องมือวัดชนิดใด สามารถรู้ข้อมูลในสถานที่ที่ต้องการศึกษา แต่ก็มีข้อเสียคือ หากต้องการข้อมูลในปริมาณมากๆ จำเป็นต้องอาศัยระยะเวลาในการวัดและต้องเสียค่าใช้จ่ายในการซื้อเครื่องมือวัดเอง นอกจากนี้จากการศึกษาวิธีการพยากรณ์จากบทความวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าวิธีที่นิยมใช้ก็คือวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นสมอง

ของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เป็นขั้นตอนวิธีคิดที่ใช้การเรียนรู้จากข้อมูลที่เป็นกลุ่มตัวอย่าง สร้างเป็นประสบการณ์หรือที่เรียกกันว่ารูปแบบ (Model) ที่สามารถบ่งชี้ถึงความเป็นไปได้ในเรื่องนั้นๆ ซึ่งจากหลักการดังกล่าวจึงเป็นที่นิยมประยุกต์ใช้เพื่อทำการพยากรณ์ถึงความเป็นไปได้ในอนาคต ด้วยเหตุนี้เองการเรียนรู้ของเครื่องจึงถูกนำไปใช้งานได้หลากหลายรูปแบบ โดยอาศัยกลไกที่เป็นโปรแกรมเป็นตัวขับเคลื่อน อาทิเช่น โปรแกรมแมทแลป โปรแกรมเวก้า เป็นต้น ซึ่งการใช้โปรแกรมเหล่านี้ย่อมช่วยให้การวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความซับซ้อนง่ายขึ้น อีกทั้งยังช่วยประหยัด เวลาเพียงแค่นับวัน ข้อมูลลงไป อย่างไรก็ตามจากการศึกษาบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN จะเห็นได้ว่าหลายๆ บทความใช้ ANN แบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ที่มีชั้นซ่อนเพียง 1 ชั้น และนั่นเป็นการบ่งบอกได้ว่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับค่ารังสีอาทิตย์ในฐานะตัวแปรตามมีความสัมพันธ์กันแบบเชิงเส้น ดังนั้นการนำวิธี OLS ซึ่งเป็นวิธีการทางสถิติที่อาศัยความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระก็ย่อมสามารถพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ได้เช่นเดียวกันกับวิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่นักวิชาการนิยมใช้กัน

ด้วยเหตุผลทั้งหมดที่กล่าวมานี้เองจึงทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะศึกษากลุ่มตัวแปรอิสระที่มีผลต่อการพยากรณ์รังสีอาทิตย์เพื่อนำผลที่ได้ไปเป็นส่วนหนึ่งของพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง รายวัน รายปักษ์ และรายเดือน นอกจากนั้นแล้วตัวแปรอิสระแต่ละตัวจะต้องเป็นตัวแปรที่หาข้อมูลได้ง่ายและมีปริมาณที่เพียงพอ ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะใช้ตัวแปรอิสระจากแหล่งที่มา 2 กลุ่ม คือ กลุ่มแรกเป็นกลุ่มที่ได้จากการผสมผสานระหว่างเวลากับทิศทางภูมิศาสตร์ของแต่ละพื้นที่ด้วยการอาศัยสูตรการคำนวณหาค่าแต่ละตัวแปร ดังนั้นค่าของตัวแปรในกลุ่มนี้จึงมีลักษณะเป็นรูปที่เกิดขึ้นซ้ำๆ ในทุกเดือนของทุกปี ประกอบด้วย เดคลิเนชัน มุมชั่วโมง แคลคูลูร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ มุมอัลติจูด และมุมอาซิมุธ ส่วนกลุ่มที่ 2 เป็นกลุ่มที่มาจากผลการคำนวณโดยอาศัยข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา ดังนั้นค่าของตัวแปรในกลุ่มนี้จึงมีค่าที่ไม่แน่นอนขึ้นอยู่กับสภาพภูมิอากาศของแต่ละเดือน ประกอบด้วยมวลอากาศ สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศ และอุณหภูมิอากาศสูงสุด ซึ่งรายละเอียดวิธีการหาค่าตัวแปรอิสระแต่ละตัว การพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และ ANN จะขอกกล่าวในบทถัดไป

## บทที่ 3

### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้เป็นการนำเสนอหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการสร้างสมการพยากรณ์รังสีอาทิตย์และการผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ และเพื่อให้วิทยานิพนธ์เล่มนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น จึงได้ทำการศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องตามหัวข้อดังต่อไปนี้

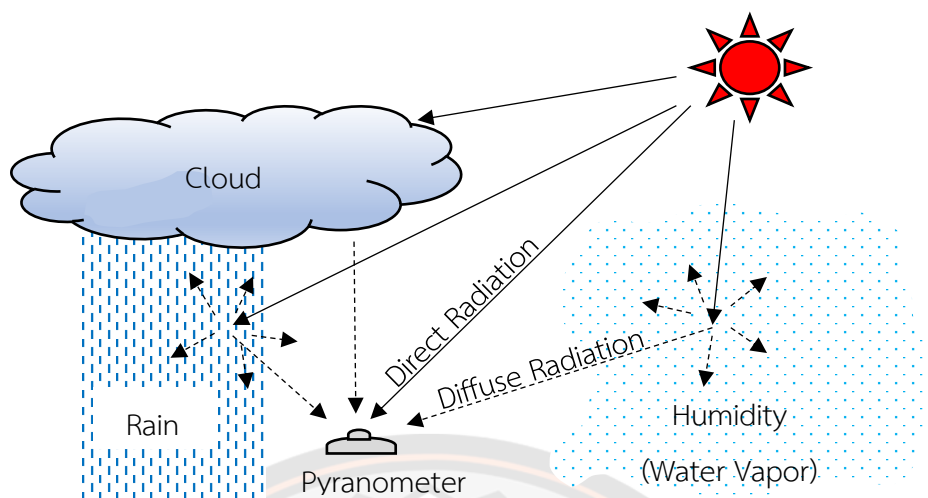
1. รังสีอาทิตย์
2. บรรยากาศโลกและผลกระทบต่อรังสีอาทิตย์
3. การผลิตไฟฟ้าด้วยพลังงานแสงอาทิตย์
4. โครงข่ายประสาทเทียม
5. การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น

#### รังสีอาทิตย์

##### 1. ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับรังสีอาทิตย์

พลังงานที่กำเนิดมาจากดวงอาทิตย์จะแผ่ออกสู่อวกาศในรูปแบบของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่มีความยาวคลื่นต่างๆ ที่ประกอบไปด้วยรังสีและแสงสว่าง ด้วยเหตุนี้จึงเรียกโดยทั่วไปว่ารังสีอาทิตย์ ทั้งนี้รังสีอาทิตย์ส่วนใหญ่จะอยู่ในรูปของแสงสว่างและรังสีอินฟราเรด สำหรับรังสีอัลตราไวโอเล็ตหรือรังสียูวี (Ultraviolet: UV) ถึงแม้จะมีสัดส่วนค่อนข้างน้อยแต่ก็มีพลังงานโฟตอน (Photon Energy) สูงซึ่งมีผลกระทบต่อเซลล์ของสิ่งมีชีวิต นอกจากนี้รังสีต่างๆ แล้วดวงอาทิตย์ยังแผ่รังสีเอกซ์และคลื่นวิทยุอีกเล็กน้อยแต่มีผลในด้านพลังงานน้อยมาก [7]

เมื่อรังสีอาทิตย์ส่องผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลกจะถูกโมเลกุลของอากาศ ฝุ่นละออง และเมฆกระเจิงและดูดกลืน โดยรังสีกระเจิงที่เกิดจากองค์ประกอบต่างๆ ของบรรยากาศโลกเรียกว่ารังสีกระจาย (Diffuse Radiation) ส่วนรังสีที่พุ่งตรงมาถึงพื้นผิวโลกเรียกว่ารังสีตรง (Direct Radiation) และเรียกผลรวมของรังสีตรงและรังสีกระจายว่ารังสีรวม (Global Radiation) [7] ดังแสดงในภาพ 6



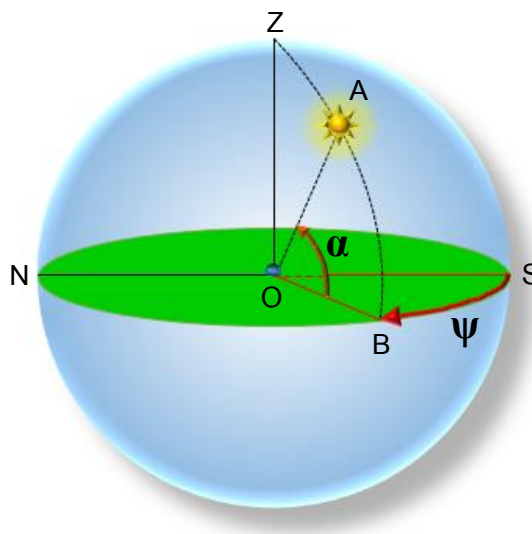
ภาพ 6 ลักษณะของรังสีอาทิตย์ที่ผ่านชั้นบรรยากาศโลก

## 2. การบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์

ในการคำนวณค่ารังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนระนาบต่างๆ บนพื้นผิวโลก เป็นเรื่องสำคัญที่จะต้องรู้ตำแหน่งของดวงอาทิตย์บนท้องฟ้า ซึ่งในการบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์จะพิจารณาท้องฟ้าเป็นครึ่งทรงกลมหรือที่เรียกว่าทรงกลมท้องฟ้า โดยที่ต้องมีจุดศูนย์กลางเนื่องจากท้องฟ้ามีขนาดกว้างใหญ่มาก ดังนั้นการบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์จึงใช้มุมเพียง 2 มุม หรือใช้ส่วนโค้งของทรงกลมท้องฟ้า 2 ส่วนโค้ง ก็สามารถระบุตำแหน่งได้ โดยแบ่งออกเป็น 2 ระบบดังนี้ [7]

### 2.1 ระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิง

ระบบนี้อาศัย 2 มุม ในการระบุตำแหน่งของดวงอาทิตย์ ประกอบด้วย มุมอาซิมุท (Azimuth:  $\psi$ ) เป็นมุมที่วัดจากแนวทิศใต้ (เส้น OS ในภาพ 7) ไปยังภาพฉายของเส้นตรง OB ที่เชื่อมต่อระหว่างจุดศูนย์กลางกับดวงอาทิตย์บนระนาบในแนวระดับ โดยมีค่าเป็นบวกถ้าเงาดังกล่าวอยู่ทางซีกตะวันออกและเป็นลบถ้าอยู่ทางซีกตะวันตกของท้องฟ้า กล่าวคือ  $-180^\circ \leq \psi \leq 180^\circ$  ส่วนมุมอัลติจูด (Altitude:  $\alpha$ ) หรือมุมเงยเป็นมุมระหว่างเส้นตรง OB กับเส้นตรง OA โดยจะมีค่าจาก 0 ถึง 90 องศา นอกจากนี้ที่ตำแหน่งจุด Z เรียกว่าจุดเซนนิท ซึ่งเป็นจุดที่อยู่ตรงกลางศีรษะเรา และมุมระหว่างเส้นตรง OA กับเส้นตรง OZ จะเรียกว่า มุมเซนนิท (Zenith Angle:  $\theta_z$ ) ซึ่งมุมเซนนิทนี้สามารถใช้อบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ได้เช่นกัน โดยที่  $\theta_z = 90^\circ - \alpha$  ทั้งนี้มุมอาซิมุท มุมอัลติจูด และมุมเซนนิทแสดงไว้ในภาพ 7 [7]



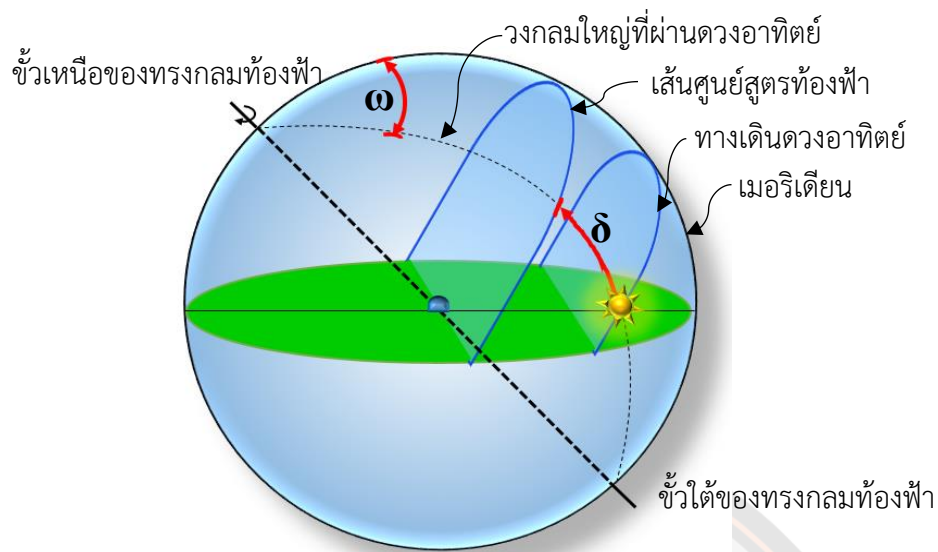
ภาพ 7 การบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิง

ซึ่งจากภาพ 7 เห็นได้ว่าการบอกตำแหน่งโดยใช้ระบบระนาบในแนวระดับอ้างอิง มีข้อดีคือสามารถเข้าใจได้ง่าย แต่ก็มีข้อด้อยคือค่ามุมอาซิมุทและมุมอัลติจูดจะเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา ตามเคลื่อนที่ของดวงอาทิตย์ รวมถึงมีการเปลี่ยนแปลงไปตามวันในรอบปีด้วย

## 2.2 ระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง

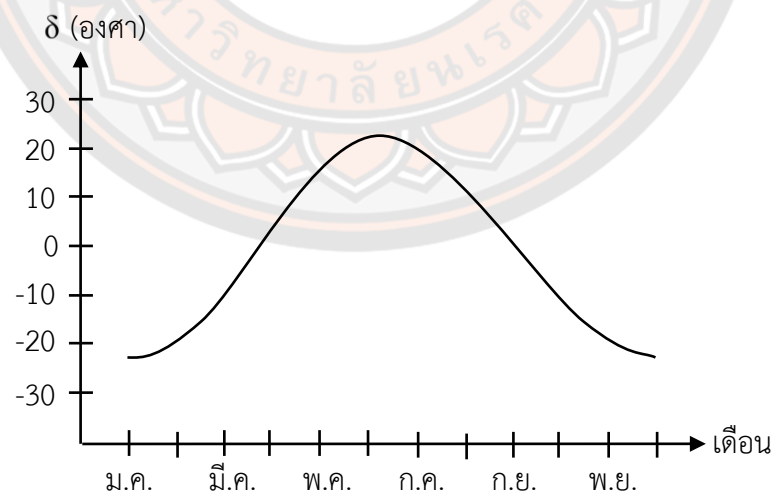
เนื่องด้วยระนาบทางเดินของดวงอาทิตย์บนทรงกลมท้องฟ้าจะขนานกับระนาบเส้นศูนย์สูตรท้องฟ้า โดยในช่วงเวลา 1 วันระนาบทางเดินของดวงอาทิตย์จะเปลี่ยนแปลงน้อยมาก จนถือได้ว่าคงที่ ดังนั้นในระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิงจะบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยการลากวงกลมใหญ่จากขั้วหนึ่งของทรงกลมท้องฟ้าผ่านดวงอาทิตย์ไปยังอีกขั้วหนึ่ง และใช้ระยะห่างเชิงมุมระหว่างดวงอาทิตย์กับเส้นศูนย์สูตรท้องฟ้าบนวงกลมใหญ่นี้ดังกล่าวเป็นตัวแปรที่ 1 เพื่อบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ โดยเรียกตัวแปรนี้ว่าเดคลิเนชัน (Declination:  $\delta$ ) สำหรับตัวแปรที่ 2 จะใช้มุมบนผิวทรงกลมท้องฟ้าระหว่างวงกลมใหญ่ที่ลากผ่านดวงอาทิตย์และเส้นเมริเดียน โดยเรียกมุมนี้นี้ว่ามุมชั่วโมง (Hour Angle:  $\omega$ ) ดังแสดงในภาพ 8 [7]





ภาพ 8 การบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง

ทั้งนี้ค่าเดคลิเนชันจะแปรค่าอยู่ระหว่าง  $-23.5$  องศา และ  $23.5$  องศา โดยแปรค่าตามเวลาในรอบปี ดังแสดงในภาพ 9 [7]



ภาพ 9 การแปรค่าของเดคลิเนชันของดวงอาทิตย์ตามเวลาในรอบปี

และจากกราฟในภาพ 9 สามารถแทนด้วยสมการเอมไพริคัล ได้ดังนี้

$$\delta = (0.006918 - 0.399912 \cos \Gamma + 0.070257 \sin \Gamma - 0.006758 \cos 2\Gamma + 0.000907 \sin 2\Gamma - 0.002697 \cos 3\Gamma + 0.00148 \sin 3\Gamma)(180 / \pi) \quad (1)$$

เมื่อ  $\delta$  คือ เดคลิเนชัน มีหน่วยเป็นองศา,  $\Gamma$  คือ มุมวัน (Day Angle) มีหน่วยเป็นเรเดียน ซึ่งคำนวณได้จากสมการ

$$\Gamma = \frac{2\pi(d_n - 1)}{365} \quad (2)$$

เมื่อ  $d_n$  คือ ลำดับของวันในรอบปี โดย  $d_n = 1$  หมายถึง วันที่ 1 มกราคม ส่วน  $d_n = 365$  หมายถึง วันที่ 31 ธันวาคม และสำหรับเดือนธันวาคมจะคิดว่ามี 28 วันเท่านั้น

ในส่วนกรณีของมุมชั่วโมงจะแปรตามเวลาที่ดวงอาทิตย์เคลื่อนที่จากเส้นเมริเดียนที่อยู่ตรงจุดเซนธิ์ไปทางทิศตะวันตกจนกลับมายังตำแหน่งเดิมอีกครั้ง จะใช้เวลา 24 ชั่วโมง ในขณะที่มุมชั่วโมงของดวงอาทิตย์ก็จะวนมาครบรอบ (360 องศา) เช่นเดียวกัน ดังนั้นดวงอาทิตย์เคลื่อนที่ครบ 1 รอบด้วยอัตราความเร็ว 15 องศาต่อชั่วโมง ซึ่งสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างมุมชั่วโมงกับเวลาดวงอาทิตย์ได้ดังสมการนี้

$$\omega = 15 (12 - ST) \quad (3)$$

เมื่อ  $\omega$  คือ มุมชั่วโมงของดวงอาทิตย์ มีหน่วยเป็นองศา และ  $ST$  คือ เวลาดวงอาทิตย์ มีหน่วยเป็นชั่วโมงกับนาที

และเนื่องจากเวลาดวงอาทิตย์เป็นเวลาที่ไม่น่าเสมอ ดังจะเห็นได้จากความยาวนานในแต่ละวันที่ไม่เท่ากัน โดยเวลาในแต่ละวันจะแปรค่าไปตามเวลาในรอบปีตามวงโคจรของโลกที่เป็นวงรี ทำให้ความเร็วในการเคลื่อนที่ของโลกรอบดวงอาทิตย์ที่ตำแหน่งต่างๆ ในวงโคจรไม่เท่ากัน ทั้งนี้ตำแหน่งที่โลกอยู่ใกล้ดวงอาทิตย์ โลกจะเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงกว่าตำแหน่งอื่นๆ ด้วยเหตุนี้การใช้เวลาดวงอาทิตย์ในการเปรียบเทียบเหตุการณ์ต่างๆ จึงเป็นเรื่องที่ยุ่งยาก นักวิทยาศาสตร์จึงได้กำหนดเวลาที่สม่ำเสมอขึ้น โดยการนำเวลาดวงอาทิตย์ในวันที่ 1 มกราคม ปี ค.ศ. 1900 มาแบ่งออกเป็น 86,400 ส่วน ซึ่งเรียก 1 ส่วนนี้ว่า 1 วินาที และเรียกเวลานี้ว่าเวลาดวงอาทิตย์เฉลี่ย (Mean Solar Time) [61][62]

ทั้งนี้เวลาดวงอาทิตย์เฉลี่ยถือได้ว่าเป็นเวลาที่สม่ำเสมอที่สามารถวัดได้ด้วยคาบของการสั่นที่คงที่ เช่น คาบการแกว่งของลูกตุ้มนาฬิกา การสั่นของผลึกควอทซ์ เป็นต้น โดยกำหนดให้เวลาดวงอาทิตย์เฉลี่ย ณ เมืองกรีนวิช (Greenwich) ประเทศอังกฤษเป็นเวลามาตรฐานสากล (Universal Time, UT) หรือเวลากรีนิช (Greenwich Mean Time, GMT) ด้วยเหตุนี้ประเทศต่างๆ ทั่วโลกจึงได้ทำการแบ่งเวลาออกเป็นเขตเทียบกับเวลากรีนิช ซึ่งแต่ละเขตกำหนดเป็นเส้นลองจิจูดมาตรฐาน (Standard Longitude, Ls) โดยในแต่ละเขตจะใช้เวลาเดียวกัน ทั้งนี้เส้นลองจิจูดมาตรฐานจะห่างจากลองจิจูดของเมืองกรีนวิชเป็นจำนวนเท่าของ 15 องศา ยกตัวอย่างเช่น เส้นลองจิจูดมาตรฐานของประเทศไทยเท่ากับ 105 องศา (15x7) นั่นหมายถึงเวลาประเทศไทยเร็วกว่าเวลาที่กรีนวิช 7 ชั่วโมง โดยทั่วไปแล้วเวลาในแต่ละเขตเรียกว่า เวลามาตรฐานท้องถิ่น (Local Standard Time, LST) ซึ่งเป็นเวลาที่อ่านได้จากนาฬิกาทั่วไปที่ใช้ในชีวิตประจำวัน แต่เนื่องด้วยเวลาดวงอาทิตย์และเวลาดวงอาทิตย์เฉลี่ยมีความแตกต่างกันตามวันในรอบปี ซึ่งสามารถแทนได้ด้วยสมการเวลา (Equation of Time) ดังนี้

$$E_t = 229.18 (0.000075 + 0.001868 \cos \Gamma - 0.032077 \sin \Gamma - 0.014615 \cos 2\Gamma - 0.04089 \sin 2\Gamma) \quad (4)$$

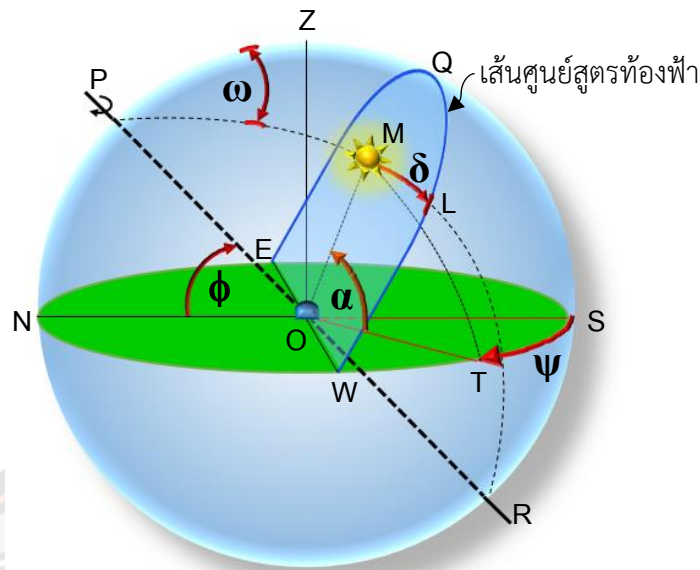
เมื่อ  $E_t$  คือ ค่าความแตกต่างระหว่างเวลาดวงอาทิตย์กับเวลาดวงอาทิตย์เฉลี่ย มีหน่วยเป็นนาฬิกา โดยเวลาดวงอาทิตย์สามารถคำนวณได้จากเวลามาตรฐานท้องถิ่น สมการเวลา และผลต่างระหว่างตำแหน่งเส้นลองจิจูดมาตรฐานกับเส้นลองจิจูดของตำแหน่งที่ต้องการคำนวณ ซึ่งเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$ST = LST + 4(L_s - L_{loc}) + E_t \quad (5)$$

เมื่อ  $LST$  คือ เวลามาตรฐานท้องถิ่น มีหน่วยเป็นชั่วโมงกับนาฬิกา,  $L_s$  คือ ลองจิจูดมาตรฐาน มีหน่วยเป็นองศา,  $L_{loc}$  คือ ลองจิจูดในพื้นที่ที่ต้องการคำนวณ มีหน่วยเป็นองศา ทั้งนี้ค่าของ  $4(L_s - L_{loc})$  มีหน่วยเป็นนาฬิกา โดยที่ค่า  $L_s$  และ  $L_{loc}$  จะเป็นลบเมื่ออยู่ทางตะวันตกของกรีนวิช และเป็นบวกเมื่ออยู่ทางตะวันออกของกรีนวิช ดังนั้นถ้าทราบเวลามาตรฐานท้องถิ่นหรือเวลาตามนาฬิกาก็สามารถคำนวณเวลาดวงอาทิตย์ได้ จากนั้นจึงนำค่าที่ได้ไปแทนค่าในสมการที่ 3 ก็จะได้ค่ามุมชั่วโมงตามที่ต้องการ

### 2.3 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของระบบการบอกตำแหน่งดวงอาทิตย์

การหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของระบบการบอกตำแหน่งดวงอาทิตย์ที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิงกับระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง สามารถพิจารณาได้ดังนี้ [7]



ภาพ 10 ตำแหน่งของดวงอาทิตย์ในระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิง  
และระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง

จากภาพ 10 [7] เป็นการแสดงตำแหน่งของดวงอาทิตย์ในระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิงและระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง เมื่อ  $O$  เป็นศูนย์กลางของทรงกลมท้องฟ้า,  $PR$  เป็นแกนหมุนทรงกลมของท้องฟ้า,  $\phi$  เป็นละติจูดของผู้สังเกต,  $M$  เป็นดวงอาทิตย์,  $NWE$  เป็นระนาบในแนวระดับ,  $EWQ$  เป็นระนาบศูนย์สูตรท้องฟ้า,  $NZS$  เป็นระนาบเมริเดียน,  $PMR$  เป็นวงกลมใหญ่ที่ลากผ่านดวงอาทิตย์ไปยังขั้วทั้งสองของทรงกลมท้องฟ้า,  $\delta$  เป็นเดคลิเนชัน,  $\omega$  เป็นมุมชั่วโมง,  $\alpha$  เป็นมุมอัลติจูด และ  $\psi$  เป็นมุมอาซิมุท

ทั้งนี้เห็นว่าสามเหลี่ยม  $PZM$  ซึ่งเป็นสามเหลี่ยมบนท้องฟ้า มีด้านทั้ง 3 ด้านเป็นส่วนหนึ่งของวงกลมใหญ่ที่มีจุดศูนย์กลาง  $O$  ร่วมกัน เนื่องจากส่วนโค้ง  $PL$  มีขนาดเชิงมุม 90 องศา และส่วนโค้ง  $LM$  มีค่าเท่ากับ  $\delta$  ดังนั้นเส้นโค้ง  $PM$  จึงมีค่าเท่ากับ  $90 - \delta$  ในทำนองเดียวกัน ส่วนโค้ง  $TZ$  มีขนาดเชิงมุม 90 องศา และส่วนโค้ง  $TM$  มีค่าเท่ากับ  $\alpha$  ดังนั้นส่วนโค้ง  $ZM$  จึงมีค่าเท่ากับ  $90 - \alpha$  ซึ่งจากความสัมพันธ์ที่กล่าวมาข้างต้นสามารถใช้วิธีเดียวกันนี้พิสูจน์ว่าส่วนโค้ง  $PZ = 90 - \phi$  และจากภาพ 10 จะเห็นได้ว่าระนาบ  $ZON$  กับระนาบ  $ZOT$  ทำมุมกันเท่ากับ  $180 - \psi$  ดังนั้นมุม  $\hat{PZM}$  จึงมีค่าเท่ากับ  $180 - \psi$

และจากความสัมพันธ์ระหว่างมุมกับด้านของสามเหลี่ยม PZM ตามสูตรโคซายน์ (ภาคผนวก ก) สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\cos \widehat{ZM} = \cos \widehat{PZ} \cos \widehat{PM} + \sin \widehat{PZ} \sin \widehat{PM} \cos \widehat{MPZ} \quad (6)$$

เมื่อแทนค่ามุมและด้านต่างๆ ลงในสมการ (6) จะได้ค่าเป็น

$$\cos(90 - \alpha) = \cos(90 - \phi) \cos(90 - \delta) + \sin(90 - \phi) \sin(90 - \delta) \cos \omega \quad (7)$$

หรือ 
$$\sin \alpha = \sin \phi \sin \delta + \cos \phi \cos \delta \cos \omega \quad (8)$$

จะได้ 
$$\alpha = \sin^{-1}(\sin \phi \sin \delta + \cos \phi \cos \delta \cos \omega) \quad (9)$$

นอกจากนี้ในการคำนวณหา  $\psi$  จะพิจารณาจากความสัมพันธ์ระหว่างมุมและด้านของสามเหลี่ยม PZM เหมือนเช่นเดิม เพียงแต่ใช้สูตรซายน์แทน (ภาคผนวก ก) สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\frac{\sin \widehat{PZM}}{\sin \widehat{PM}} = \frac{\sin \widehat{MPZ}}{\sin \widehat{MZ}} \quad (10)$$

เมื่อแทนค่ามุมและด้านต่างๆ ลงในสมการ (10) ได้ค่าเป็น

$$\frac{\sin(180 - \psi)}{\sin(90 - \delta)} = \frac{\sin \omega}{\sin(90 - \alpha)} \quad (11)$$

หรือ 
$$\frac{\sin \psi}{\cos \delta} = \frac{\sin \omega}{\cos \alpha} \quad (12)$$

จะได้ 
$$\psi = \sin^{-1} \left[ \frac{\sin \omega \cos \delta}{\cos \alpha} \right] \quad (13)$$

## 2.4 แฟคเตอร์สำหรับแก้ผลจากการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์

เนื่องจากโลกโคจรรอบดวงอาทิตย์เป็นลักษณะวงรี ด้วยเหตุนี้ระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์จึงเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา ซึ่งการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวมีผลต่อความเข้มรังสีอาทิตย์ที่ส่องมายังพื้นผิวโลก ดังนั้นค่าแฟคเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์

(The Eccentricity Correction Factor of The Earth's Orbit:  $E_0$ ) ในแต่ละวันขณะที่โลกโคจรรอบดวงอาทิตย์ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้ [63]

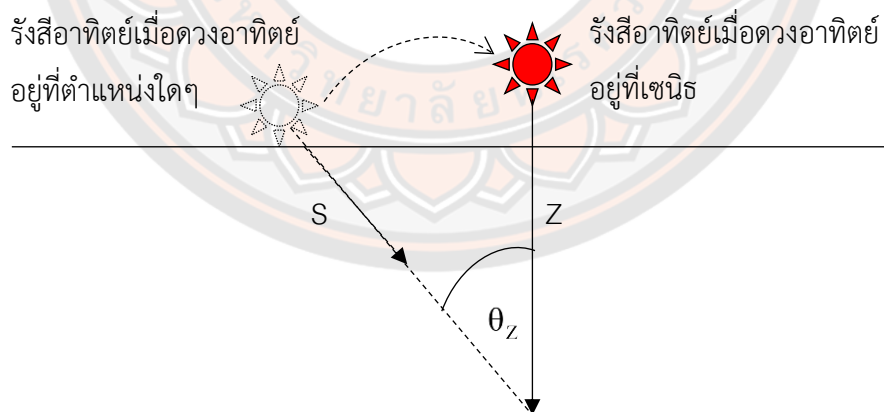
$$E_0 = 1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi d_n}{365}\right) \quad (14)$$

เมื่อ  $d_n$  คือ ลำดับวันในรอบปี กล่าวคือถ้า  $d_n = 1$  หมายถึงเป็นวันที่ 1 มกราคม โดยที่เดือนกุมภาพันธ์ จะกำหนดให้มีจำนวนวัน 28 วัน

## บรรยากาศโลกและผลกระทบต่อรังสีอาทิตย์

### 1. มวลอากาศ

เมื่อรังสีอาทิตย์เดินทางผ่านชั้นบรรยากาศมายังพื้นผิวโลก ก็จะถูกองค์ประกอบต่างๆ ของบรรยากาศดูดกลืนและกระเจิง ส่งผลให้รังสีอาทิตย์ที่พุ่งตรงมาถึงพื้นผิวโลกหรือรังสีตรงมีปริมาณลดลง ซึ่งปริมาณการลดลงของรังสีอาทิตย์ที่ผ่านชั้นบรรยากาศนี้ นอกจากขึ้นอยู่กับสมบัติการดูดกลืนและการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากองค์ประกอบของบรรยากาศแล้ว ยังขึ้นอยู่กับมวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เคลื่อนที่ผ่านอีกด้วย ดังแสดงในภาพ 11 [7]



ภาพ 11 มวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เดินทางผ่าน

และเพื่อความสะดวกในการคำนวณ จึงนิยมบอกมวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เคลื่อนที่ผ่านด้วยวิธีการเปรียบเทียบกับมวลอากาศขณะที่ดวงอาทิตย์อยู่ที่ตำแหน่งเซนิธในรูปของอัตราส่วนดังนี้

$$m_r = \frac{\int_0^{\infty} \rho ds}{\int_0^{\infty} \rho dz} \quad (15)$$

เมื่อ  $m_r$  คือ มวลอากาศสัมพัทธ์ (Relative Air Mass) หรือมวลอากาศ ซึ่งจากสมการ (15) สามารถหาค่าได้ ถ้ารู้การแปรค่าของ  $\rho$  ตามระยะทาง ด้วยวิธีการปล่อยบัลลูนหรือจรวดที่ติดเครื่องมือวัดขึ้นไปในบรรยากาศ จากนั้นใช้วิธีเชิงตัวเลข (Numerical Method) หาค่า  $m_r$  ซึ่งจากผลที่ได้พบว่าค่า  $m_r$  จะขึ้นอยู่กับมุมเซนนิธของดวงอาทิตย์ ( $\theta_z$ ) สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$m_r = \frac{1}{\cos \theta_z} \quad (16)$$

แต่เนื่องจากสมการ (16) ใช้ได้เฉพาะกับความดันที่ระดับน้ำทะเล 101.325 กิโลปาสคาล เท่านั้น ดังนั้นที่ความดันบรรยากาศอื่นๆ จะใช้สมการดังนี้

$$m_a = \left( \frac{1}{\cos \theta_z} \right) \left( \frac{p}{101.325} \right) \quad (17)$$

เมื่อ  $m_a$  คือ มวลอากาศที่คำนวณแก้ไขผลจากความดันที่แตกต่างไปจากความดันที่ระดับน้ำทะเล (ไม่มีหน่วย) และ  $p$  คือ ความดันบรรยากาศ มีหน่วยเป็นกิโลปาสคาล โดยค่าความดันบรรยากาศ ( $p$ ) ที่ระดับความสูงจากระดับน้ำทะเล สามารถหาได้จากสมการดังนี้ [64]

$$p = p_0 \exp(-0.0001184z) \quad (18)$$

เมื่อ  $p_0$  คือ ความดันบรรยากาศที่ระดับน้ำทะเล เป็นค่าคงที่มีค่าเท่ากับ 101.325 กิโลปาสคาล และ  $z$  คือ ความสูงจากระดับน้ำทะเล มีหน่วยเป็นเมตร

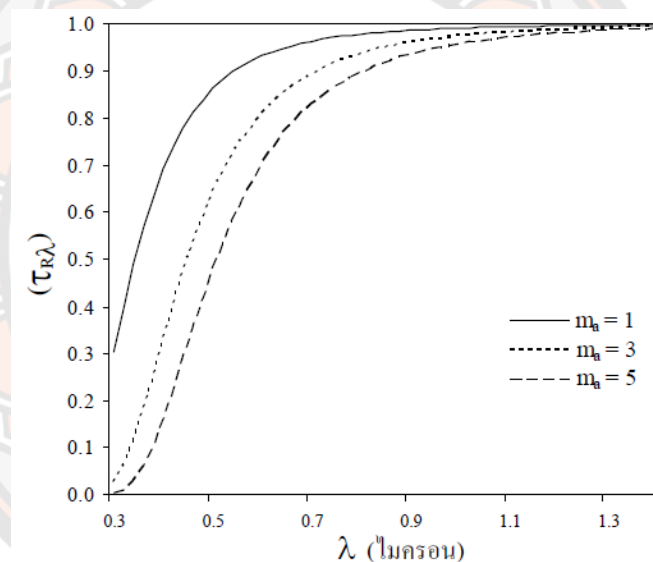
## 2. การกระเจิงรังสีอาทิตย์ของโมเลกุลอากาศ

รังสีอาทิตย์ที่ผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลกจะถูกโมเลกุลของอากาศกระเจิง บางส่วนจะสะท้อนกลับไปสู่อวกาศและบางส่วนจะส่องลงมาสู่พื้นผิวโลกที่อยู่ในรูปของรังสีกระจาย ซึ่งการลดลงของรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงโดยโมเลกุลของอากาศ นอกจากจะขึ้นกับความถี่เชิงแสงแล้ว

ยังขึ้นกับมวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เดินทางผ่านด้วย ดังนั้นจากสมการของเลคเนอร์ [65] สามารถหาค่าสัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ (Transmittance) ได้ดังนี้

$$\tau_{R\lambda} = \exp(-0.008735\lambda^{-4.08}m_a) \quad (19)$$

เมื่อ  $\tau_{R\lambda}$  คือ สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์โดยโมเลกุลอากาศ ไม่มีหน่วย และจากสมการ (19) สามารถแสดงเป็นกราฟระหว่างสัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์จากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากโมเลกุลอากาศกับความยาวคลื่นที่มวลอากาศต่างๆ ดังแสดงในภาพ 12 [7]



ภาพ 12 การแปรค่าของสัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์  
ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์

จากภาพ 12 เห็นได้ว่าที่ความยาวคลื่น ( $\lambda$ ) มากกว่า 1 ไมครอน การกระเจิงรังสีอาทิตย์จากโมเลกุลอากาศมีผลน้อยมาก ซึ่งการกระเจิงรังสีอาทิตย์จะมีผลมากที่ความยาวคลื่นสั้นๆ และสำหรับกรณีของค่าสัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศในช่วงความยาวคลื่นกว้าง (0.3-3.0 ไมครอน) ( $\tau_R$ ) สามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$\tau_R = \exp[-0.0903m_a^{0.84}(1+m_a - m_a^{1.01})] \quad (20)$$



### 3. การลดทอนรังสีอาทิตย์ของฝุ่นละอองในบรรยากาศ

ฝุ่นละอองหมายถึงอนุภาคของแข็งหรือของเหลวที่แขวนลอยอยู่ในบรรยากาศ รวมถึงควันที่เกิดจากการเผาไหม้เชื้อเพลิงต่างๆ ฝุ่นที่ฟุ้งกระจายจากพื้นดิน ละอองเกลือจากน้ำทะเล ละอองเกสรดอกไม้ และละอองของเหลวของสารเคมีต่างๆ แต่ไม่รวมถึงเมฆและหมอก ซึ่งโดยทั่วไปฝุ่นละอองในบรรยากาศมีขนาดตั้งแต่ 0.1 – 1,000 ไมครอน โดยมีรูปร่างและองค์ประกอบทางเคมีที่แตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับแหล่งกำเนิดของฝุ่นละออง [66] ทั้งนี้ฝุ่นละอองส่วนใหญ่จะอยู่ในชั้นบรรยากาศโทรโปสเฟียร์ (Troposphere) ที่ช่วงความสูงตั้งแต่พื้นผิวโลกจนถึงระดับความสูง 2 กิโลเมตร และจะลอยตามลมในอากาศประมาณ 1-2 สัปดาห์ จากนั้นจะร่วงหล่นลงสู่พื้นผิวโลกด้วยแรงโน้มถ่วงหรือจากการชะล้างของฝน

ทั้งนี้เมื่อรังสีอาทิตย์เดินทางผ่านจะถูกฝุ่นละอองเหล่านี้กระเจิงทำให้เกิดรังสีกระจาย และรังสีอาทิตย์บางส่วนจะถูกฝุ่นละอองดูดกลืน ซึ่งสัดส่วนของการกระเจิงและการดูดกลืนจะขึ้นอยู่กับชนิดของฝุ่นละออง เช่น ฝุ่นละอองที่เกิดจากการสันดาปของเชื้อเพลิงที่เป็นฟอสซิลซึ่งมีคาร์บอนดำ (Black Carbon) เป็นองค์ประกอบจะดูดกลืนรังสีอาทิตย์ได้ถึง 20% ส่วนฝุ่นละอองจากทะเลทรายจะดูดกลืนรังสีอาทิตย์น้อยกว่า 5% [67]

และเนื่องจากการลดทอนรังสีอาทิตย์ของฝุ่นละอองที่เกิดได้ทั้งจากกระบวนการดูดกลืนและการกระเจิง ทำให้การแยกสัดส่วนของรังสีอาทิตย์ที่ลดลงจากแต่ละกระบวนการทำได้ยาก ด้วยเหตุนี้อังสตรอม [68] จึงได้คิดสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของบรรยากาศของอังสตรอม ( $\beta$ ) ขึ้น โดยค่า  $\beta$  จะมีความสัมพันธ์กับความหนาแน่นของปริมาณฝุ่นละอองหรือจำนวนอนุภาคของฝุ่นละอองต่อหนึ่งหน่วยปริมาตรของอากาศ กล่าวคือ ถ้า  $\beta$  มีค่ามาก ความหนาแน่นของฝุ่นละอองในบรรยากาศจะมีค่ามากด้วย ทั้งนี้วิธีการหาสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของบรรยากาศของอังสตรอมสามารถทำได้หลายวิธี ได้แก่ การใช้ซินโฟโตมิเตอร์ (Sunphotometer) วัดสเปกตรัมรังสีตรงของดวงอาทิตย์ในสภาพที่ท้องฟ้าปราศจากเมฆ การหาค่าสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอังสตรอมจากความเข้มรังสีตรงในช่วงความยาวคลื่นกว้าง และการหาค่าสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอังสตรอมจากข้อมูลทัศนวิสัย [7]

ทั้งนี้ฝุ่นละอองมักทำให้อากาศขุ่นมัวซึ่งมีผลต่อทัศนวิสัย กล่าวคือ ถ้าบรรยากาศขุ่นมัวมากทัศนวิสัยก็จะมีค่าต่ำ แต่ในทางกลับกันถ้าอากาศบริสุทธิ์ซึ่งหมายถึงมีฝุ่นละอองน้อยทัศนวิสัยก็จะมีค่ามาก หรือสามารถมองเห็นวัตถุที่อยู่ไกลๆ ได้ ดังนั้นนักวิจัยหลายๆ ท่านจึงได้เสนอแบบจำลองแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอังสตรอมกับค่าทัศนวิสัย ส่วนกรณีประเทศไทย ศาสตราจารย์ ดร.เสริม จันทร์ฉาย และคณะ [69] ได้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอังสตรอมกับทัศนวิสัย โดยผลจากการศึกษาพบว่าปริมาณทั้งสองมีความสัมพันธ์กันตามสมการดังนี้

$$\beta = 0.589 - 0.068VIS + 0.0019VIS^2 \quad (21)$$

เมื่อ  $\beta$  คือ สัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของออสโตรอม ไม่มีหน่วย และ  $VIS$  คือ ทศนิยมวิสัยของการมองเห็น มีหน่วยเป็นกิโลเมตร ทั้งนี้สมการ (34) สามารถใช้ได้ในกรณีที่ค่า  $VIS$  น้อยกว่า 14 กิโลเมตร

#### 4. ผลกระทบของไอน้ำที่มีต่อรังสีอาทิตย์

ไอน้ำในบรรยากาศหมายถึงน้ำที่อยู่ในสถานะก๊าซที่แทรกตัวอยู่ในช่องว่างระหว่างโมเลกุลของก๊าซอื่นๆ ในบรรยากาศ โดยส่วนใหญ่ไอน้ำจะอยู่ในชั้นบรรยากาศตั้งแต่พื้นผิวโลกจนถึงที่ระดับความสูงประมาณ 2 กิโลเมตร ทั้งนี้เมื่อรังสีอาทิตย์เดินทางผ่านชั้นบรรยากาศจะถูกไอน้ำดูดกลืนและกระเจิง ทำให้รังสีอาทิตย์ที่ส่องมายังพื้นผิวโลกมีปริมาณลดลง ซึ่งการลดลงของรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงของโมเลกุลไอน้ำถือว่าน้อยมากเมื่อเทียบการดูดกลืน ดังนั้นสำหรับการคำนวณรังสีอาทิตย์ที่ผ่านบรรยากาศโดยทั่วไปจะพิจารณาเฉพาะผลจากการดูดกลืนเท่านั้น [7]

ทั้งนี้ปริมาณรังสีอาทิตย์ที่ถูกดูดกลืนขึ้นอยู่กับปริมาณไอน้ำในบรรยากาศและมวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เดินทางผ่าน ซึ่งวิธีหาปริมาณไอน้ำในบรรยากาศนั้นมีอยู่ 3 วิธี คือ การหาปริมาณไอน้ำจากข้อมูลตรวจอากาศชั้นบน การหาปริมาณไอน้ำจากข้อมูลอุณหภูมิมิถวิทยาผิวพื้น และข้อมูลปริมาณไอน้ำจากดาวเทียม [7]

แต่เนื่องจากการตรวจอากาศชั้นบนมีค่าใช้จ่ายค่อนข้างสูง ดังนั้นสถานีอุณหภูมิมิถวิทยาที่สามารถตรวจอากาศชั้นบนได้จึงมีจำนวนจำกัด สำหรับประเทศไทยมี 5 แห่ง เท่านั้น โดยแต่ละสถานีจะตรวจวัดเพียงวันละ 1 ครั้ง ที่เวลา 7.00 น. ทำให้ข้อมูลที่ได้จากการตรวจอากาศชั้นบนมีจำนวนน้อย ด้วยเหตุนี้จึงมีนักวิจัยหลายๆ ท่านได้ทำการศึกษาวิธีคำนวณหาปริมาณไอน้ำจากข้อมูลอุณหภูมิมิถวิทยาผิวพื้นที่มีจุดตรวจวัดมากกว่าการตรวจอากาศชั้นบน โดยข้อมูลที่นิยมใช้คืออุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศแวดล้อม ทั้งนี้สมการหาปริมาณไอน้ำจากข้อมูลอุณหภูมิมิถวิทยาผิวพื้นมีหลายสมการขึ้นอยู่กับพื้นที่นั้นๆ สำหรับกรณีในประเทศไทย ศาสตราจารย์ ดร.เสริม จันทร์ฉาย และคณะ [70] ได้ศึกษาวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณไอน้ำที่ได้จากข้อมูลตรวจอากาศชั้นบนกับข้อมูลอุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความดันไอน้ำอิ่มตัว ซึ่งจากการศึกษาดังกล่าวได้ผลการจำลองในรูปสมการดังนี้

$$w = 0.8933 \exp\left(\frac{0.1715rh \cdot p_{vs}}{T'}\right) \quad (22)$$

เมื่อ  $w$  คือ ปริมาณไอน้ำ มีหน่วยเป็นเซนติเมตร,  $rh$  คือ ความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศแวดล้อม ไม่มีหน่วย,  $T'$  คือ อุณหภูมิของอากาศแวดล้อม มีหน่วยเป็นเคลวิน และ  $p_{vs}$  คือ ความดันไอน้ำอิ่มตัว มีหน่วยเป็นมิลลิบาร์

ทั้งนี้สมการ (22) ใช้ได้เฉพาะกรณีคำนวณค่าปริมาณไอน้ำรายวันเฉลี่ยต่อเดือนเท่านั้น โดยตัวแปรด้านขวาของสมการต้องเป็นค่ารายวันเฉลี่ยต่อเดือน ส่วนการหาปริมาณไอน้ำจากดาวเทียม ซึ่งปัจจุบันมีหลายดาวเทียมที่ทำการวัดสเปกตรัมรังสีอาทิตย์ที่กระเจิงกลับขึ้นไปนอกบรรยากาศโลก แล้วนำค่าที่ได้มาคำนวณหาปริมาณไอน้ำในบรรยากาศ โดยดาวเทียมที่สำคัญ ได้แก่ ดาวเทียมเทอร์รา (Terra) และอควา (Aqua) ซึ่งได้ทำการติดตั้งอุปกรณ์ที่มีชื่อ MODIS ซึ่งอุปกรณ์ดังกล่าวนอกจากใช้หาความลึกเชิงแสงของผืนละอองแล้ว ยังสามารถหาปริมาณไอน้ำได้ด้วย โดยสามารถค้นข้อมูลปริมาณไอน้ำจากดาวเทียมได้ที่เว็บไซต์ <http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/giovanni> [7]

### 5. ผลกระทบของเมฆต่อรังสีอาทิตย์

เมฆมีผลกระทบที่สำคัญต่อการลดลงของรังสีอาทิตย์ที่ผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลก โดยเมฆสามารถกระเจิงรังสีอาทิตย์บางส่วนออกไปนอกบรรยากาศโลก บางส่วนก็ลงมาถึงพื้นผิวโลกในรูปของรังสีกระจาย โดยทั่วไปเมฆจะดูดกลืนรังสีอาทิตย์ในช่วงความยาวคลื่นรังสีอัลตราไวโอเล็ต และแสงสว่างน้อยมาก แต่จะดูดกลืนมากในช่วงความยาวคลื่นรังสีอินฟราเรด [71]

ซึ่งในการคำนวณรังสีอาทิตย์อย่างละเอียดในช่วงความยาวคลื่นกว้าง (0.3-3.0 ไมครอน) จำเป็นต้องรู้คุณสมบัติเชิงแสงของเมฆ ซึ่งการวัดในภาคพื้นดินมีอยู่น้อยมาก อย่างไรก็ตามในปัจจุบันสามารถค้นหาข้อมูลคุณสมบัติของเมฆได้จากดาวเทียมขององค์การนาซา โดยดาวเทียมที่สำคัญ ได้แก่ ดาวเทียม CLOUDSAT นอกจากนี้ยังสามารถใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมอุตุนิยมวิทยา เช่น MTSAT-1R เพื่อคำนวณการสะท้อนของบรรยากาศและเมฆได้ [72] ซึ่งการคำนวณรังสีอาทิตย์ด้วยแบบจำลองทางสถิติจะนิยามแทนผลของเมฆด้วยปริมาณเมฆที่ปกคลุมท้องฟ้า (Cloud Cover) ที่สังเกตการณ์ตามสถานีอุตุนิยมวิทยาทั่วไป

ทั้งนี้ในส่วนของความสัมพันธ์ระหว่างค่ารังสีอาทิตย์กับปริมาณเมฆในรูปแบบของสมการแบล็ค [73] ในฐานะผู้เชี่ยวชาญก็ได้ทำการศึกษาเช่นเดียวกัน โดยการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่ารังสีอาทิตย์และปริมาณเมฆด้วยการใช้ข้อมูลจากพื้นที่ต่างๆ ทั่วโลก พร้อมทั้งนำเสนอแบบจำลองดังสมการนี้

$$\frac{\bar{H}}{\bar{H}_0} = 0.803 - 0.340\bar{C}_1 - 0.458\bar{C}_1^2 \quad (23)$$

เมื่อ  $\bar{H}$  คือ รังสีรวมรายวันเฉลี่ยต่อเดือน มีหน่วยเป็นจูลต่อตารางเมตรต่อวัน,  $\bar{H}_0$  คือ รังสีอาทิตย์นอกบรรยากาศโลกรายวันเฉลี่ยต่อเดือน มีหน่วยเป็นจูลต่อตารางเมตรต่อวัน และ  $\bar{C}_1$  คือ ปริมาณของเมฆในช่วงเวลากลางวันเฉลี่ยต่อเดือนเมื่อแบ่งท้องฟ้าเป็น 10 ส่วน โดยให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 10 กล่าวคือ ถ้า  $\bar{C}_1 = 0$  หมายถึง ท้องฟ้าปราศจากเมฆ แต่ถ้า  $\bar{C}_1 = 10$  หมายถึง มีเมฆเต็มท้องฟ้า

## 6. ค่ารังสีอาทิตย์จากความยาวนานแสงแดด

ในแต่ละวันรังสีอาทิตย์จะแปรค่าจากเช้าจนถึงเย็น กล่าวคือ ถ้าเป็นวันที่ท้องฟ้าอากาศแจ่มใสปราศจากเมฆ รังสีอาทิตย์จะค่อยๆ เพิ่มขึ้นตั้งแต่ดวงอาทิตย์ขึ้นจนถึงค่าสูงสุดที่เวลาประมาณเที่ยงวันแล้วค่อยๆ ลดลงจนถึงค่าต่ำสุดเมื่อดวงอาทิตย์ตก แต่สำหรับวันทั่วไปที่อาจมีเมฆมาบดบังดวงอาทิตย์เป็นครั้งคราวหรือบางครั้งอาจมีเมฆปกคลุมทั่วทั้งท้องฟ้า ส่งผลให้รังสีอาทิตย์ที่ส่องมายังพื้นผิวโลกมีค่าต่ำ ซึ่งถ้ารังสีอาทิตย์ที่พื้นผิวโลกมีความเข้มสูงจะเรียกว่ามีแดด แต่สำหรับในทางวิทยาศาสตร์แล้วองค์การอุตุนิยมวิทยาโลกจะกำหนดการมีแดดว่าเกิดขึ้นเมื่อความเข้มรังสีตรงบนระนาบที่ตั้งฉากกับทิศทางของรังสีมีค่ามากกว่า 120 วัตต์ต่อตารางเมตร [74]

ทั้งนี้ในการวัดความยาวนานของแสงแดดจะมีเครื่องมือวัดที่ใช้สำหรับวัดความยาวนานแสงแดด (Sunshine Duration) โดยเครื่องมือที่ใช้วัดความยาวนานแสงแดดที่นิยมใช้กันตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน คือ เครื่องวัดแบบแคมเบลล์-สโตก ดังแสดงในภาพ 13(a) นอกจากนี้ยังมีเครื่องมือวัดความยาวนานแสงแดดอีกแบบที่ใช้กันในปัจจุบัน คือ เครื่องวัดความยาวนานแสงแดดแบบใช้เซนเซอร์ (Sensor) ซึ่งเป็นการใช้สารกึ่งตัวนำ ดังแสดงในภาพ 13(b) [7]



(a)



(b)

ภาพ 13 เครื่องวัดความยาวนานแสงแดด

## 7. ความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิอากาศกับรังสีอาทิตย์

ทั้งนี้รังสีอาทิตย์ที่ผ่านชั้นบรรยากาศลงมายังพื้นโลกบางส่วนจะถูกองค์ประกอบต่างๆ ในบรรยากาศดูดกลืน อีกส่วนจะส่องมายังพื้นผิวโลกและถูกพื้นผิวโลกดูดกลืนไว้ จากนั้นก็จะกระเจิงผ่านบรรยากาศและถูกองค์ประกอบของบรรยากาศดูดกลืนอีกครั้งหนึ่ง ก่อนที่รังสีอาทิตย์จะสะท้อนออกไปสู่อวกาศ ทั้งนี้รังสีอาทิตย์ที่ถูกพื้นผิวโลกดูดกลืนไว้ทำให้พื้นผิวโลกมีอุณหภูมิที่สูงขึ้น พร้อมทั้ง

แผ่รังสีอินฟราเรดออกไปสู่บรรยากาศและบางส่วนถูกบรรยากาศดูดกลืนอีก ซึ่งการดูดกลืนรังสีของบรรยากาศจะทำให้อุณหภูมิของบรรยากาศเพิ่มขึ้นเช่นเดียวกัน นอกจากนี้ความร้อนที่พื้นผิวโลกยังถ่ายเทไปสู่อากาศด้วยการพาความร้อน [7]

จากผลของการถ่ายเทพลังงานดังกล่าวจะเห็นได้ว่าปริมาณของรังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบพื้นผิวโลกมีความสัมพันธ์กับอุณหภูมิของอากาศแวดล้อม ซึ่งสุพิตและแวน คาพเพล [75] ได้นำเสนอรูปแบบสมการสำหรับคำนวณค่ารังสีรวมรายวันจากค่าสูงสุดและต่ำสุดของอุณหภูมิอากาศแวดล้อมรายวันร่วมกับค่าปริมาณเมฆรายวันซึ่งสามารถเขียนในรูปสมการได้ดังนี้

$$H = H_0[a_2(T_{\max} - T_{\min})^{0.5} + b_2(1 - C)^{0.5}] + c_2 \quad (24)$$

เมื่อ  $H$  คือ รังสีรวมรายวัน มีหน่วยเป็น จูลต่อตารางเมตรต่อวัน,  $H_0$  คือ รังสีอาทิตย์นอกบรรยากาศโลกรายวัน มีหน่วยเป็น จูลต่อตารางเมตรต่อวัน,  $T_{\max}$  คือ ค่าสูงสุดของอุณหภูมิอากาศแวดล้อมรายวัน มีหน่วยเป็น องศาเซลเซียส,  $T_{\min}$  คือ ค่าต่ำสุดของอุณหภูมิอากาศแวดล้อมรายวัน มีหน่วยเป็น องศาเซลเซียส,  $C$  คือ ปริมาณเมฆรายวันเมื่อแบ่งท้องฟ้าเป็น 10 ส่วน โดยให้ค่ามีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 และค่า  $a_2$ ,  $b_2$  และ  $c_2$  คือ สัมประสิทธิ์ของสมการ (24) โดยค่าขึ้นอยู่กับสถานีอุตุนิยมวิทยาที่นำข้อมูลมาใช้ในการสร้างสมการ

นอกจากนี้บริสโทว์และแคมเบลล์ [76] ได้นำเสนอรูปแบบสมการสำหรับการคำนวณค่ารังสีรวมรายวันจากความแตกต่างระหว่างอุณหภูมิอากาศสูงสุดและต่ำสุดรายวัน ดังสมการนี้

$$H = a_2 H_0 [1 - \exp(-b_2 (\Delta T)^{c_2})] \quad \text{เมื่อ } \Delta T = T_{\max} - T_{\min} \quad (25)$$

## การผลิตไฟฟ้าด้วยพลังงานแสงอาทิตย์

### 1. ไฟฟ้าจากแสงอาทิตย์

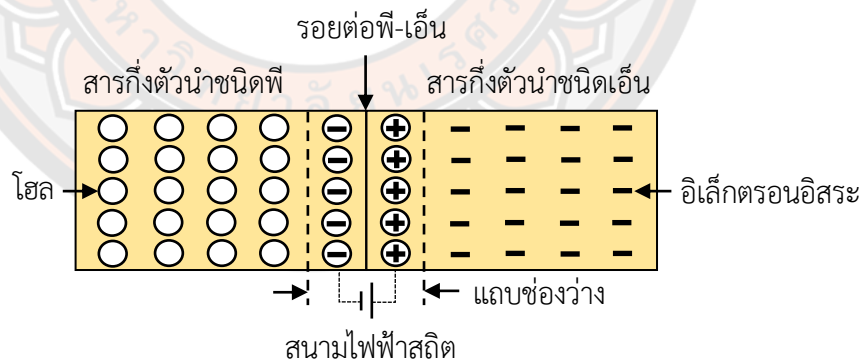
พลังงานแสงอาทิตย์นับได้ว่าเป็นพลังงานทดแทนหรือพลังงานหมุนเวียนประเภทหนึ่งที่ไม่มีความหมดสิ้น ทั้งนี้การผลิตไฟฟ้าด้วยพลังงานแสงอาทิตย์ คือ การนำพลังงานของแสงที่เกิดจากการแผ่รังสีอาทิตย์แปลงเป็นพลังงานไฟฟ้า โดยรูปแบบที่เรียกว่าแอกทีฟโซลาร์ (Active Solar) อันหมายถึงการเปลี่ยนพลังงานในแสงแดดให้เป็นพลังงานในรูปแบบเป็นไปได้ด้วยตัวของมันเอง ซึ่งในที่นี้คือใช้วิธีการของโฟโตโวลตาอิก (Photovoltaic) [9]

ทั้งนี้การผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์มีส่วนประกอบที่สำคัญ คือ แผงโซลาร์เซลล์ ทำหน้าที่ผลิตไฟฟ้ากระแสตรง (Direct Current: DC) เมื่อได้รับแสงอาทิตย์ จากนั้นจะส่งกระแสไฟฟ้าเข้าสู่อุปกรณ์แปลงผันไฟฟ้า (Inverter) เพื่อเปลี่ยนไฟฟ้ากระแสตรงให้กลายเป็นไฟฟ้ากระแสสลับ

(Alternating Current: AC) แต่เนื่องจากแสงอาทิตย์มีแต่เฉพาะในเวลากลางวันเท่านั้น จึงจำเป็นต้องมีระบบแบตเตอรี่ (Battery Storage) คอยทำหน้าที่เก็บสะสมพลังงานไฟฟ้าเพื่อนำไปใช้ต่อไป [9]

## 2. หลักการทำงานของโซลาร์เซลล์

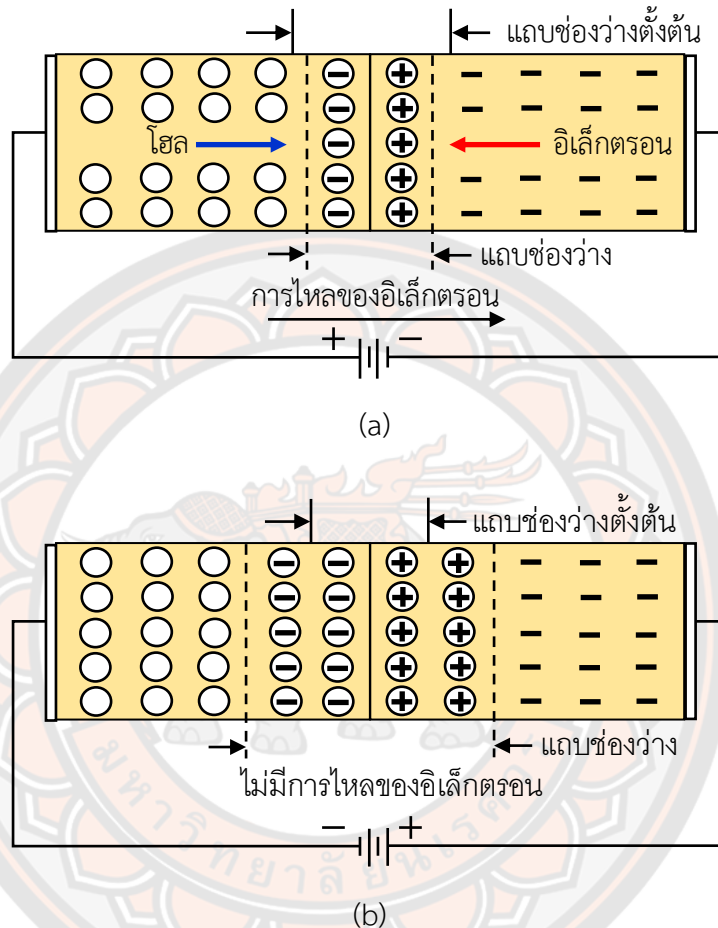
โซลาร์เซลล์เป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ทำมาจากสารกึ่งตัวนำ (Semiconductor) ทำหน้าที่เปลี่ยนพลังงานแสงให้กลายเป็นพลังงานไฟฟ้าโดยตรง โดยอาศัยกระบวนการโฟโตโวลตาอิกที่เกิดจากความต่างศักย์ไฟฟ้าภายในสารกึ่งตัวนำที่มีค่าต่างกันเมื่อได้รับแสงที่มีพลังงานมากพอ ทำให้เกิดการเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนอิสระ (Free Electron) ทั้งนี้โครงสร้างที่สำคัญของโซลาร์เซลล์มีลักษณะเหมือนกันกับไดโอดทุกๆ ไปที่ประกอบไปด้วยรอยต่อระหว่างวัสดุสารกึ่งตัวนำต่างชนิดกัน 2 ชั้น ได้แก่ สารกึ่งตัวนำชนิดพีที่มีคุณสมบัติเป็นบวกและสารกึ่งตัวนำชนิดเอ็นที่มีคุณสมบัติเป็นลบ ทั้งนี้โดยทั่วไปสารกึ่งตัวนำที่ใช้ในงานลักษณะนี้ส่วนมากจะเป็นซิลิกอน (Silicon: Si) ซึ่งโซลาร์เซลล์ชนิดซิลิกอนจะมีสารชนิดอื่นมาเป็นส่วนผสมเพื่อให้เกิดคุณสมบัติทางไฟฟ้า โดยสารกึ่งตัวนำชนิดพีผลิตขึ้นมาจากผลึกซิลิกอนใช้สารโบรอน (Boron: B) ในการเจือปน เพื่อทำให้เป็นวัสดุขาดอิเล็กตรอนอิสระ ซึ่งการขาดอิเล็กตรอนส่งผลให้เกิดช่องว่างที่เรียกว่าโฮล (Hole) ทำให้ส่วนนี้เทียบได้กับอนุภาคประจุบวก ส่วนสารกึ่งตัวนำชนิดเอ็นจะถูกเจือปนด้วยสารฟอสฟอรัส (Phosphorous: P) เพื่อทำให้เกิดอิเล็กตรอนส่วนเกิน ซึ่งจุดเชื่อมต่อระหว่างโดยสารกึ่งตัวนำชนิดพีกับโดยสารกึ่งตัวนำชนิดเอ็นเรียกว่ารอยต่อพี-เอ็น ดังแสดงในภาพ 17 [80]



ภาพ 14 โครงสร้างของสารกึ่งตัวนำซิลิกอน

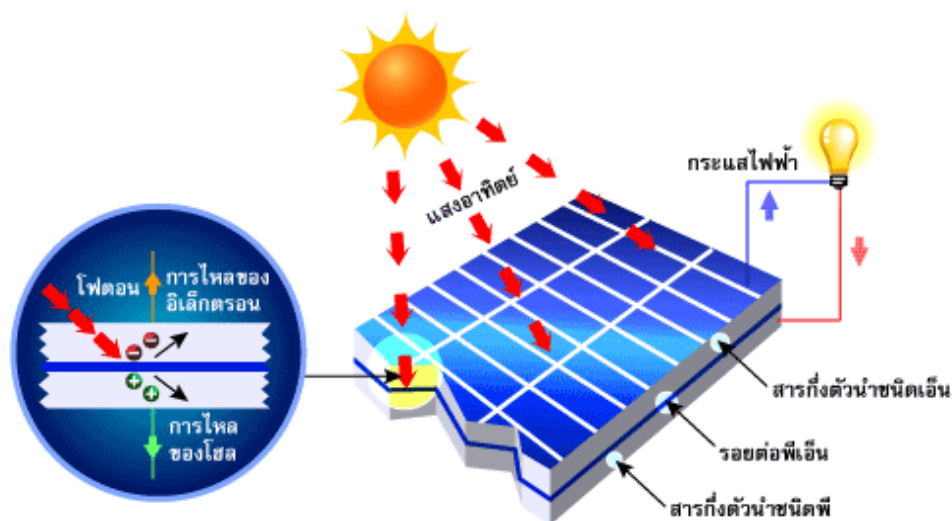
จากภาพ 14 แสดงให้เห็นถึงการเชื่อมต่อกันของสารกึ่งตัวนำที่มีคุณสมบัติต่างกันทำให้เกิดสนามไฟฟ้า (Electrical Field) ที่บริเวณรอยต่อพี-เอ็น โดยสนามไฟฟ้านี้จะมีลักษณะเหมือนกับ

สนามไฟฟ้าสถิต (Electrostatic Field) ทำให้เกิดอนุภาคของประจุลบเคลื่อนที่ไปในทิศทางใดทิศทางหนึ่ง และอนุภาคของประจุบวกก็จะเคลื่อนที่ไปในทิศทางที่ตรงกันข้าม ดังแสดงในภาพ 15 [77]



ภาพ 15 การเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนและโฮลของสารกึ่งตัวนำซิลิกอน

จากภาพ 15(a) เห็นได้ว่าการเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนไปยังบริเวณผลึกชนิดเอ็นทำให้เกิดกระแสไฟฟ้าขึ้น และเมื่อต่อเข้ากับวงจรไฟฟ้าจากภายนอกก็จะทำให้เกิดการไหลของกระแสไฟฟ้าในวงจร ทั้งนี้การเคลื่อนที่ไปยังวงจรภายนอกของอิเล็กตรอนในกรณีของสารกึ่งตัวนำด้วยวิธีการผ่านวัสดุตัวนำที่ติดอยู่กับผิวด้านหน้าของเซลล์ ในขณะที่โฮลจะเคลื่อนที่ไปในทิศทางที่ตรงกันข้ามผ่านเนื้อเซลล์จนถึงวัสดุตัวนำอีกส่วนหนึ่งที่ยึดติดอยู่กับด้านล่างของเซลล์ ทำให้ครบวงจรโดยร่วมกับอิเล็กตรอนที่อยู่อีกด้านหนึ่งของวงจรจากภายนอก แต่ในทางกลับกันการไหลของอิเล็กตรอนไม่เกิดขึ้นถ้าหากไม่สามารถทำให้ครบวงจร ดังแสดงในภาพ 15(b)



ภาพ 16 การเกิดไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์

จากภาพ 16 [78] เมื่อแสงอาทิตย์ตกกระทบลงบนโซลาร์เซลล์ ก่อให้เกิดการสร้างพาหะนำไฟฟ้าประจุลบและบวกขึ้นคืออิเล็กตรอนและโฮล โดยโครงสร้างของรอยต่อพีเอ็นทำหน้าที่สร้างสนามไฟฟ้าภายในเซลล์ เพื่อแยกพาหะนำไฟฟ้าชนิดอิเล็กตรอนไปที่ขั้วลบและพาหะนำไฟฟ้าชนิดโฮลไปที่ขั้วบวก ซึ่งตามปกติฐานของโซลาร์เซลล์จะใช้สารกึ่งตัวนำชนิดพี ขั้วไฟฟ้าด้านหลังจึงเป็นขั้วบวก ส่วนด้านรับแสงใช้สารกึ่งตัวนำชนิดเอ็น ขั้วไฟฟ้าจึงเป็นขั้วลบ ทำให้เกิดแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วไฟฟ้าทั้งสอง และเมื่อต่อครบวงจรก็จะเกิดกระแสไฟฟ้าไหลขึ้น ซึ่งเห็นได้ว่าพลังงานไฟฟ้าที่ผลิตจากโซลาร์เซลล์จะเป็นสัดส่วนโดยตรงกับรังสีอาทิตย์ที่เพิ่มขึ้นหรือลดลง ยกตัวอย่างเช่น โซลาร์เซลล์สามารถผลิตไฟฟ้าได้ 2 วัตต์ เมื่อรังสีอาทิตย์มีค่า 2,000 วัตต์ต่อตารางเมตร แต่ถ้ารังสีอาทิตย์มีลดลงเหลือ 1,000 วัตต์ต่อตารางเมตร โซลาร์เซลล์ก็จะผลิตไฟฟ้าได้เพียง 1 วัตต์เท่านั้นเอง ซึ่งโดยทั่วไปโซลาร์เซลล์ชนิดซิลิกอนที่มีขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 4 นิ้ว จะให้กระแสไฟฟ้าประมาณ 2-3 แอมแปร์ และให้แรงดันไฟฟ้าแบบวงจรเปิดประมาณ 0.6 โวลต์ ซึ่งเห็นได้ว่ากระแสไฟฟ้าที่ได้จากโซลาร์เซลล์มีปริมาณไม่มาก ดังนั้นเพื่อให้ได้กำลังไฟฟ้าที่เพียงพอต่อการใช้งาน จึงจำเป็นต้องมีการต่อโซลาร์เซลล์หลายๆ เซลล์ ที่เรียกว่าแผงโซลาร์เซลล์ (Solar Modules) โดยลักษณะการต่อแผงโซลาร์เซลล์จะขึ้นอยู่กับความต้องการ กล่าวคือ ถ้าต้องการให้ได้กระแสไฟฟ้าเพิ่มมากขึ้นก็ต้องต่อแผงโซลาร์เซลล์แบบขนาน แต่ถ้าต้องการให้ได้แรงดันไฟฟ้าสูงขึ้นก็ต้องต่อแผงโซลาร์เซลล์แบบอนุกรม [78]

### 3. ประเภทของแผงโซลาร์เซลล์

ในปัจจุบันเทคโนโลยีแผงโซลาร์เซลล์มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง สามารถแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มตามเทคโนโลยีการผลิต ดังนี้ [79]



### 3.1 แผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์ (Monocrystalline Silicon Solar Cell)

แผงโซลาร์เซลล์ชนิดนี้ทำมาจากผลึกซิลิกอนเชิงเดี่ยว เป็นชนิดที่ทำมาจากซิลิกอนที่มีความบริสุทธิ์สูง โดยจุดเริ่มต้นมาจากแท่งซิลิกอนทรงกระบอกที่เกิดจากกระบวนการกวนให้ผลึกเกาะกันที่แกนกลาง ซึ่งวิธีการนี้เรียกว่า Czochralski Process ทำให้เกิดเป็นแท่งทรงกระบอก จากนั้นจึงนำมาตัดให้เป็นสี่เหลี่ยมพร้อมทั้งลบมุมทั้งสี่ออก เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพสูงสุดและลดการใช้วัตถุดิบโมโนซิลิกอนลงก่อนที่จะนำมาตัดเป็นแผ่นอีกที

#### 3.1.1 ข้อดีของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์

- 1) มีประสิทธิภาพสูงสุด เนื่องจากการผลิตมาจากซิลิกอนเกรดดีที่สุด โดยมีประสิทธิภาพเฉลี่ยอยู่ที่ 15-20%
- 2) มีประสิทธิภาพต่อพื้นที่สูงสุด เนื่องจากทำให้กำลังสูงตั้งที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น จึงทำให้ไม่ต้องใช้พื้นที่มากในการติดตั้งแผงโซลาร์เซลล์ชนิดนี้ โดยแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์สามารถผลิตกระแสไฟฟ้าได้เกือบ 4 เท่า เมื่อเทียบกับแผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบาง
- 3) มีอายุการใช้งานยาวนานที่สุด โดยเฉลี่ยแล้วประมาณ 25 ปีขึ้นไป
- 4) ผลิตกระแสไฟฟ้าได้มากกว่าแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโพลีคริสตัลไลน์ เมื่ออยู่ในภาวะแสงน้อย

#### 3.1.2 ข้อเสียของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์

- 1) เป็นแผงโซลาร์เซลล์ที่มีราคาแพงมากที่สุด
- 2) กรณีที่มีความสกปรกหรือถูกบังแสงในบางส่วนของแผง อาจทำให้วงจรหรืออินเวอร์เตอร์ (Inverter) ไหม้ได้ เนื่องจากค่าแรงดันไฟฟ้าที่สูงเกินไป



ภาพ 17 ลักษณะของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์

### 3.2 แผงโซลาร์เซลล์ชนิดโพลีคริสตัลไลน์ (Polycrystalline Silicon Solar Cell)

แผงโซลาร์เซลล์ชนิดนี้เป็นแผงเซลล์ชนิดแรกที่ทำมาจากผลึกซิลิกอน โดยทั่วไปเรียกว่า โพลีคริสตัลไลน์ (Polycrystalline) หรือ มัลติคริสตัลไลน์ (Multi-Crystalline) ซึ่งในกระบวนการผลิตสามารถที่จะนำเอาซิลิกอนเหลวมาเทใส่เข้าที่เป็นสี่เหลี่ยมก่อนที่จะนำมาตัดเป็นแผ่นบาง จึงทำให้เซลล์แต่ละเซลล์มีรูปร่างเป็นสี่เหลี่ยมจัตุรัส ไม่มีการตัดมุม อีกทั้งสีของแผงจะเป็นสีน้ำเงินไม่เข้มมาก

#### 3.2.1 ข้อดีของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโพลีคริสตัลไลน์

- 1) มีขั้นตอนกระบวนการผลิตที่ง่ายไม่ยุ่งยากซับซ้อน ทำให้ใช้ปริมาณซิลิกอนในการผลิตน้อยกว่าเมื่อเทียบกับแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์
- 2) มีประสิทธิภาพการใช้งานในที่อุณหภูมิสูงได้ดีกว่าแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์เล็กน้อย
- 3) มีราคาถูกกว่าเมื่อเทียบกับแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์

#### 3.2.2 ข้อเสียของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโพลีคริสตัลไลน์

- 1) มีประสิทธิภาพโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 13-16% ซึ่งต่ำกว่าแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์
- 2) มีประสิทธิภาพต่อพื้นที่ต่ำกว่าแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโมโนคริสตัลไลน์
- 3) เนื่องจากสีของแผงเป็นสีน้ำเงิน ทำให้บางครั้งอาจดูไม่สวยงามและไม่ค่อยกลมกลืนกับธรรมชาติ



ภาพ 18 ลักษณะของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดโพลีคริสตัลไลน์

### 3.3 แผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบาง (Thin Film Solar Cell)

แผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบางเป็นการนำเอาสารที่สามารถเปลี่ยนพลังงานแสงให้เป็นกระแสไฟฟ้ามาฉาบเป็นชั้นบางๆ ซ้อนกันหลายๆ ชั้น ส่วนประสิทธิภาพของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบางนั้น มีประสิทธิภาพเฉลี่ยอยู่ที่ 7-13% ทั้งนี้จะขึ้นอยู่กับชนิดของวัสดุที่นำมาทำเป็นฟิล์มฉาบด้วย

#### 3.3.1 ข้อดีของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบาง

1) มีราคาถูกกว่าแผงโซลาร์เซลล์ชนิดผลึกซิลิกอน เนื่องจากสามารถผลิตจำนวนมากได้ง่ายกว่า

2) ในสภาพที่อากาศร้อนมากๆ แผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบางมีผลกระทบน้อยกว่า

3) ไม่มีปัญหาในเรื่องที่แผงสกปรกแล้วจะทำให้วงจรไหม้

#### 3.3.2 ข้อเสียของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบาง

1) มีประสิทธิภาพต่ำ

2) มีประสิทธิภาพต่อพื้นที่ต่ำ และเนื่องจากมีประสิทธิภาพต่ำนั่นเองจึงทำให้มีความต้องการใช้พื้นที่มากในการติดตั้งแผงโซลาร์เซลล์ชนิดนี้

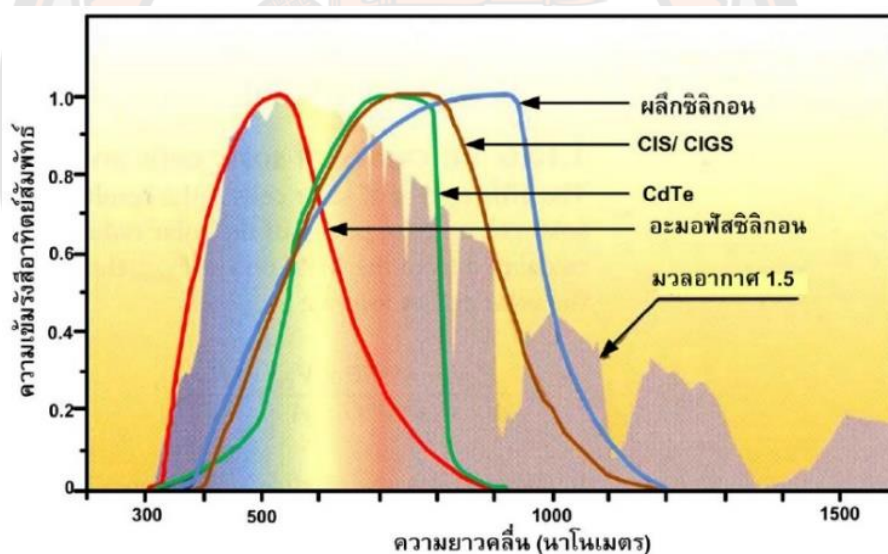
3) สิ้นเปลืองค่าโครงสร้างและอุปกรณ์อื่นๆ เช่น สายไฟ

4) ไม่เหมาะนำมาใช้ตามหลังคาบ้าน เพราะมีพื้นที่จำกัด



ภาพ 19 ลักษณะของแผงโซลาร์เซลล์ชนิดฟิล์มบาง

จะเห็นว่าแผงโซลาร์เซลล์ทั้ง 3 ชนิด มีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกันไป แต่ถ้าต้องพิจารณาในเรื่องประสิทธิภาพของโซลาร์เซลล์ สิ่งที่ต้องคำนึงถึงเป็นพิเศษคือสเปกตรัมแสงอาทิตย์ และการตอบสนองต่อสเปกตรัมแสงอาทิตย์ประกอบกัน และถึงแม้ว่าสเปกตรัมของรังสีอาทิตย์จะมีช่วงค่อนข้างกว้าง คือ ตั้งแต่ 380-1100 นาโนเมตร แต่ด้วยข้อจำกัดของโซลาร์เซลล์ชนิดซิลิกอน ที่ตอบสนองต่อสเปกตรัมแสงช่วงที่มองเห็นด้วยตาเปล่าและแสงอินฟราเรด ดังนั้นช่วงที่ใช้งานจริงจึงแคบลง ดังแสดงในภาพ 20 [77] ที่ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพที่แตกต่างกันของโซลาร์เซลล์ประเภทต่างๆ โดยแกนความเข้มรังสีอาทิตย์เทียบกับโซลาร์เซลล์เฉพาะประเภทเดียว ซึ่งเห็นได้ว่าอะมอर्फัสซิลิกอนมีประสิทธิภาพน้อยกว่าซิลิกอน เนื่องจากมีช่วงการตอบสนองที่ความยาวคลื่นช่วงต้นของแสงมองเห็นด้วยตาเปล่าประมาณ 350-650 นาโนเมตร ด้วยเหตุนี้จึงได้มีการพัฒนาโซลาร์เซลล์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพอย่างต่อเนื่อง เช่น CdTe หรือ CIS/CIGS เป็นต้น ทำให้ช่วงการตอบสนองเพิ่มขึ้น โดยพิจารณาจากช่วงแถบกว้างของกราฟที่มากขึ้น [77]

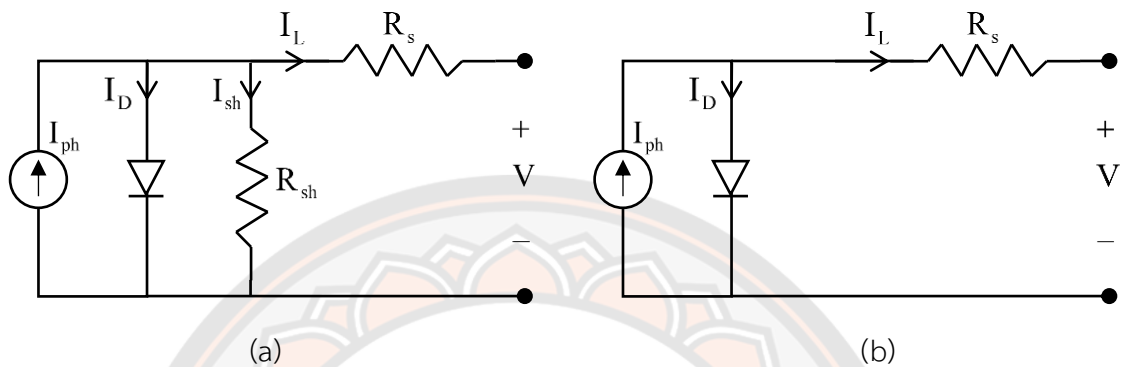


ภาพ 20 การตอบสนองต่อสเปกตรัมแสงอาทิตย์ของโซลาร์เซลล์ประเภทต่างๆ

#### 4. คุณสมบัติทางไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์

โซลาร์เซลล์สามารถแทนด้วยวงจรสมมูล (Equivalent Circuit) ดังแสดงในภาพ 21(a) ประกอบด้วยแหล่งจ่ายกระแสไฟฟ้า ( $I_{ph}$ ) ที่ต่อขนานกับไดโอด รวมถึงความต้านทานอีก 2 ตัวที่ต่ออนุกรมกับที่ต่อขนานกับวงจร ( $R_s$  and  $R_{sh}$ ) โดยค่า  $R_s$  เปรียบเสมือนค่าหลักที่ได้รับผลกระทบจากปัจจัยต่างๆ เช่น ความต้านทานรวมทั้งหมดของวัสดุสารกึ่งตัวนำ การเชื่อมต่อโลหะ และการเชื่อมต่อ

ระหว่างกัน ส่วน  $R_{sh}$  เปรียบเสมือนค่าหลักที่ได้รับผลกระทบจากรอยต่อพีเอ็นที่ไม่เป็นอุดมคติและการมีสิ่งเจือปนใกล้รอยต่อ แต่ถ้าสมมติให้  $R_{sh} = 0$  ซึ่งหมายถึงโซลาร์เซลล์ในอุดมคติ สามารถเขียนวงจรสมมูลใหม่ดังแสดงในภาพ 21(b) [80]



ภาพ 21 วงจรสมมูลของโซลาร์เซลล์

จากภาพ 21(b) สามารถหากระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านไดโอดโดยใช้สมการของวิลเลียมช็อคเลย์ (Shockley Equation) ได้ดังนี้

$$I_D = I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV}{nkT}\right) - 1 \right] \quad (26)$$

เมื่อ  $I_0$  คือ กระแสอิ่มตัวย้อนกลับ มีหน่วยเป็นแอมแปร์,  $q$  คือ ประจุไฟฟ้าของอิเล็กตรอน มีค่าเท่ากับ  $1.60 \times 10^{-19}$  คูโลมป์,  $n$  คือ ปัจจัยในควมอุดมคติ มีค่าอยู่ระหว่าง 1 กับ 2  $k$  คือ ค่าคงที่โบลท์มานน์ (Boltzmann Constant) มีค่า  $1.38 \times 10^{-23}$  จูลต์ต่อเคลวิน และ  $T$  คือ อุณหภูมิ มีหน่วยเป็นเคลวิน

ซึ่งในทางกำลังไฟฟ้าสูงสุดของแผงโซลาร์เซลล์ ( $P_L$ ) ก็คือแรงดันเปิดวงจร ( $V_{oc}$ ) คูณกับกระแสไฟฟ้าลัดวงจร ( $I_{sc}$ ) ซึ่งเป็นค่าสูงสุดของแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าของแผงโซลาร์เซลล์ ณ ตำแหน่งๆ หนึ่ง อย่างไรก็ตามการเกิดสภาวะทั้งสองนั้นค่ากำลังไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์จะมีค่าเป็นศูนย์ แต่เนื่องจากการเกิดแรงดันเปิดวงจรคือแผงโซลาร์เซลล์ไม่เชื่อมต่อกับโหลด ส่งผลให้กระแสไฟฟ้าที่ไหล ( $I_L$ ) มีค่าเป็นศูนย์ และกระแสไฟฟ้าลัดวงจรสูงสุดจะได้ค่าแรงดันที่จุดวัต ( $V$ ) เป็นศูนย์ด้วย ดังนั้นการเกิดค่าสูงสุดของแรงดันและกระแสไฟฟ้างกล่าวจึงเป็นเพียงค่าในทางทฤษฎีของโซลาร์เซลล์เท่านั้น ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้ [80]

$$V_{oc} = \frac{nkT}{q} \ln\left(\frac{I_{ph}}{I_0}\right) \quad (27)$$

โดยเราสามารถหาค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุดจริง ( $P_{mp}$ ) ของการผลิตเมื่อแรงดันไฟฟ้าขณะที่กำลังไฟฟ้าสูงสุด ( $V_{mp}$ ) มีค่าสูงสุดคูณกับกระแสไฟฟ้าขณะที่กำลังไฟฟ้าสูงสุด ( $I_{mp}$ ) ทั้งนี้ค่าเอาต์พุตสูงสุดสามารถหาได้จากสมการ

$$\frac{d(V \times I)}{dt} = 0 \quad (28)$$

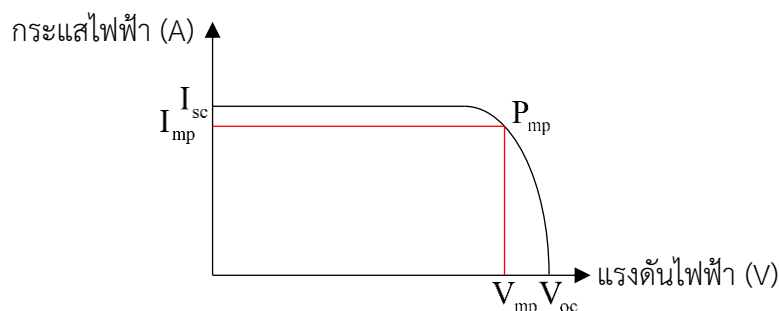
และ

$$V_{mp} = V_{oc} - \frac{kT}{q} \ln\left(\frac{V_{mp}}{mkT/q} + 1\right) \quad (29)$$

โดยทั่วไปแล้วแผงโซลาร์เซลล์ให้กำลังการผลิต 1 กิโลวัตต์ต่อตารางเมตรภายใต้เงื่อนไขมาตรฐานการทดสอบ ที่ค่ารังสีอาทิตย์ 1000 วัตต์ต่อตารางเมตร ในสภาวะอุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส และมวลอากาศ 1.5 โดยค่าการผลิตสูงสุด ( $V_{mp} \times I_{mp}$ ) จะเกี่ยวกับการผลิตที่สร้างขึ้น ( $V_{oc} \times I_{sc}$ ) ซึ่งก็คือค่าของฟิลล์แฟคเตอร์ (Fill Factor: FF) ที่เป็นพื้นฐานการวัดคุณภาพหรือประสิทธิภาพของแผงโซลาร์เซลล์ เป็นการเปรียบเทียบระหว่างค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุดตามทฤษฎี ( $P_t$ ) กับค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุดจริง ( $P_{mp}$ ) มีหน่วยเป็นเปอร์เซ็นต์ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$FF = \frac{P_{mp}}{P_t} = \frac{V_{mp} \times I_{mp}}{V_{oc} \times I_{sc}} \quad (30)$$

จากสมการ (30) สามารถนิยามได้ว่าถ้า Fill Factor มีค่าสูง แสดงว่าโซลาร์เซลล์มีคุณภาพที่ดี แต่ถ้า Fill Factor มีค่าต่ำ แสดงว่าโซลาร์เซลล์มีคุณภาพไม่ดี โดยความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันกับกระแสไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์ แสดงไว้ในภาพ 22 [77]



ภาพ 22 ความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันกับกระแสไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์

นอกจากวิธีหาประสิทธิภาพแผงโซลาร์เซลล์ด้วยการหาค่าฟิลล์แฟคเตอร์แล้ว การหาประสิทธิภาพแผงโซลาร์เซลล์ด้วยการหาอัตราส่วนระหว่างกำลังงานไฟฟ้าสูงสุดต่อปริมาณแสงที่ตกกระทบบนแผงโซลาร์เซลล์ ซึ่งโดยทั่วไปการทดสอบประสิทธิภาพแผงโซลาร์เซลล์ด้วยวิธีการนี้จะทดสอบอุณหภูมิหน้าแผงที่ 25 องศาเซลเซียส และค่าความเข้มแสงที่ 1000 วัตต์ต่อตารางเมตร ด้วยสเปกตรัมแสงที่ใกล้เคียงกับแสงอาทิตย์ในเวลาเที่ยง ซึ่งปกติแล้วประสิทธิภาพโซลาร์เซลล์แบบโมโนคริสตัลไลน์จะอยู่ในช่วง 14-15 เปอร์เซ็นต์ ส่วนโซลาร์เซลล์แบบโพลีคริสตัลไลน์จะอยู่ในช่วง 12-13 เปอร์เซ็นต์ ทั้งนี้ก็ขึ้นอยู่กับกระบวนการผลิต โดยวิธีการหาประสิทธิภาพด้วยการหาอัตราส่วนระหว่างกำลังงานไฟฟ้าสูงสุดต่อปริมาณแสงที่ตกกระทบบนแผงโซลาร์เซลล์ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้ [81]

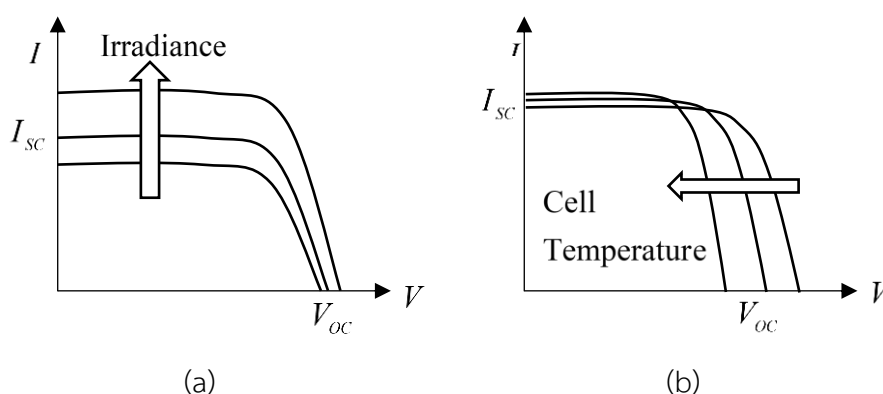
$$\eta_{\max} = \frac{V_{mp} \times I_{mp}}{AG_t} \quad (31)$$

เมื่อ  $A$  คือ พื้นที่รับแสงของโซลาร์เซลล์ มีหน่วยเป็น ตารางเมตร และ  $G_t$  คือ ค่ารังสีอาทิตย์ มีหน่วยเป็น วัตต์ต่อตารางเมตร

### 5. ผลกระทบจากความเข้มรังสีอาทิตย์และอุณหภูมิ

เนื่องจากโซลาร์เซลล์ทำงานในสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย ด้วยเหตุนี้ค่าความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันและกระแสไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์ (I-V Curve) จึงเปลี่ยนแปลงไปตามสภาวะแวดล้อม ดังแสดงในภาพ 23(a) ที่จะเห็นได้ว่าเมื่อความเข้มแสงอาทิตย์ลดลงในขณะที่อุณหภูมิคงที่ ปริมาณของกระแสไฟฟ้าลัดวงจรของโซลาร์เซลล์จะลดลง ส่วนแรงดันไฟฟ้าเปิดวงจรของโซลาร์เซลล์ลดลงเพียงเล็กน้อยเท่านั้น และจากภาพ 23(b) เห็นได้ว่าเมื่ออุณหภูมิสูงขึ้น ในขณะที่ค่ารังสีอาทิตย์คงที่

ปริมาณกระแสไฟฟ้าลัดวงจรของโซลาร์เซลล์จะเพิ่มขึ้นเล็กน้อย แต่แรงดันไฟฟ้าเปิดวงจรของโซลาร์เซลล์จะมีปริมาณลดลงอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งโดยปกติค่าประสิทธิภาพโซลาร์เซลล์จากผู้ผลิตจะอ้างอิงที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส แต่ในความเป็นจริงประสิทธิภาพของโซลาร์เซลล์จะลดลงเมื่ออุณหภูมิสูงขึ้น โดยจะลดลงประมาณ 0.4 เปอร์เซ็นต์ ในทุกๆ 1 องศาเซลเซียสที่สูงขึ้น ดังนั้นที่อุณหภูมิจริงประมาณ 50-60 องศาเซลเซียส ประสิทธิภาพของแผงโซลาร์เซลล์จะลดลงประมาณ 10-15 เปอร์เซ็นต์ [81][82]



ภาพ 23 ผลกระทบจากความเข้มรังสีอาทิตย์และอุณหภูมิ

### โครงข่ายประสาทเทียม

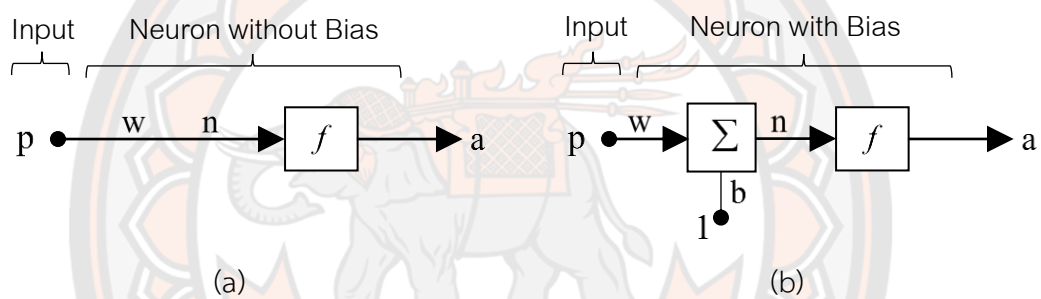
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) เป็นรูปแบบจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความฉลาดในการเรียนรู้เหมือนกับมนุษย์ กล่าวคือ สามารถฝึกฝนเพื่อนำความรู้และทักษะไปแก้ไขปัญหาต่างๆ ทั้งนี้โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยส่วนการประมวลผลที่เรียกว่านิวรอน (Neuron) โดยทุกๆ นิวรอนสามารถมีอินพุตได้หลายอินพุต แต่จะมีเพียงเอาต์พุตเดียวเท่านั้น และทุกๆ เอาต์พุตก็จะแยกออกไปยังอินพุตของนิวรอนอื่นภายในโครงข่ายเดียวกัน อีกทั้งการติดต่อกันภายในระหว่างนิวรอนจะใช้น้ำหนักเป็นตัวกำหนดกำลังของการติดต่อและช่วยในการตัดสินใจ ทั้งนี้ในการทำงานของนิวรอนบางโครงข่ายจะถูกกำหนดไว้ตายตัว แต่บางโครงข่ายสามารถที่จะปรับแต่งได้ซึ่งอาจเป็นการปรับแต่งจากภายนอกโครงข่ายหรือนิวรอนสามารถปรับเองได้ ซึ่งในจุดนี้แสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียมนั่นเอง [83]



### 1. โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย

โครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายจะมีอินพุตเดียวที่มีค่าเป็นสเกลาร์ โดยไม่มีค่าเอนเอียงหรือไบแอส (Bias) ยกตัวอย่างเช่น เมื่อป้อนอินพุต  $p$  ผ่านจุดต่อและคูณกับค่าความแข็งแรง (Strength) ซึ่งเป็นน้ำหนักมีค่าเป็นสเกลาร์ (Scalar Weight:  $w$ ) และได้ผลคูณเป็นค่าสเกลาร์  $wp$  กลายเป็นค่าอินพุตที่ถูกจัดน้ำหนัก (Weighted Input:  $n$ ) ส่งต่อไปยังฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function:  $f$ ) กลายเป็นเอาต์พุตที่มีค่าเป็นสเกลาร์ (Scalar Output:  $a$ ) ดังแสดงในภาพ 24(a) โดยสามารถคำนวณค่าเอาต์พุต  $a$  ได้จากสมการดังนี้ [83]

$$a = f(n) = f(wp) \quad \text{เมื่อ } n = wp \quad (32)$$



ภาพ 24 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย

และจากภาพ 24(b) แสดงให้เห็นถึงโครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายที่มีอินพุตเดียวที่มีค่าเป็นสเกลาร์ และมีค่าเอนเอียง  $b$  ซึ่งมีค่าอินพุตเป็น 1 โดยเอาต์พุตที่เป็นค่าสเกลาร์สามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้

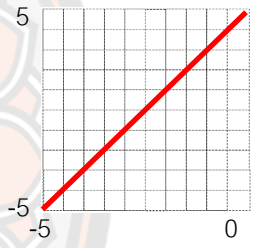
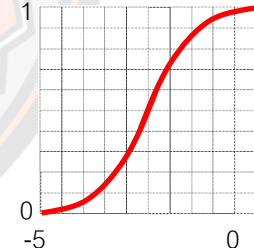
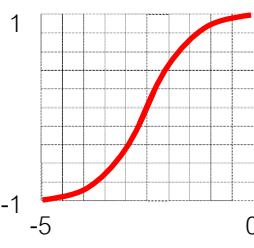
$$a = f(n) = f(wp + b) \quad \text{เมื่อ } n = wp + b \quad (33)$$

จากสมการ (32) และ (33) จะเห็นได้ว่า  $f$  ในที่นี้ก็คือฟังก์ชันถ่ายโอน ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันซันบันได และฟังก์ชันซิกมอยด์ เป็นต้น ซึ่งทำหน้าที่รับค่าอินพุต  $n$  ( $n = wp$  and  $n = wp + b$ ) เพื่อเปลี่ยนไปเป็นค่าเอาต์พุต  $a$  ( $a = f(n)$ ) ส่วนค่าน้ำหนัก  $w$  กับค่าไบแอส  $b$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับค่าได้ ทั้งนี้ก็เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมแสดงพฤติกรรมตามความต้องการ

## 2. ฟังก์ชันถ่ายโอน

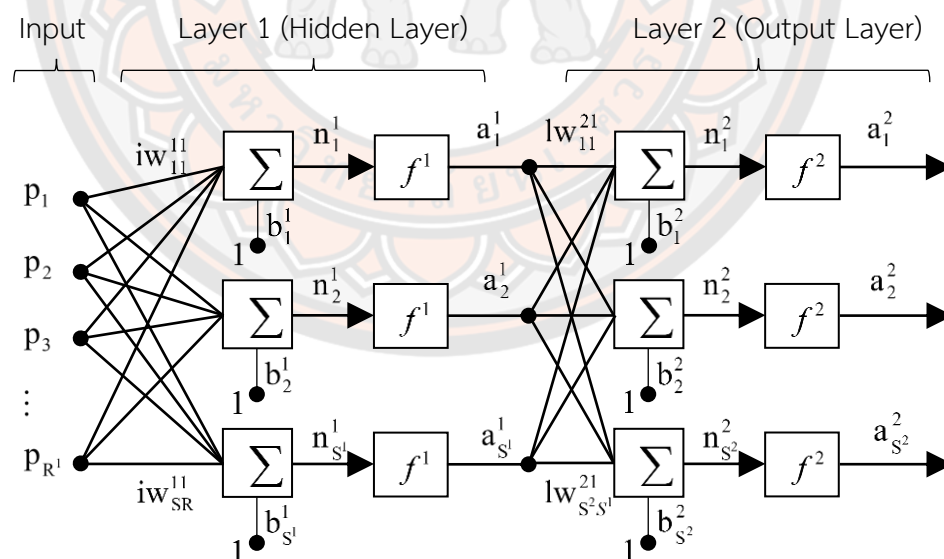
ฟังก์ชันถ่ายโอนหรือฟังก์ชันการแปลง (Transfer Function) ทำหน้าที่รวมค่าเชิงตัวเลขจากเอาต์พุตของนิวรอน แล้วทำการตัดสินใจว่าจะส่งสัญญาณเอาต์พุตออกไปในรูปใด ทั้งนี้ฟังก์ชันถ่ายโอนมีอยู่หลายชนิด เช่น ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิกมอยด์ (Logarithmic Sigmoid) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์บอลิกแทนเจนต์ซิกมอยด์หรือแทนซิกมอยด์ (Hyperbolic Tangent Sigmoid) เป็นต้น ซึ่งรูปแบบและคุณลักษณะฟังก์ชันแต่ละชนิดมีรายละเอียดดังนี้ [83]

ตาราง 2 รูปแบบสมการและคุณลักษณะของฟังก์ชันถ่ายโอนแต่ละชนิด

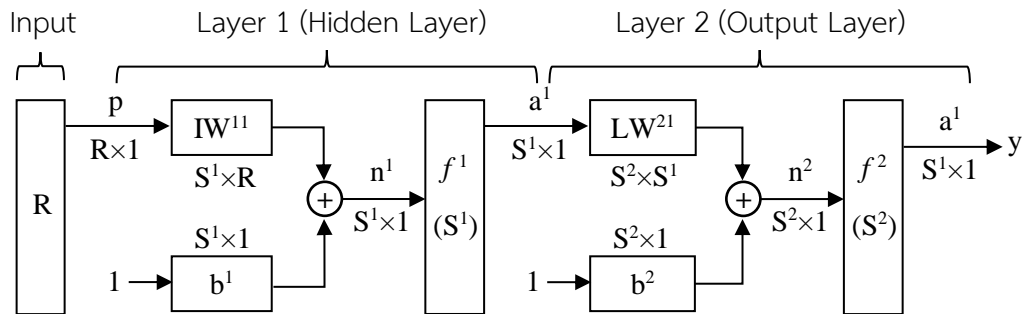
ชนิดของฟังก์ชัน	รูปแบบสมการของฟังก์ชัน	คุณลักษณะของฟังก์ชัน
แบบเชิงเส้น	$f(n) = n$	
แบบลอจิกมอยด์	$f(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)}$	
แบบแทนเจนต์ซิกมอยด์	$f(n) = \frac{1}{1 + \exp(-2n)} - 1$	

### 3. โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Perceptron: MLP) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบหนึ่งที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายๆ ชั้น เหมาะสำหรับงานที่มีความซับซ้อน โดยมีกระบวนการฝึกฝนแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Backpropagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับ จะประกอบไปด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) และการส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลเข้าและส่งผ่านจากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error Correction) คือผลต่างของผลตอบที่แท้จริง (Actual Response) กับผลตอบเป้าหมาย (Target Response) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error Signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดจะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผลตอบเป้าหมาย [84] ทั้งนี้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นแสดงในภาพ 25 [84] และภาพ 26 [84] ซึ่งเป็นการแสดงโครงข่ายประสาทเทียมสองชั้นและโครงข่ายประสาทเทียมสองชั้นในรูปแบบย่อเมทริกซ์ตามลำดับ



ภาพ 25 โครงข่ายประสาทเทียมสองชั้น



ภาพ 26 โครงข่ายประสาทเทียมสองชั้นในรูปแบบย่อ

จากภาพ 25 และภาพ 26 สามารถคำนวณเอาต์พุตได้ดังนี้

$$\text{เมื่อ} \quad a^2 = f^2(LW^{21}a^1 + b^2) \quad (34)$$

$$\text{แต่เนื่องจาก} \quad a^1 = f^1(IW^{11}p + b^1) \quad (35)$$

แทน  $a^1$  จากสมการ (34) ลงในสมการ (35) จะได้เอาต์พุต คือ

$$a^2 = f^2(LW^{21}f^1(IW^{11}p + b^1) + b^2) = y \quad (36)$$

#### 4. กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

สำหรับวิธีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะเรียนรู้ด้วยวิธีการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยกำลังของการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนจะแสดงในรูปของค่าน้ำหนัก ทั้งนี้ความสามารถในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นอยู่กับโครงสร้างที่ได้ออกแบบไว้ โดยวิธีการในการเรียนรู้ จะแบ่งออกเป็น 2 วิธี คือ [85]

##### 4.1 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) จะปรับตัวเองโดยที่ไม่ต้องการความช่วยเหลือจากภายนอก กล่าวคือ ไม่ต้องมีตัวอย่างผลลัพธ์เพื่อให้นิวรอนได้เรียนรู้ ซึ่งกระบวนการเรียนรู้แบบนี้เรียกว่าการเรียนรู้โดยการทำ (Learning by Doing)

##### 4.2 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) เป็นระบบการเรียนรู้ที่ต้องการผู้ช่วยสอน ซึ่งผู้ช่วยสอนในที่นี้หมายถึงชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training Data Set) โดยนิวรอนในชั้นซ่อน

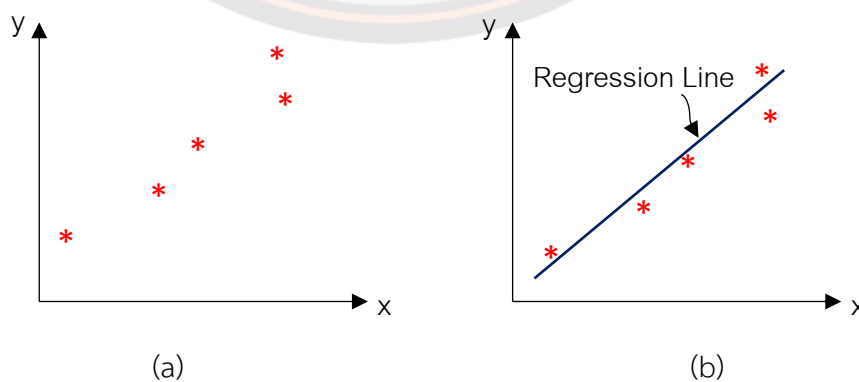
จะปรับค่าน้ำหนักแบบสุ่ม (Random) หรือแบบหมุนเวียน (Rotation) ตามผลของการคำนวณผลลัพธ์ ซึ่งระบบการเรียนรู้แบบนี้อาจเรียกได้อีกอย่างว่าการเรียนรู้การเสริมแรง (Reinforcement Learning) ด้วยวิธีการปรับค่าน้ำหนักตามผลของการคำนวณผลลัพธ์ ซึ่งมีอยู่หลายวิธีด้วยกัน เช่น Levenberg Marquardt, Bayesian Regularization, BFGS Quasi Newton เป็นต้น

## การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น

### 1. การวิเคราะห์การถดถอย

การวิเคราะห์การถดถอยเป็นวิธีการวิเคราะห์ทางสถิติที่เกี่ยวข้องกับการสร้างรูปแบบทางคณิตศาสตร์ เพื่อแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (Dependent Variable) กับตัวแปรอิสระ (Independent Variable) ที่มีจำนวน 1 ตัว หรือมากกว่าก็ได้ ซึ่งการสร้างรูปแบบเป็นการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์และเพื่อสถิติอนุมานอื่นๆ [86] [87]

ทั้งนี้การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร สิ่งที่น่ามาใช้ในการศึกษาก็คือข้อมูลที่แสดงความสัมพันธ์เกี่ยวกับตัวแปรนั้นๆ และเมื่อได้ข้อมูลมาก็ต้องนำข้อมูลมาพิจารณาราวๆ เสียก่อนว่าตัวแปรที่ใช้ศึกษามีความสัมพันธ์กันหรือไม่และสัมพันธ์กันในรูปแบบเส้นตรงหรือเส้นโค้ง ทั้งนี้การพิจารณาความสัมพันธ์ของตัวแปรอย่างง่ายก็คือการนำข้อมูลมาสร้างเป็นกราฟ โดยให้ตัวแปรตามอยู่แกนตั้ง ส่วนตัวแปรอิสระอยู่แกนนอน เรียกว่าพล็อตแผนภาพกระจาย (Plot Scatter Diagram) ดังแสดงในภาพ 27(a) ซึ่งจากแผนภาพทำให้เห็นลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรว่าเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้ง และจากจุดที่พล็อตบนแผนภาพกระจาย ถ้าลากเส้นผ่านจุดเหล่านี้ก็จะได้เส้นซึ่งถือว่าเป็นตัวแทนที่แสดงลักษณะความสัมพันธ์ โดยเส้นที่นี้เรียกว่าเส้นการถดถอย (Regression Line) ดังแสดงในภาพ 27(b) [88]



ภาพ 27 ตัวอย่างการพล็อตแผนภาพกระจาย

## 2. การวิเคราะห์สหสัมพันธ์

จากแผนภาพกระจายทำให้ทราบคร่าวๆ ถึงระดับความสัมพันธ์ว่ามีมากหรือน้อยและมีทิศทางความสัมพันธ์กันอย่างไร ดังนั้นในการพิจารณาแผนภาพกระจายจะมีประโยชน์ต่อการกำหนดรูปแบบการถดถอย ที่แสดงถึงระดับสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระว่ามีมากน้อยเท่าใด ทั้งนี้ค่าวัดสหสัมพันธ์ที่ใช้กันทั่วไป ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน (Pearson) หรือที่เรียกว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Coefficient of Correlation) โดยแทนค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในประชากรด้วยสัญลักษณ์  $\rho$  สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้ [89]

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{V(X)V(Y)}} \quad (37)$$

เมื่อ  $\text{Cov}(X, Y)$  คือ ค่าความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร  $X$  และ  $Y$ ,  $V(X)$  และ  $V(Y)$  คือ ค่าความแปรปรวนของตัวแปรอิสระ  $X$  และตัวแปรตาม  $Y$  ตามลำดับ ซึ่งในทางปฏิบัติแล้วจะหาค่าของ  $\rho$  ที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร  $X$  และ  $Y$  ในประชากรไม่ได้ แต่จะประมาณค่า  $\rho$  ได้จากข้อมูลตัวอย่างที่ให้ค่าของตัวแปร  $X$  และ  $Y$  ขนาด  $n$  นั่นคือ  $(X_i, Y_i)$  โดยที่  $i=1,2,3,\dots,n$  ทั้งนี้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของกลุ่มตัวอย่างจะแทนด้วยสัญลักษณ์  $r_{xy}$  หรือ  $r$  สามารถคำนวณได้จากสูตร

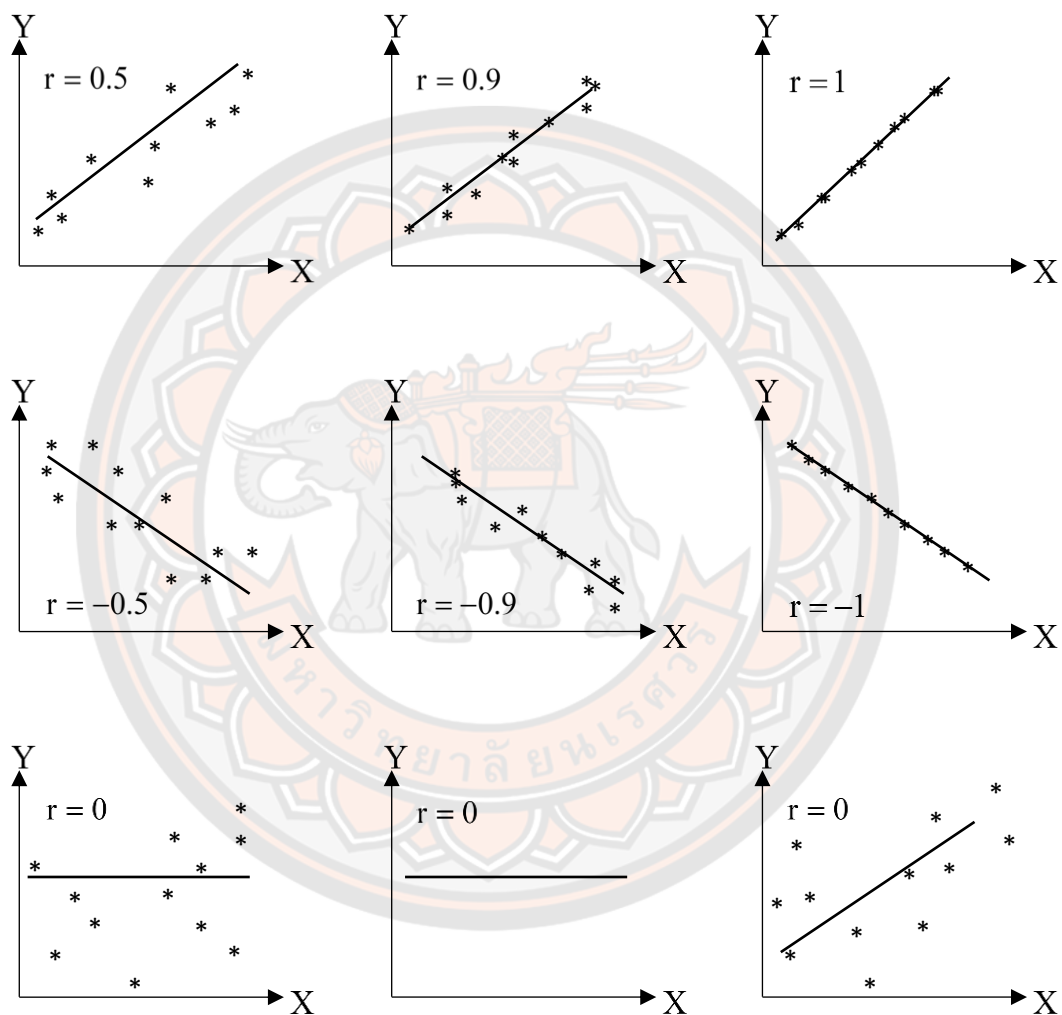
$$r = \frac{n \sum XY - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{[n \sum X^2 - (\sum X)^2][n \sum Y^2 - (\sum Y)^2]}} \quad (38)$$

เมื่อ  $X$  คือ ค่าตัวแปรอิสระ,  $Y$  คือ ค่าตัวแปรตาม และ  $n$  คือ จำนวนของข้อมูลตัวแปรอิสระ โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์  $r$  มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 และค่าของ  $r$  จะบอกทิศทางและขนาดของสหสัมพันธ์ ดังนี้

**2.1 เครื่องหมาย  $r$**  บอกถึงทิศทางของค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร  $X$  และตัวแปร  $Y$  กล่าวคือ ถ้า  $r$  มีค่าน้อยกว่า 0 แสดงว่าตัวแปร  $X$  และตัวแปร  $Y$  มีค่าสหสัมพันธ์ตรงข้ามกัน ยกตัวอย่างเช่น ถ้า  $X$  มีค่าเพิ่มขึ้น ค่าของ  $Y$  ก็จะลดลง แต่ถ้า  $r$  มีค่ามากกว่า 0 แสดงว่าตัวแปร  $X$  และ  $Y$  มีค่าสหสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน ยกตัวอย่างเช่น ถ้า  $X$  มีค่าเพิ่มขึ้น ค่าของ  $Y$  ก็จะเพิ่มขึ้นด้วย

**2.2 ขนาดของ  $r$**  เป็นการบ่งบอกว่าตัวแปร  $X$  และตัวแปร  $Y$  มีสหสัมพันธ์กันมากหรือน้อยเพียงใด ซึ่งเมื่อขนาด  $r$  มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าตัวแปร  $X$  และตัวแปร  $Y$  มีสหสัมพันธ์

กันสูงมาก และถ้าขนาด  $r$  มีค่าเท่ากับ 1 แสดงว่าตัวแปร  $X$  และตัวแปร  $Y$  มีสหสัมพันธ์กันในรูปแบบเชิงเส้นตรง แต่ในทางกลับกัน ถ้าขนาด  $r$  มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าตัวแปร  $X$  และตัวแปร  $Y$  มีสหสัมพันธ์กันน้อย และในกรณีที่ขนาด  $r$  มีค่าเท่ากับศูนย์ แสดงว่าตัวแปร  $X$  และตัวแปร  $Y$  ไม่มีสหสัมพันธ์กัน



ภาพ 28 ตัวอย่างรูปแบบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่มีทิศทางและขนาดต่างๆ

### 3. การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย [86] เป็นการสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์ เพื่อแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียวกับตัวแปรตาม ซึ่งจากภาพ 27(b) ที่แสดงให้เห็น

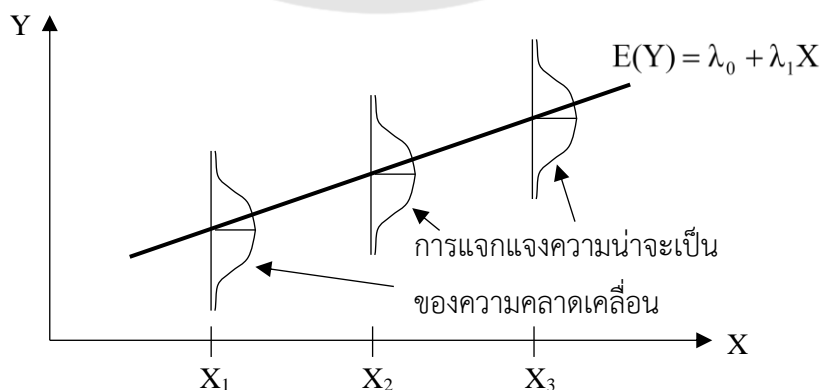
ถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ  $X$  กับตัวแปรตาม  $Y$  ที่มีลักษณะเป็นแบบเชิงเส้น ดังนั้นรูปแบบการถดถอยอาจเขียนได้เป็น

$$Y = \lambda_0 + \lambda_1 X + \varepsilon \quad (39)$$

หรือ 
$$\mu_{Y|X} = \lambda_0 + \lambda_1 X \quad (40)$$

เมื่อ  $Y$  คือ ตัวแปรสุ่ม,  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ,  $X$  คือ ตัวแปรอิสระ,  $\varepsilon$  คือ ความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม และ  $\mu_{Y|X}$  คือ ค่าคาดหวังของ  $Y$  เมื่อกำหนดค่าหนึ่งของ  $X$ ,  $\lambda_0$  คือ ค่าของ  $\mu_{Y|X}$  เมื่อ  $X$  มีค่าเท่ากับ 0 ซึ่งในทางปฏิบัติค่าของ  $\lambda_0$  อาจมีความหมายในการแปลความที่ขึ้นอยู่กับประเภทของข้อมูลที่นำมาศึกษา สำหรับค่าของ  $\lambda_1$  คือ สัมประสิทธิ์การถดถอย ซึ่งเป็นการวัดความลาดชันของเส้นถดถอย ที่แสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าคาดหวัง  $\mu_{Y|X}$  เมื่อตัวแปรอิสระ  $X$  เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย

เนื่องจากตัวแปรตาม  $Y$  เป็นตัวแปรสุ่ม นั่นคือสำหรับค่าหนึ่งค่าใดของตัวแปรอิสระ  $X$  ตัวแปรตาม  $Y$  จะมีการแจกแจงแบบปกติ ซึ่งการวิเคราะห์การถดถอยนั้นสนใจความสัมพันธ์ระหว่างค่าคาดหวังของ  $Y$  กับค่าของ  $X$  ไม่ใช่ความสัมพันธ์ระหว่างค่าหนึ่งค่าใดของ  $Y$  ทุกค่ากับค่าของตัวแปรอิสระ  $X$  กล่าวคือถ้าสมมติให้  $Y$  มีการแจกแจงแบบปกติ นั่นหมายความว่าแต่ละค่าของตัวแปรอิสระ  $X$  กับตัวแปรตาม  $Y$  จะมีการแจกแจงแบบปกติโดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $\mu_{Y|X}$  และมีค่าความแปรปรวนของตัวแปรตาม  $Y$  เท่ากันตลอดทุกค่าของ  $X$  นั่นคือเส้นตรงการถดถอยที่แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่าคาดหวังของตัวแปรตาม  $Y$  กับตัวแปรอิสระ  $X$  ตามสมการ (40) สามารถเขียนเส้นตรงการถดถอยดังแสดงในภาพ 29 [86]



ภาพ 29 เส้นตรงการถดถอย



### 3.1 ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย

ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย [86] สามารถเขียนในรูปของค่าสังเกตจากตัวอย่างได้เป็น

$$Y_i = \lambda_0 + \lambda_1 X_i + \varepsilon_i \quad \text{โดยที่ } i=1,2,3,\dots,n \quad (41)$$

เมื่อ  $Y_i$  คือ ค่าสังเกตของตัวแปรตามจากหน่วยที่  $i$ ,  $X_i$  คือ ค่าสังเกตของตัวแปรอิสระจากหน่วยที่  $i$ ,  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  คือ พารามิเตอร์ของตัวแบบ และ  $\varepsilon_i$  คือ ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจาก  $Y_i$  แตกต่างไปจากค่า  $\lambda_0 + \lambda_1 X_i$  นั่นคือ  $\varepsilon_i = Y_i - \lambda_0 - \lambda_1 X_i$

แต่เนื่องจากไม่ทราบค่าที่แท้จริงของ  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  จึงจำเป็นต้องมีการประมาณค่าของพารามิเตอร์ทั้ง 2 ตัว ด้วยการใช้ข้อมูลที่ได้จากตัวอย่าง ซึ่งจะได้สมการถดถอย (Regression Equation) ดังนี้

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X \quad (42)$$

เมื่อ  $\hat{Y}$ ,  $b_0$  และ  $b_1$  เป็นตัวประมาณของ  $\mu_{Y|X}$ ,  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  ตามลำดับ การพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของ  $Y$  ที่ค่า  $X$  ค่าใดค่าหนึ่ง สมมติเป็น  $X_i$  จากสมการ (67) จะได้ค่าพยากรณ์  $\hat{Y}_i = b_0 + b_1 X_i$  และถ้าให้  $e_i$  เป็นผลต่างระหว่างค่าสังเกต  $Y_i$  กับค่าพยากรณ์  $\hat{Y}_i$  นั่นคือ

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (43)$$

จะได้ว่า

$$Y_i = b_0 + b_1 X_i + e_i \quad (44)$$

จากสมการ (44) เรียกว่าตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นตัวอย่าง (Sample Linear Regression Model) และ  $e_i$  เรียกว่า ค่าคงเหลือ (Residual)

เมื่อกำหนดตัวแบบขึ้นมาแทนความสัมพันธ์ของตัวแปรแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือพยายามประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบเพื่อให้ได้สมการถดถอยที่เหมาะสม ซึ่งการประมาณค่าพารามิเตอร์  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  นั้นสามารถทำได้หลายวิธี โดยวิธีที่ง่ายที่สุดคือเมื่อเขียนแผนภูมิการกระจายแล้วให้ลากเส้นตรง โดยเส้นตรงนี้จะต้องผ่านจุดต่างๆ ให้ได้มากที่สุด ซึ่งเมื่อลากแล้วก็จะสามารถประมาณค่าของ  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  ได้ ด้วยการวัดค่าของจุดตัดบนแกน  $X$  ซึ่งจะเป็นค่าประมาณของ  $\lambda_0$  ส่วนค่าประมาณ  $\lambda_1$  สามารถหาได้จากการคำนวณค่าลาดชันของเส้นตรง ทั้งนี้วิธีการดังกล่าวขึ้นอยู่กับวิธีการลากเส้นตรงของแต่ละบุคคลว่าจะลากได้ใกล้เคียงแค่ไหน ส่งผลให้วิธีการนี้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่มีความหลากหลาย

ตามเส้นตรงที่ลาก ด้วยเหตุนี้เองจึงมีการนำวิธีทางคณิตศาสตร์มาใช้เพื่อให้การประมาณค่าเป็นไปอย่างมีระบบและมีวัตถุประสงค์ที่แน่ชัด ซึ่งมีวิธีการหนึ่งที่มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบเพื่อให้ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองมีค่าน้อยที่สุด ที่เรียกว่า วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square: OLS)

### 3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

วิธีกำลังสองน้อยที่สุด [86] [88] เป็นวิธีการประมาณค่า  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  โดยให้ผลรวมกำลังสองของความแตกต่างของค่าสังเกตกับค่าบนเส้นตรงที่แท้จริงแตกต่างกันน้อยที่สุด นั่นคือจากสมการ (43) และ (44) ถ้าให้

$$E = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \lambda_0 - \lambda_1 X_i)^2 \quad (45)$$

จะต้องหา  $b_0$  และ  $b_1$  ที่เป็นตัวประมาณ  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  ตามลำดับที่แทนลงไปในสมการ (45) แล้วทำให้ค่า  $E$  มีค่าต่ำสุด ซึ่งวิธีการที่จะทำให้ค่า  $E$  มีค่าต่ำสุดก็คือการหาอนุพันธ์บางส่วนของ  $E$  เทียบกับ  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  แล้วกำหนดให้เท่ากับ 0 สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_0} = 2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \lambda_0 - \lambda_1 X_i)(-1) = 0 \quad (46)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_1} = 2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \lambda_0 - \lambda_1 X_i)(-X) = 0 \quad (47)$$

เมื่อแทน  $b_0$  และ  $b_1$  ที่เป็นตัวประมาณ  $\lambda_0$  และ  $\lambda_1$  ตามลำดับในสมการ (46) และ (47) แล้ว ก็จะได้สมการใหม่เป็น

$$nb_0 + \left(\sum_{i=1}^n X_i\right)b_1 = \sum_{i=1}^n Y_i \quad (48)$$

$$\left(\sum_{i=1}^n X_i\right)b_0 + \left(\sum_{i=1}^n X_i^2\right)b_1 = \sum_{i=1}^n X_i Y_i \quad (49)$$

สมการ (48) และ (49) เรียกว่าสมการปกติ (Normal Equation) ซึ่งสามารถคำนวณหาค่า  $b_0$  และ  $b_1$  ด้วยวิธีพีชคณิตได้ดังนี้

จากสมการ (48)  $\times \sum X_i$  จะได้  $nb_0 \sum X_i + b_1 (\sum X_i)^2 = \sum X_i \sum Y_i$  (50)

(49)  $\times n$  จะได้  $nb_0 \sum X_i + nb_1 \sum X_i^2 = n \sum X_i \sum Y_i$  (51)

จากสมการ (50) - (51) จะได้

$$(nb_0 \sum X_i + nb_1 \sum X_i^2) - (nb_0 \sum X_i + b_1 (\sum X_i)^2) = n \sum X_i \sum Y_i - \sum X_i \sum Y_i$$

$$b_1 \{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2\} = n \sum X_i \sum Y_i - \sum X_i \sum Y_i$$

$$b_1 = \frac{n \sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i}{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2}$$

หรือ

$$b_1 = \frac{\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n}}{\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n}}$$

หรือ

$$b_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (52)$$

จากสมการ (48)  $\div n$  จะได้

$$b_0 + b_1 \frac{\sum X_i}{n} = \frac{\sum Y_i}{n}$$

$$b_0 = \frac{\sum Y_i}{n} - b_1 \frac{\sum X_i}{n}$$

หรือ

$$b_0 = \bar{Y} - b_1 \bar{X} \quad (53)$$

#### 4. การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นในกรณีมีตัวแปรอิสระหลายตัว

เป็นที่ทราบกันดีว่าตามธรรมชาติของข้อมูลนั้นในตัวแปรตามจะประกอบด้วยตัวแปรอิสระหลายๆ ตัวที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม ดังนั้นการศึกษาการถดถอยในกรณีที่มีตัวแปรอิสระหลายๆ ตัว (ตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป) จึงเรียกว่าการวิเคราะห์การถดถอยเชิงซ้อนหรือที่เรียกว่าการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) [88]

##### 4.1 รูปแบบการถดถอยพหุคูณ

กำหนดให้  $Y$  เป็นตัวแปรตาม,  $X_1$  เป็นตัวแปรอิสระตัวที่ 1,  $X_2$  เป็นตัวแปรอิสระตัวที่ 2, ...,  $X_k$  เป็นตัวแปรอิสระตัวที่  $k$ , โดยที่  $k$  คือจำนวนตัวแปรอิสระตัวที่ 1, 2, 3, ... และถ้าสมมุติว่า  $X_1, X_2, \dots, X_k$  มีอิทธิพลต่อ  $Y$  แบบเส้นตรง สามารถเขียนเป็นฟังก์ชันได้ดังนี้

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_k) \quad (54)$$

และให้  $\mu_{Y.X_1.X_2...X_k}$  เป็นค่าของ  $Y$  บนเส้นการถดถอยเส้นตรง (Multiple Linear Regression Line) อันเนื่องมาจากอิทธิพลตัวแปร  $X_1, X_2, \dots, X_k$  สามารถเขียนความสัมพันธ์เป็นรูปแบบสมการได้ดังนี้

$$\mu_{Y.X_1.X_2...X_k} = \lambda_0 + \lambda_1 X_{1i} + \lambda_2 X_{2i} + \dots + \lambda_k X_{ki} \quad (55)$$

เมื่อ  $\lambda_0$  คือ ค่าที่ตัดแกน  $Y$  ของสมการเส้นตรง,  $\lambda_i$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของการถดถอย (Regression Coefficient) ของ  $Y$  ที่มีต่อ  $X_i$  เมื่อกำหนดให้  $X$  ตัวอื่นๆ คงที่ จึงเรียกค่า  $\lambda_i$  ว่าสัมประสิทธิ์ของการถดถอยแต่ละตัว (Partial Regression Coefficient) และถ้าสมมุติให้มี  $\varepsilon$  เป็นค่าความแตกต่างระหว่าง  $Y$  กับ  $\mu_{Y.X_1.X_2...X_k}$  แล้วจะได้

$$Y_i = \mu_{Y.X_1.X_2...X_k} + \varepsilon_i \quad (56)$$

หรือ

$$Y_i = \lambda_0 + \lambda_1 X_{1i} + \lambda_2 X_{2i} + \dots + \lambda_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad (57)$$

โดยที่สมการ (55) เรียกว่าสมการการถดถอยแบบเส้นตรงพหุคูณ ส่วนสมการ (56) หรือ (57) เรียกว่ารูปแบบของการถดถอยแบบเส้นตรงพหุคูณ [88]

#### 4.2 การคาดคะเนสมการการถดถอยแบบเส้นตรงพหุคูณ

ในกรณีข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาหาสมการการถดถอยแบบเส้นตรงพหุคูณเป็นข้อมูลตัวอย่าง (Random Sample) จึงกำหนดให้  $Y'$  เป็นค่า  $Y$  บนเส้นการถดถอยอันเนื่องมาจากอิทธิพลของ  $X_1, X_2, \dots, X_k$  ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้ [88]

$$Y'_i = b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} \quad (58)$$

เมื่อ  $Y'_i$  คือ ตัวคาดคะเน (Estimator) ของ  $\mu_{Y.X_1.X_2...X_k}$  และ  $b_0, b_1, b_2, \dots, b_k$  คือ ตัวคาดคะเนของค่า  $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$  ตามลำดับ และถ้าสมมุติให้  $e$  เป็นค่าที่แสดงถึงความต่างระหว่าง  $Y$  กับ  $Y'$  แล้ว สามารถเขียนเป็นสมการใหม่ได้ว่า

$$Y_i = Y'_i + e_i \quad (59)$$

หรือ

$$Y_i = b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} + e_i \quad (60)$$

#### 4.3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยแต่ละตัวด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

จากที่กล่าวมาแล้วข้างต้นในหัวข้อ 3.2 (การประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด) ซึ่งคุณสมบัติของวิธีกำลังสองน้อยที่สุดที่ว่า  $\sum e_i^2 =$  ค่าน้อยที่สุด (สมมติให้มีค่าเป็น 0) และจากสมการ (59) จะเห็นได้ว่า  $e_i = Y_i - Y_i'$  ดังนั้น

$$\begin{aligned}\sum e_i^2 &= \sum [Y_i - (b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki})]^2 \\ &= \sum [Y_i - b_0 - b_1 X_{1i} - b_2 X_{2i} - \dots - b_k X_{ki}]^2\end{aligned}\quad (61)$$

$$\text{ถ้า } \frac{\partial \sum e_i^2}{\partial a} = 0 \text{ จะได้ } \sum Y_i = nb_0 + b_1 \sum X_{1i} + b_2 \sum X_{2i} + \dots + b_k \sum X_{ki} \quad (62)$$

$$\text{ถ้า } \frac{\partial \sum e_i^2}{\partial b_1} = 0 \text{ จะได้ } \sum X_{1i} Y_i = b_0 \sum X_{1i} + b_1 \sum X_{1i}^2 + b_2 \sum X_{1i} X_{2i} + \dots + b_k \sum X_{1i} X_{ki} \quad (63)$$

$$\text{ถ้า } \frac{\partial \sum e_i^2}{\partial b_2} = 0 \text{ จะได้ } \sum X_{2i} Y_i = b_0 \sum X_{2i} + b_1 \sum X_{1i} X_{2i} + b_2 \sum X_{2i}^2 + \dots + b_k \sum X_{2i} X_{ki} \quad (64)$$

$$\vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots$$

$$\text{ถ้า } \frac{\partial \sum e_i^2}{\partial b_k} = 0 \text{ จะได้ } \sum X_{ki} Y_i = b_0 \sum X_{ki} + b_1 \sum X_{ki} X_{1i} + b_2 \sum X_{ki} X_{2i} + \dots + b_k \sum X_{ki}^2 \quad (65)$$

เมื่อ  $n$  คือ จำนวนข้อมูลในแต่ละตัวแปร และจากสมการ (62) – (65) เห็นได้ว่าในกรณีที่มีตัวแปรอิสระ  $k$  ตัวในสมการจะได้สมการปกติจำนวน  $k+1$  สมการ [88] ยกตัวอย่างเช่น ถ้ามีตัวแปรอิสระ 3 ตัว สมการปกติก็จะมี 4 สมการ คือ

$$\sum Y_i = nb_0 + b_1 \sum X_{1i} + b_2 \sum X_{2i} + b_3 \sum X_{3i} \quad (66)$$

$$\sum X_{1i} Y_i = b_0 \sum X_{1i} + b_1 \sum X_{1i}^2 + b_2 \sum X_{1i} X_{2i} + b_3 \sum X_{1i} X_{3i} \quad (67)$$

$$\sum X_{2i} Y_i = b_0 \sum X_{2i} + b_1 \sum X_{1i} X_{2i} + b_2 \sum X_{2i}^2 + b_3 \sum X_{2i} X_{3i} \quad (68)$$

$$\sum X_{3i} Y_i = b_0 \sum X_{3i} + b_1 \sum X_{1i} X_{3i} + b_2 \sum X_{2i} X_{3i} + b_3 \sum X_{3i}^2 \quad (69)$$

## บทที่ 4

### วิธีดำเนินการวิจัย

สำหรับในบทนี้เป็นการศึกษาหาตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อรังสีอาทิตย์ ซึ่งเป็นตัวแปรตาม อันเป็นการนำไปสู่แนวทางการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้น จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยแต่ละตัวด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (OLS) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อนำรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป โดยมีวิธีดำเนินการวิจัยตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. การพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์
2. การหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์
3. การศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อน
4. สถิติที่ใช้ในการศึกษา

#### การพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์

ในขั้นตอนนี้เป็นการศึกษาหาตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตามซึ่งในที่นี้ก็คือรังสีอาทิตย์ และเนื่องด้วยจะต้องนำค่ารังสีอาทิตย์ที่พยากรณ์ได้ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง รายวัน รายปักษ์ และรายเดือน ดังนั้นตัวแปรอิสระแต่ละตัวจึงต้องมีอิทธิพลต่อรังสีอาทิตย์ทั้งแบบรายชั่วโมง รายวัน รายปักษ์ และรายเดือน ซึ่งการศึกษาหาตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อรังสีอาทิตย์จะใช้วิธีการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้วยการใช้วิธี ANN มาช่วยในการวิเคราะห์ผล โดยมีรายละเอียดดังนี้

#### 1. ตัวแปรสำหรับการวิจัย

##### 1.1 ตัวแปรอิสระ (Independent Variables)

ตัวแปรอิสระที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์มีทั้งหมด 14 ตัวแปร แบ่งตามแหล่งที่มาของตัวแปรได้ดังนี้

##### 1.1.1 ข้อมูลที่ได้จากพิกัดตำแหน่งดวงอาทิตย์ จำนวน 5 ตัวแปร

เป็นตัวแปรอิสระที่ต้องอาศัยข้อมูลพิกัดละติจูด ลองจิจูด และเวลาสากลเชิงพิกัดมาช่วยในการสร้างข้อมูล ได้แก่ เดคลิเนชัน (Declination:  $\delta$ ), มุมชั่วโมง (Hour Angle:  $\omega$ ), มุมอัลติจูด (Altitude:  $\alpha$ ), มุมอาซิมุท (Azimuth:  $\psi$ ) และแฟคเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของ

ระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ ( $E_0$ ) โดยข้อมูลแต่ละตัวแปรอิสระได้มาจากผลการคำนวณตามสมการที่แสดงเอาไว้ในบทที่ 3

1.1.2 ข้อมูลที่ได้จากอุตุนิยมวิทยา แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ

1) ข้อมูลที่ได้จากเว็บไซต์อุตุนิยมวิทยา จำนวน 6 ตัวแปร ได้แก่ อุณหภูมิอากาศสูงสุด ( $T_m$ ), อุณหภูมิอากาศเฉลี่ยกลางวัน ( $T_{avg}$ ), ความยาวนานของเวลากลางวัน ( $DL$ ), ความเร็วลม ( $W_s$ ), ความชื้นสัมพัทธ์ ( $H_r$ ) และปริมาณเมฆบนท้องฟ้า ( $C_{sky}$ )

2) ข้อมูลที่ได้จากการคำนวณด้วยสมการที่ปรากฏอยู่ในบทที่ 3 จากการใช้ข้อมูลพื้นฐานของเว็บไซต์อุตุนิยมวิทยา จำนวน 3 ตัวแปร ได้แก่ สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศ ( $\tau_R$ ), สัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอังสตรอม ( $\beta$ ) และมวลอากาศ ( $m_a$ )

ทั้งนี้แหล่งข้อมูลตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับอุตุนิยมวิทยาทั้งหมดได้มาจากเว็บไซต์ [www.wunderground.com](http://www.wunderground.com) [90]

## 1.2 ตัวแปรตาม (Dependent Variable)

ตัวแปรตามที่ใช้ศึกษาเป็นค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ จาก 3 สถานที่ ที่ต่างกันทางพิกัดภูมิศาสตร์ โดยทั้ง 3 สถานที่มีรายละเอียดดังนี้

1.2.1 อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด 16.78 องศาเหนือ ลองจิจูด 100.27 องศาตะวันออก และเวลาสากลเชิงพิกัด GMT+7 ทั้งนี้แหล่งข้อมูลตัวแปรได้มาจากการเก็บข้อมูลด้วยเครื่องมือวัดไพโรมิเตอร์ของกรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน โดยมีศาสตราจารย์ ดร.เสริม จันทร์ฉาย อาจารย์ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร เป็นผู้รับผิดชอบในการจัดเก็บข้อมูล

1.2.2 ห้องปฏิบัติการแห่งชาติโอ๊กริดจ์ (Oak Ridge National Laboratory) ตั้งอยู่ที่รัฐเทนเนสซี (Tennessee) ประเทศสหรัฐอเมริกา ที่พิกัดละติจูด 35.93 องศาเหนือ ลองจิจูด 84.31 ตะวันตก และเวลาสากลเชิงพิกัด GMT-5 ทั้งนี้แหล่งข้อมูลได้จากเว็บไซต์ของห้องปฏิบัติการพลังงานทดแทนแห่งชาติ (The National Renewable Energy Laboratory: NREL) ซึ่งเป็นห้องปฏิบัติการแห่งชาติของกระทรวงพลังงานสหรัฐอเมริกา [91]

1.2.3 สนามบินเมลเบิร์น (Melbourne Airport) ประเทศออสเตรเลีย ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด 37.68 องศาใต้ ลองจิจูด 144.84 ตะวันออก และเวลาสากลเชิงพิกัด GMT+10 โดยแหล่งข้อมูลได้มาจากเว็บไซต์ของสำนักอุตุนิยมวิทยาในรัฐบาลออสเตรเลีย [92]

ทั้งนี้พิกัดที่ตั้งทั้ง 3 สถานที่ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น จะแสดงไว้ในภาพ 30



ภาพ 30 พิกัดที่ตั้งอำเภอเมืองพิษณุโลก, ห้องปฏิบัติการแห่งชาติโอ๊กริดจ์, และสนามบินเมลเบิร์น

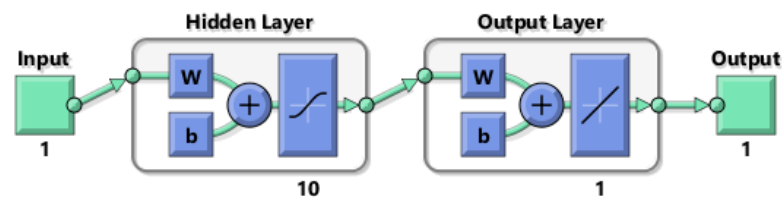
## 2. การศึกษาหารูปแบบ ANN ที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์

จากการศึกษาบทความปริทัศน์ที่เกี่ยวข้องในบทที่ 2 จะเห็นได้ว่ามีนักวิชาการหลายคน นิยมนำวิธี ANN ไปใช้พยากรณ์รังสีอาทิตย์ ด้วยเหตุนี้ผู้วิจัยจึงได้นำเอาวิธี ANN มาใช้ในการพยากรณ์ ครั้งนี้ด้วย โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบกับวิธี OLS และเพื่อให้การพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วย วิธี ANN ได้ประสิทธิภาพดีที่สุด ผู้วิจัยจึงได้ศึกษาหารูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ ซึ่งขั้นตอนการศึกษาหารูปแบบ ANN ที่เหมาะสมที่สุดต่อการพยากรณ์จะพิจารณาจากการใช้ข้อมูลตัวแปรแบบรายปักษ์ของอำเภอเมืองพิษณุโลก ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 มาศึกษาในขั้นตอนนี้ พร้อมทั้งทำการทดสอบซ้ำ 10 ครั้ง สำหรับหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง โดยขั้นตอนการหา ANN ที่เหมาะสมต่อการวิจัยมีรายละเอียดดังนี้

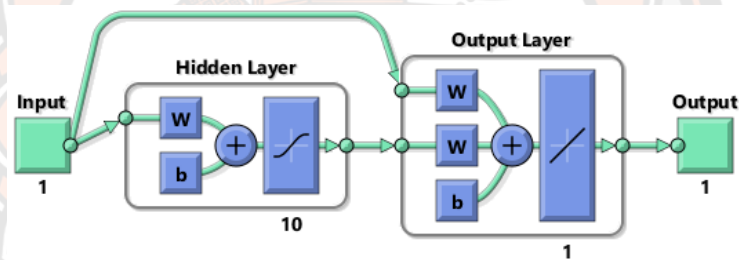


## 2.1 ประเภทโครงข่ายประสาทเทียม

เป็นการศึกษาเปรียบเทียบประเภทของ ANN แบบหลายชั้น ได้แก่ Cascade Forward Backprop กับ Feed Forward Backprop โดยกำหนดให้ฟังก์ชันถ่ายโอนชั้นซ่อนเป็นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ ชั้นเอาต์พุตเป็นแบบเชิงเส้น จำนวนชั้นซ่อนจะมี 1 ชั้น 10 นิวรอน และฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg Marquardt (LM) ทั้งนี้ประเภทของ ANN แสดงในภาพ 31



(a) Feed Forward Backprop



(b) Cascade Forward Backprop

ภาพ 31 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมจากการใช้โปรแกรมแมทแลป

## 2.2 รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน ได้แก่ ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิกซิมมอยด์ (Logarithmic Sigmoid : Logsig) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Purelin) และฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ซิมมอยด์ (Hyperbolic Tangent Sigmoid: Tansig) โดยกำหนดให้ ANN หลายชั้นเป็นแบบ Feed Forward มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น 10 นิวรอน และฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg Marquardt

## 2.3 รูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้ ได้แก่ Levenberg Marquardt (LM), Bayesian Regularization (BR), BFGS Quasi Newton (BFG), Resilient Backpropagation (RP), Scaled Conjugate Gradient (SCG), Conjugate Gradient with Power/Beale Restarts (CGB), Fletcher Power Conjugate Gradient (CGF), Polak Ribiere Conjugate Gradient (CGP), One Step Secant (OSS), Gradient Descent with Momentum & Adaptive LR (GDX), Gradient Descent with Momentum (GDM) และ Gradient Descent (GD) โดยกำหนดให้ประเภทของ ANN เป็นแบบ Feed Forward หลายชั้น มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น 10 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ส่วนชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

## 2.4 จำนวนนิวรอน

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจำนวน 1 อินพุตและ 14 อินพุต โดยกำหนดให้ ANN เป็นแบบ Feed Forward หลายชั้น มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ส่วนชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น และฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg Marquardt

## 3. การวิเคราะห์สหสัมพันธ์

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการศึกษาหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตาม ทั้งนี้ก็เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่มีอิทธิพลต่อค่ารังสีอาทิตย์อยู่ในระดับสูง โดยใช้เกณฑ์ระดับความสัมพันธ์ดังแสดงในตาราง 3 [93] โดยเลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอยู่ในระดับสูง หรือมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มากกว่า 0.7

ตาราง 3 ระดับสหสัมพันธ์

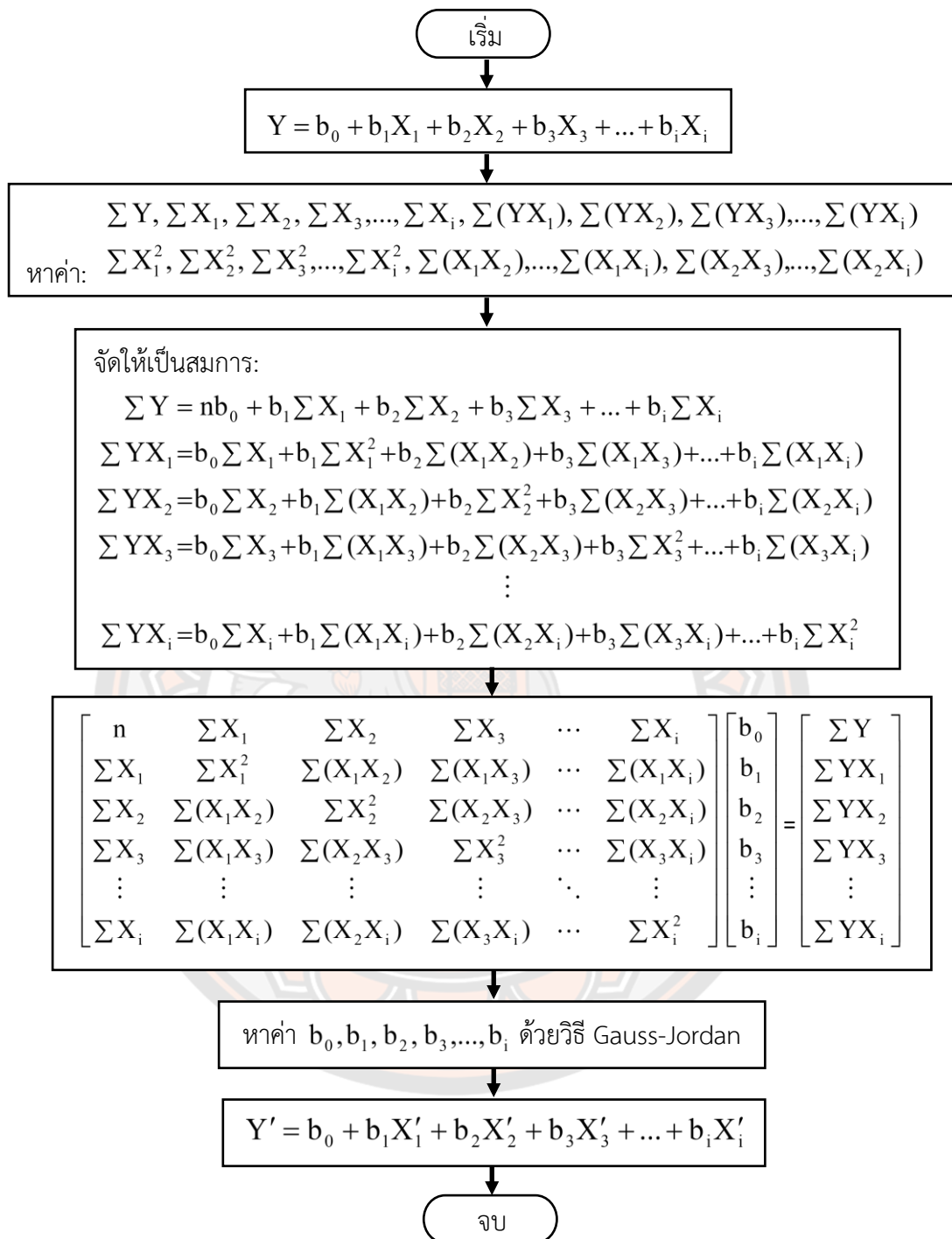
ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์	ระดับความสัมพันธ์
0.90 - 1.00	มีความสัมพันธ์กันสูงมาก
0.70 - 0.90	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
0.50 - 0.70	มีความสัมพันธ์กันในระดับปานกลาง
0.30 - 0.50	มีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำ
0.00 - 0.30	มีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำมาก

ทั้งนี้ข้อมูลที่นำมาใช้หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เป็นข้อมูลจากอำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย ที่อยู่ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 ซึ่งในแต่ละขั้นตอนของการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ จะทำการทดสอบซ้ำ 10 ครั้ง เพื่อหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient:  $r$ ) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: S.D.) ของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ โดยใช้วิธี ANN มาช่วยในการวิเคราะห์ผล

#### 4. การสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS

นำตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  มาสร้างเป็นสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS ซึ่งขั้นตอนการสร้างสมการพยากรณ์ตัวแปรอิสระหลายตัว เป็นการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ มีรูปแบบสมการเป็น  $Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_iX_i$  เมื่อ  $X$  คือ ตัวแปรอิสระ,  $Y$  คือ ตัวแปรตาม,  $b_0, b_1, b_2, \dots, b_i$  คือ ค่าคงที่ใดๆ และ  $i=1,2,3,\dots$  โดยที่  $i$  คือ ตัวแปรอิสระใดๆ ทั้งนี้ขั้นตอนการหาค่า  $b_0, b_1, b_2, \dots, b_i$  แสดงเป็นรูปแบบของผังงาน (Flowchart) ในภาพ 32 ซึ่งขั้นตอนในการสร้างสมการพยากรณ์หลายตัวแปร จะขอยกตัวอย่างวิธีการสร้างพอสังเขปเพื่อให้เกิดความเข้าใจ ดังแสดงไว้ในภาคผนวก ก





ภาพ 32 ขั้นตอนการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS

จากภาพ 32 เมื่อ  $Y'$  คือ ตัวแปรตามที่ได้จากการพยากรณ์,  $X'_1, X'_2, X'_3$  และ  $X'_i$  คือ ตัวแปรอิสระที่ใช้สำหรับทดสอบผลการพยากรณ์

## 5. วิธีดำเนินการวิจัย

5.1 ศึกษาหากกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ในระดับสูง ( $r > 0.7$ ) โดยใช้วิธี ANN มาช่วยในการวิเคราะห์ผล

5.2 กลุ่มตัวแปรอิสระจากข้อ 5.1 ที่มีค่า  $r > 0.7$  จะถูกนำไปพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีด้วยวิธี ANN และวิธี OLS โดยการศึกษาในส่วนนี้จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง ดังแสดงในตาราง 4

ตาราง 4 การกำหนดช่วงของข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปี

สถานที่	ช่วงของข้อมูล	
	สำหรับเรียนรู้ของระบบ / สร้างสมการ (จำนวนข้อมูล)	สำหรับทดสอบผล การพยากรณ์ (จำนวนข้อมูล)
1. อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย	มกราคม พ.ศ. 2555 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2557 (72)	มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง กันยายน พ.ศ. 2560 (63)
2. ห้องปฏิบัติการแห่งชาติโอกริดจ์ ประเทศสหรัฐอเมริกา	มกราคม พ.ศ. 2555 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2557 (72)	มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2561 (96)
3. สนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย	มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2557 (68)	มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2561 (96)

5.3 นำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีที่ได้จากวิธี ANN และวิธี OLS ไปเปรียบเทียบค่าความเข้มรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการวัดจริง

การหากล้างการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์

### 1. ตัวแปรสำหรับการวิจัย

#### 1.1 ตัวแปรอิสระ (Independent Variables)

ตัวแปรอิสระที่ใช้ประกอบด้วย ค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ( $G_{\text{Forecast}}$ ), พื้นที่รับแสงของแผงโซลาร์เซลล์ ( $A_{\text{PV}}$ ), จำนวนแผงโซลาร์เซลล์ ( $n_{\text{PV}}$ ) และประสิทธิภาพของแผงโซลาร์เซลล์ ( $\eta_{\text{PV}}$ )

## 1.2 ตัวแปรตาม (Dependent Variable)

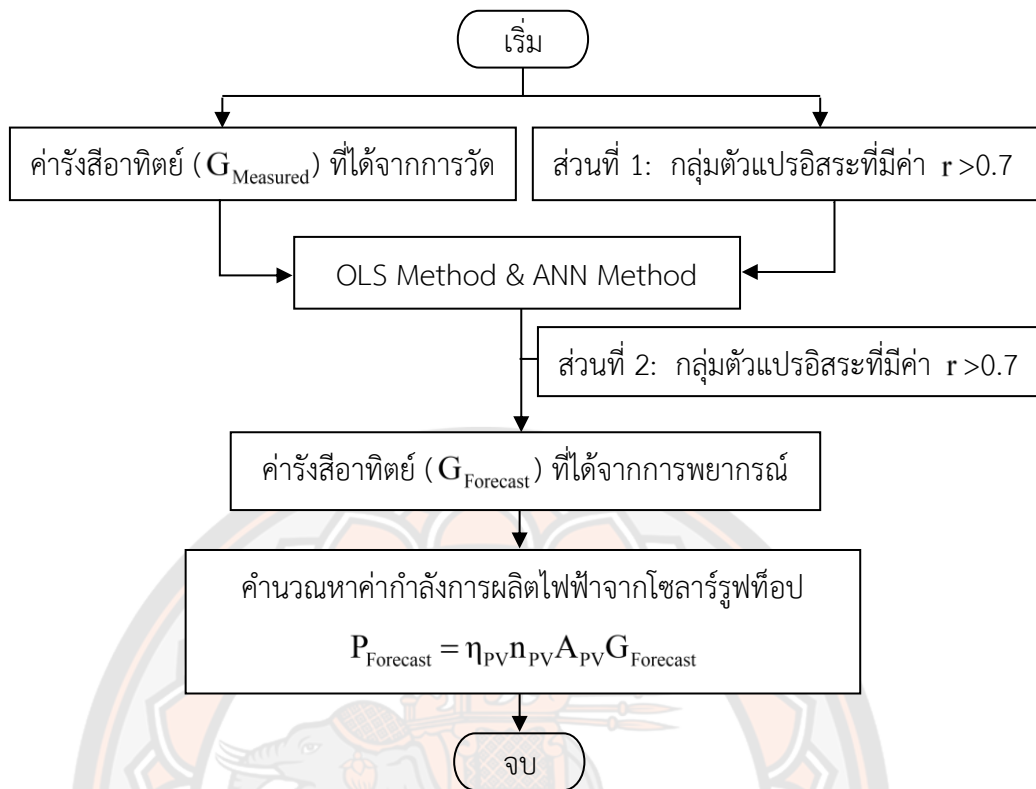
ตัวแปรตามที่ใช้ คือ กำลังการผลิตไฟฟ้าจากระบบโซลาร์รูฟท็อป ( $P_{\text{Forecast}}$ ) ที่ติดตั้งอยู่บนอาคารภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา พิษณุโลก ตั้งอยู่ที่พิกัดละติจูด 16.861 องศาเหนือ ลองจิจูด 100.183 องศาตะวันออก ทั้งนี้แผงโซลาร์เซลล์ ที่ใช้เป็นชนิดโพลีคริสตัลไลน์ มีพื้นที่รับแสง 1.85 ตารางเมตรต่อแผง โดยมีจำนวนแผงโซลาร์เซลล์ทั้งสิ้น 1,028 แผง



ภาพ 33 โซลาร์รูฟบนอาคารภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา พิษณุโลก

## 2. วิธีดำเนินการวิจัย

สำหรับวิธีดำเนินการวิจัยจะนำขั้นตอนวิธีที่ได้จากการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์มาใช้ในการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน ทั้งนี้เพื่อพิสูจน์ว่าตัวแปรอิสระที่นำมาใช้และวิธีการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS สามารถคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปได้ทุกรูปแบบ โดยมีรายละเอียดดังแสดงในภาพ 34



ภาพ 34 ขั้นตอนการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

ทั้งนี้การพยากรณ์รังสีอาทิตย์เพื่อใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการสำหรับคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนแรกสำหรับสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และสำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN ข้อมูลส่วนที่สองสำหรับทดสอบผลของการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่มาจากผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์

โดยวิธีการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน มีรายละเอียดดังนี้

## 2.1 การคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง

สำหรับวิธีการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงจะทำการศึกษาที่เวลา 08.00 น., 09.00 น., 10.00 น., 11.00 น., 12.00 น., 13.00 น., 14.00 น., 15.00 น. และ 16.00 น. โดยใช้ข้อมูลของเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 221 ข้อมูล สำหรับการเรียนรู้ของ ANN และสำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และใช้ข้อมูลเดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 จำนวน 237 ข้อมูล สำหรับทดสอบผลการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

## 2.2 การคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวัน

สำหรับวิธีการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวันจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนแรกตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน พ.ศ. 2560 จำนวน 1,281 ข้อมูล สำหรับการเรียนรู้ของวิธี ANN และสำหรับสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และข้อมูลส่วนที่สอง ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม พ.ศ. 2561 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 จำนวน 352 ข้อมูล สำหรับทดสอบผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

## 2.3 การคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปี

แบบรายปี คือ นับจากวันที่ 1 ถึงวันที่ 15 และวันที่ 16 ถึงวันสุดท้ายของเดือน ดังนั้นวิธีการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปี จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนแรกในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 จำนวน 72 ข้อมูล ใช้สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN และสำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และข้อมูลส่วนที่สองในช่วงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2562 จำนวน 28 ข้อมูล สำหรับทดสอบผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

## 2.4 การคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน

สำหรับการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนแรกเป็นข้อมูลเดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2560 จำนวน 44 ข้อมูล สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN และสำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และข้อมูลส่วนที่สองเป็นข้อมูลเดือนตุลาคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2562 จำนวน 14 ข้อมูล สำหรับทดสอบผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

## การศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อน

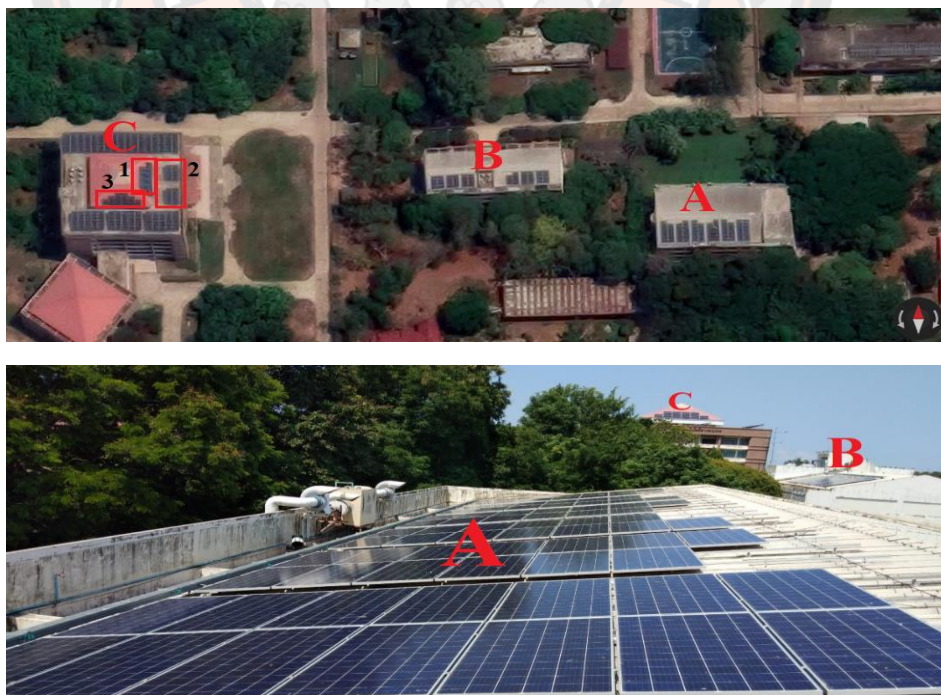
### 1. ปัจจัยที่เกิดจากตัวแปรอิสระ

สำหรับการศึกษาในส่วนนี้เป็นการนำตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีค่า  $r < 0.7$  มาพิจารณา ร่วมกับกลุ่มตัวแปรที่มีค่า  $r > 0.7$  เพื่อศึกษาว่าตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r < 0.7$  ตัวใดบ้าง ที่มีอิทธิพลต่อค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีที่เกิดขึ้นในแต่ละฤดูกาลของประเทศไทย โดยแบ่งออกเป็น 3 ฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน อยู่ในช่วงกลางเดือนกุมภาพันธ์ถึงกลางเดือนพฤษภาคม ฤดูฝน อยู่ในช่วงกลางเดือนพฤษภาคมถึงกลางเดือนตุลาคม และฤดูหนาว อยู่ในช่วงกลางเดือนตุลาคมถึงกลางเดือนกุมภาพันธ์ โดยจะนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี ANN และวิธี OLS ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการสำหรับคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปีในแต่ละฤดูกาล



## 2. ปัจจัยที่เกิดจากตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟ

สำหรับการศึกษาในส่วนนี้เป็นการศึกษาความคลาดเคลื่อนกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายชั่วโมงตั้งแต่เวลา 08.00 - 16.00 น. ที่เกิดขึ้นในเดือนธันวาคม โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนแรกเป็นข้อมูลเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 221 ข้อมูล สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN และสำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และข้อมูลส่วนที่สองเป็นข้อมูลเดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 จำนวน 255 ข้อมูล สำหรับทดสอบผลความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบ ซึ่งการศึกษาในส่วนนี้จะทำการศึกษาโซลาร์รูฟที่ออกแบบ 3 อาคารภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ดังแสดงในภาพ 35 โดยอาคาร A, B และ C มีจำนวนแผงโซลาร์เซลล์ 120, 114 และ 118 แผงตามลำดับ สำหรับการติดตั้งแผงโซลาร์เซลล์จะติดตั้งตามลักษณะรูปแบบของหลังคาแต่ละอาคารที่มีมุมมองและทิศทางที่ต่างกัน กล่าวคือ อาคาร A จะวางแผงโซลาร์เซลล์ทำมุม 9.9 องศา แผงหันหน้าไปทางทิศใต้ อาคาร B จะวางแผงโซลาร์เซลล์ทำมุม 16.9 องศา แผงหันหน้าไปทางทิศใต้ และอาคาร C แบ่งออกเป็น 3 ส่วน โดยแผงโซลาร์เซลล์ C<sub>1</sub> จำนวน 39 แผง ทำมุม 30 องศา แผงหันหน้าไปทางทิศตะวันออก แผงโซลาร์เซลล์ C<sub>2</sub> จำนวน 40 แผง ทำมุม 13 องศา แผงหันหน้าไปทางทิศใต้ และแผงโซลาร์เซลล์ C<sub>3</sub> จำนวน 39 แผง ทำมุม 30 องศา แผงหันหน้าไปทางทิศใต้



ภาพ 35 ตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟบนอาคาร A,B และ C

## สถิติที่ใช้ในการศึกษา

### 1. ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation of Coefficient:  $r$ ) เป็นมาตรวัดความแข็งแกร่งและทิศทางของความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างสองตัวแปร คือ ค่าของข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงกับค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ โดยสมการค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แสดงไว้ในสมการดังนี้

$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n Y_i Y'_i - (\sum_{i=1}^n Y_i)(\sum_{i=1}^n Y'_i)}{\sqrt{\left[ n \sum_{i=1}^n Y_i^2 - (\sum_{i=1}^n Y_i)^2 \right] \left[ n \sum_{i=1}^n Y_i'^2 - (\sum_{i=1}^n Y_i')^2 \right]}} \quad (70)$$

เมื่อ  $Y_i$  คือ ค่าของข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงตัวที่  $i$ ,  $Y'_i$  คือ ค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, 3, \dots$  และ  $n$  คือ จำนวนข้อมูล

### 2. ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) เป็นวิธีการวัดความแม่นยำด้วยวิธีแก้ปัญหาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนจากการพิจารณาหาค่าของข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงกับค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ยกกำลังสอง โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y'_i)^2 \quad (71)$$

### 3. ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: S.D.) เป็นปริมาณที่บอกถึงความแม่นยำของการวัด กล่าวคือ ถ้าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าน้อย นั่นหมายถึง ข้อมูลที่วัดได้มีความแม่นยำสูง หรือข้อมูลที่วัดได้มีค่าเข้าใกล้ค่าเฉลี่ย ทั้งนี้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$S.D. = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (72)$$

เมื่อ  $x_i$  คือ ค่าของข้อมูลตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, 3, \dots$  และ  $\bar{x}$  คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล

#### 4. รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง

รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) เป็น Loss Function ที่นำค่า MSE มาใส่รากที่สอง ทำให้มีคุณสมบัติที่คล้ายกับค่า MSE แต่ต่างกันตรงที่หน่วยของค่า RMSE มีหน่วยเดียวกันกับค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ ทั้งนี้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y'_i)^2} \quad (73)$$

#### 5. ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เป็นวิธีวัดความแม่นยำจากการคำนวณเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ไม่ได้คำนึงถึงเครื่องหมาย ทั้งนี้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์สามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - Y'_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (74)$$

## บทที่ 5

### ผลการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการวิจัยที่ได้จากวิธีดำเนินการวิจัยที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 โดยแบ่งผลการวิจัยดังมีรายละเอียดต่อไปนี้

#### ผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์

##### 1. ผลการศึกษาหารูปแบบ ANN ที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์

สำหรับผลการศึกษาในส่วนนี้จะนำเสนอด้วยข้อมูลสถิติ ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation of Coefficient:  $r$ ) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) พร้อมทั้งทำการทดสอบซ้ำ 10 ครั้ง เพื่อหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: S.D.) ของค่า  $r$  และค่า MSE โดยมีผลการศึกษาดังนี้

##### 1.1 ประเภทของ ANN

สำหรับผลการศึกษาเปรียบเทียบประเภทของ ANN หลายชั้น ระหว่างแบบ Cascade Forward กับแบบ Feed Forward แสดงไว้ในตาราง 5

ตาราง 5 การเปรียบเทียบประเภทของ ANN

ANN Type	$r$		MSE	
	Mean	S.D.	Mean	S.D.
Feed Forward	0.882	0.009	0.672	0.078
Cascade Forward	0.873	0.020	0.751	0.132

จากตาราง 5 เห็นได้ว่า ANN แบบ Feed Forward มีค่า  $r$  มากกว่าแบบ Cascade Forward และ ANN แบบ Feed Forward ยังมีค่า S.D. ของค่า  $r$  น้อยกว่าแบบ Cascade Forward เมื่อพิจารณาที่ค่า MSE ก็จะได้เห็นว่า ANN แบบ Feed Forward มีค่า MSE น้อยกว่าแบบ Cascade Forward และ ANN แบบ Feed Forward ยังมีค่า S.D. ของค่า MSE น้อยกว่าแบบ Cascade Forward

## 1.2 รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน

สำหรับผลการศึกษารูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนของ ANN ที่เหมาะสมต่อการศึกษาคำนี้ จะแสดงไว้ในตาราง 6 ดังนี้

ตาราง 6 การเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนของ ANN

Model	Transfer Function		r		MSE	
	Hidden Layer	Output Layer	Mean	S.D.	Mean	S.D.
1	Logsig	Logsig	0.576	0.340	3.813	0.826
2	Logsig	Purelin	0.882	0.009	0.672	0.078
3	Logsig	Tansig	0.882	0.008	0.748	0.100
4	Purelin	Logsig	0.731	0.015	3.943	0.327
5	Purelin	Purelin	0.779	$3.16 \times 10^{-4}$	1.953	0.158
6	Purelin	Tansig	0.819	0.002	1.684	0.134
7	Tansig	Logsig	0.763	0.029	3.504	0.334
8	Tansig	Purelin	0.878	0.015	0.809	0.126
9	Tansig	Tansig	0.884	0.015	0.821	0.070

จากตาราง 6 เมื่อพิจารณาที่ค่า r เห็นได้ว่ารูปแบบที่ 9 มีค่า r มากที่สุด (0.884) รองลงมาคือรูปแบบที่ 2 และ 3 โดยมีค่า r เท่าๆ กัน ( $r=0.882$ ) แต่ถ้าพิจารณาที่ค่า S.D. ของค่า r ในรูปแบบที่ 2, 3 และ 9 เห็นได้ว่ารูปแบบที่ 3 มีค่า S.D. น้อยที่สุด (0.008) รองลงมาคือรูปแบบที่ 2 (0.009) และรูปแบบที่ 9 (0.015) ตามลำดับ และเมื่อพิจารณาที่ค่า MSE เห็นได้ว่า รูปแบบ ที่ 2 มีค่า MSE น้อยที่สุด (0.672) รองลงมาคือรูปแบบที่ 3 (0.748) และถ้าพิจารณาที่ค่า S.D. ของค่า MSE ในรูปแบบที่ 2, 3 เห็นได้ว่ารูปแบบที่ 2 มีค่า S.D. น้อยที่สุด (0.078) เมื่อเทียบกับรูปแบบที่ 3 (0.100) ดังนั้นเมื่อพิจารณาในภาพรวมทั้งหมด จึงใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ในชั้นซ่อนและใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นในชั้นเอาต์พุตสำหรับการศึกษาคำนี้

## 1.3 รูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้

สำหรับผลการศึกษารูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้ของ ANN ที่เหมาะสมต่อการศึกษาคำนี้ จะแสดงไว้ในตาราง 7 ดังนี้

ตาราง 7 การเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้ของ ANN

Learning Function	r		MSE	
	Mean	S.D.	Mean	S.D.
BFG	0.883	0.012	0.763	0.080
BR	0.851	0.019	1.381	0.270
CGB	0.852	0.013	1.107	0.106
CGF	0.862	0.006	0.936	0.109
CGP	0.858	0.010	1.000	0.094
GD	0.839	0.030	1.320	0.217
GDM	0.839	0.014	1.373	0.113
GDX	0.848	0.010	1.195	0.160
OSS	0.853	0.009	1.119	0.105
LM	0.882	0.009	0.672	0.078
RP	0.865	0.008	0.931	0.079
SCG	0.867	0.010	0.942	0.078

จากตาราง 7 เมื่อพิจารณาค่า  $r$  เห็นได้ว่าฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ BFGS Quasi Newton มีค่า  $r$  มากที่สุด (0.883) รองลงมาเป็นฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Levenberg Marquardt (0.882) แต่ถ้าพิจารณาที่ค่า S.D. ของค่า  $r$  ของฟังก์ชันการเรียนรู้ทั้ง 2 แบบ จะเห็นว่าฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Levenberg Marquardt มีค่า S.D. น้อยที่สุด (0.009) เมื่อเทียบกับฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ BFGS Quasi Newton (0.012) และเมื่อพิจารณาที่ค่า MSE เห็นได้ว่าฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Levenberg Marquardt มีค่า MSE น้อยที่สุด (0.672) รองลงมาเป็นฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ BFGS Quasi Newton (0.763) แต่ถ้าพิจารณาที่ค่า S.D. ของค่า MSE ของฟังก์ชันการเรียนรู้ทั้ง 2 แบบ จะเห็นได้ว่า ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Levenberg Marquardt มีค่า S.D. น้อยที่สุด (0.078) เมื่อเทียบกับฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ BFGS Quasi Newton (0.080) ดังนั้นเมื่อพิจารณาในภาพรวมของฟังก์ชันการเรียนรู้ที่ดีที่สุดสำหรับการศึกษาในครั้งนี้ก็คือแบบ Levenberg Marquardt

#### 1.4 จำนวนนิเวรอน

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจากจำนวนอินพุต 1 และ 14 ตัวแปร โดยจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมต่อการศึกษาค้างนี้ จะแสดงไว้ในตาราง 8

**ตาราง 8 การเปรียบเทียบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน**

จำนวน อินพุต	จำนวน นิวรอน	r		MSE	
		Mean	S.D.	Mean	S.D.
1	1	0.833	$5.16 \times 10^{-4}$	1.344	0.167
	10	0.882	0.009	0.672	0.078
	50	0.894	0.017	0.379	0.125
	100	0.881	0.025	0.331	0.110
14	1	0.947	0.004	0.378	0.038
	10	0.965	0.013	$2.39 \times 10^{-17}$	$6.60 \times 10^{-17}$
	50	0.953	0.017	$2.79 \times 10^{-19}$	$7.95 \times 10^{-19}$
	100	0.944	0.026	$2.85 \times 10^{-18}$	$5.29 \times 10^{-18}$

จากตาราง 8 เมื่อพิจารณาที่ค่า r ในกรณีที่มีอินพุต 1 ตัวแปร จะเห็นได้ว่าที่จำนวน 50 นิวรอนมีค่า r มากที่สุด (0.894) รองลงมาคือ จำนวน 10 นิวรอน (0.882) แต่ถ้าพิจารณาที่ค่า S.D. ของค่า r ระหว่างจำนวน 50 และ 10 นิวรอน เห็นได้ว่าจำนวน 10 นิวรอนจะมีค่า S.D. น้อยที่สุด (0.009) เมื่อเปรียบเทียบกับจำนวน 50 นิวรอน (0.017) และเมื่อพิจารณาที่ค่า MSE ก็จะได้เห็นว่า เมื่อนิวรอนมีจำนวนมากขึ้นเท่าใดค่า MSE ก็จะน้อยลงด้วย ส่วนกรณีที่มีอินพุต 14 ตัวแปร เห็นได้ว่าค่า r ที่มากที่สุด คือ มีจำนวน 10 นิวรอน (0.965) รองลงมาคือจำนวน 50 นิวรอน (0.953) แต่ถ้าพิจารณาที่ค่า S.D. ของค่า MSE ระหว่างจำนวน 50 และ 10 นิวรอน ก็จะได้เห็นว่าจำนวน 10 นิวรอนจะมีค่า S.D. น้อยที่สุด (0.013) เมื่อเปรียบเทียบกับจำนวน 50 นิวรอน (0.017) ดังนั้นเมื่อพิจารณาในภาพรวมจำนวนนิวรอนที่ดีที่สุดสำหรับการศึกษาค้างนี้คือ 10 นิวรอน

จากผลการศึกษาวิธี ANN ที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ สามารถสรุปได้ว่า ANN ที่ใช้ในการศึกษาค้างนี้เป็นแบบ Feed Forward โดยมีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น 10 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น ส่วนฟังก์ชันการเรียนรู้ใช้ Levenberg Marquardt และสำหรับผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตามจะขอกกล่าวในขั้นตอนต่อไป

## 2. ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัว ได้แก่ เดคลิเนชัน ( $\delta$ ), มุมชั่วโมง ( $\omega$ ), มุมอัลติจูด ( $\alpha$ ), มุมอาซิมุท ( $\psi$ ), แฟคเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ ( $E_0$ ), อุณหภูมิอากาศสูงสุด ( $T_m$ ), อุณหภูมิอากาศเฉลี่ยกลางวัน ( $T_{avg}$ ), ความยาวนานของเวลากลางวัน ( $DL$ ), ความเร็วลม ( $W_s$ ), ค่าความชื้นสัมพัทธ์ ( $H_R$ ), ปริมาณเมฆบนท้องฟ้า ( $C_{sky}$ ), สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศ ( $\tau_R$ ), ค่าสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอสังตรอม ( $\beta$ ) และมวลอากาศ ( $m_a$ ) กับค่าของตัวแปรตาม ซึ่งก็คือค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ โดยใช้ข้อมูลของอำเภอเมืองพิษณุโลกในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 ทั้งนี้ผลการศึกษาแสดงไว้ในตาราง 9

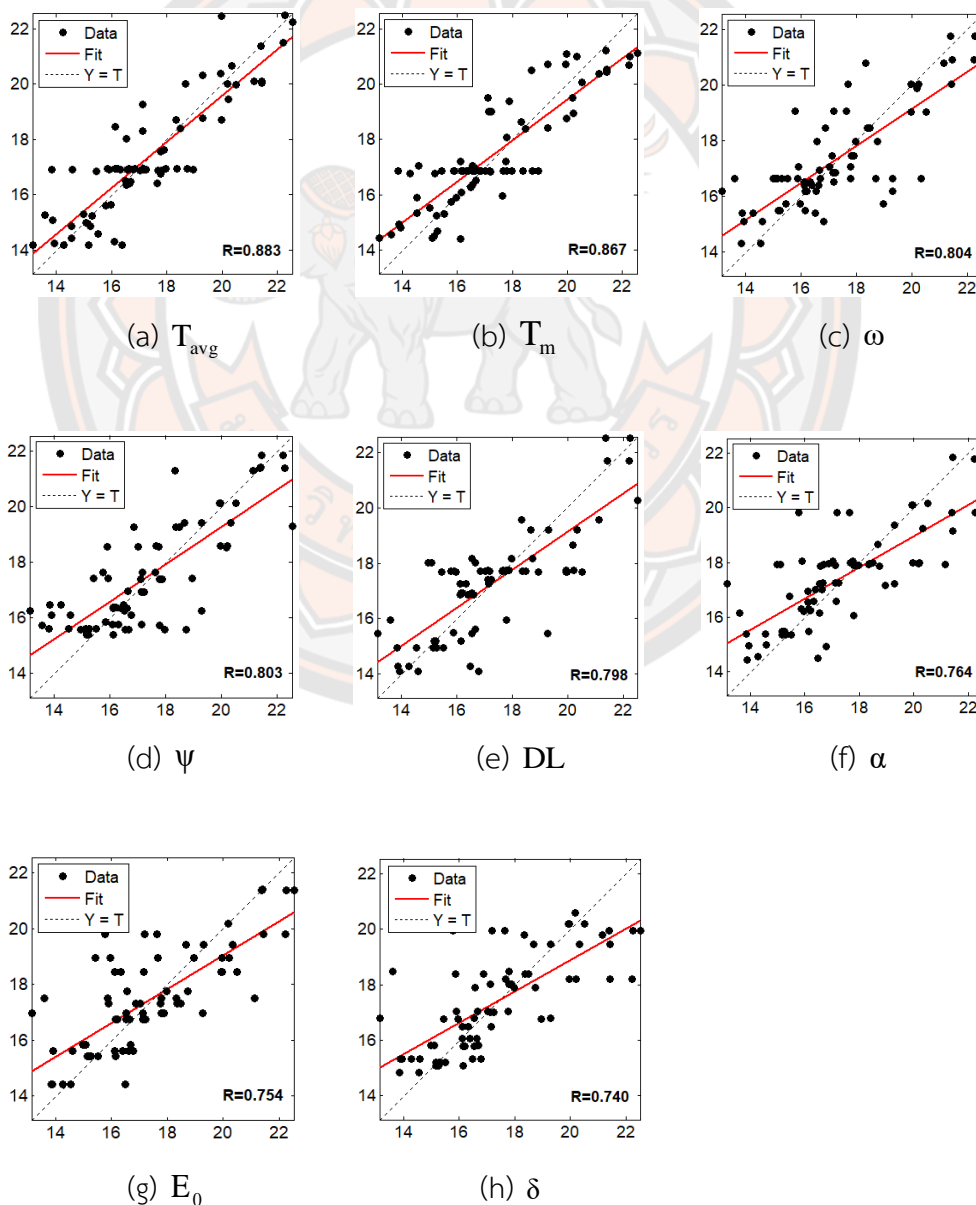
ตาราง 9 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตาม

ตัวแปร	r		ระดับความสัมพันธ์
	Mean	S.D.	
DL	0.774	0.046	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
$\beta$	0.602	0.053	มีความสัมพันธ์กันในระดับปานกลาง
$T_m$	0.866	0.023	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
$T_{avg}$	0.887	0.006	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
$H_R$	0.544	0.046	มีความสัมพันธ์กันในระดับปานกลาง
$W_s$	0.552	0.072	มีความสัมพันธ์กันในระดับปานกลาง
$C_{sky}$	0.374	0.072	มีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำ
$m_a$	0.633	0.019	มีความสัมพันธ์กันในระดับปานกลาง
$\tau_R$	0.632	0.012	มีความสัมพันธ์กันในระดับปานกลาง
$\delta$	0.746	0.057	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
$\omega$	0.795	0.050	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
$E_0$	0.759	0.015	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
$\alpha$	0.763	0.040	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
$\psi$	0.787	0.021	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง



จากตาราง 9 เห็นได้ว่าตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอยู่ในระดับสูงมีทั้งหมด 8 ตัวแปร ประกอบด้วย  $DL$ ,  $T_m$ ,  $T_{avg}$ ,  $\delta$ ,  $\omega$ ,  $\alpha$ ,  $\psi$  และ  $E_0$  โดยทั้ง 8 ตัวแปร มีค่า  $r$  อยู่ระหว่าง 0.7 ถึง 0.9 ซึ่งตัวแปรอิสระ  $T_{avg}$  มีค่า  $r$  สูงที่สุด (0.887) รองลงมาคือตัวแปรอิสระ  $T_m$  (0.866) ส่วนตัวแปรอิสระ  $\delta$  มีค่า  $r$  ต่ำที่สุด (0.746) เมื่อเปรียบเทียบกับตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอยู่ในระดับสูง

ซึ่งทั้ง 8 ตัวแปรอิสระสามารถเขียนให้อยู่ในแผนภาพกระจาย (Plot Scatter Diagram) เพื่อศึกษาลักษณะของเส้นการถดถอย (Regression Line) โดยจะเรียงลำดับภาพจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงที่สุดไปยังค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ต่ำที่สุด ดังแสดงในภาพ 36



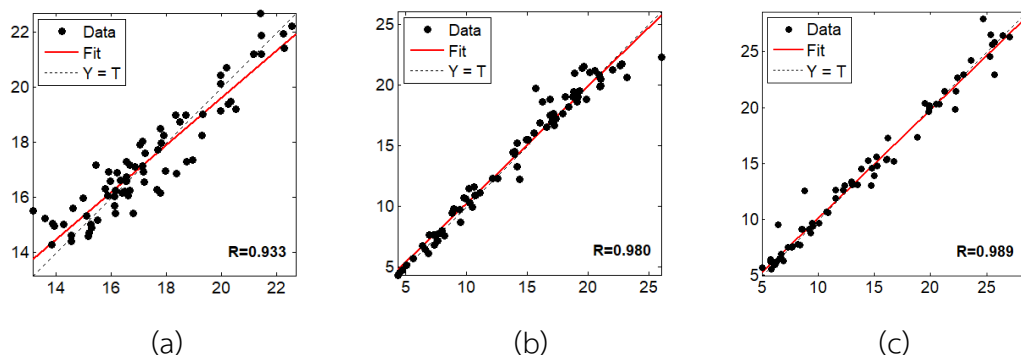
### ภาพ 36 แผนภาพกระจายแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตาม

จากผลการวิเคราะห์ค่า  $r$  ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตาม สามารถสร้างเป็นกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  โดยกลุ่มตัวแปรอิสระเหล่านี้จะถูกนำไปวิเคราะห์หาค่า  $r$  อีกครั้งระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม โดยศึกษาจาก 3 สถานที่ที่มีความต่างกันทางพิกัดภูมิศาสตร์ ได้แก่ อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์ ในรัฐเทนเนสซี ประเทศสหรัฐอเมริกา และสนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย โดยผลการวิเคราะห์ค่า  $r$  ระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามแสดงไว้ในตาราง 10 ดังนี้

ตาราง 10 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม

สถานที่	r		ระดับความสัมพันธ์
	Mean	S.D.	
อำเภอเมืองพิษณุโลก	0.934	0.013	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูงมาก
ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์	0.982	0.003	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูงมาก
สนามบินเมลเบิร์น	0.988	0.008	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูงมาก

จากตาราง 10 จะเห็นได้ว่าค่า  $r$  ระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามซึ่งก็คือค่ารังสีอาทิติย์ทั้ง 3 สถานที่ มีค่า  $r > 0.9$  หรืออาจกล่าวได้ว่ากลุ่มตัวแปรอิสระทั้ง 8 ตัวแปร มีความสัมพันธ์กับค่ารังสีอาทิติย์อยู่ในระดับสูงมากทั้ง 3 สถานที่ โดยผลการวิเคราะห์ค่า  $r$  จากตาราง 10 พบว่า สนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย มีค่า  $r$  มากที่สุด (0.988) รองลงมาเป็นห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์ ประเทศสหรัฐอเมริกา (0.982) และอำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย มีค่า  $r$  น้อยที่สุด (0.934) ทั้งนี้ค่า  $r$  ระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามจะแสดงไว้ในภาพ 37



ภาพ 37 แผนภาพกระจายแสดงความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม  
(a) อำเภอเมืองพิษณุโลก, (b) ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์, (c) สนามบินเมลเบิร์น

### 3. การพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์

เมื่อได้รูปแบบ ANN ที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์และตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  แล้ว ในขั้นตอนนี้จะเป็นการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีด้วยวิธี ANN และวิธี OLS โดยข้อมูลที่ใช้ศึกษามาจาก 3 สถานที่ ได้แก่ อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย, ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์ ประเทศสหรัฐอเมริกา และสนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย ทั้งนี้สมการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีที่ได้จากวิธี OLS ของแต่ละสถานที่ที่สามารถสร้างเป็นสมการพยากรณ์ได้ดังนี้

อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย;

$$G_{\text{Forecast}} = -242.591 + 0.072DL + 1.987T_m - 1.746T_{\text{avg}} + 0.068\delta - 0.462\omega + 189.375E_0 + 0.153\alpha - 0.006\psi \quad (75)$$

ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์ ประเทศสหรัฐอเมริกา;

$$G_{\text{Forecast}} = -83.143 + 0.004DL + 1.494T_m - 1.498T_{\text{avg}} + 0.118\delta + 0.070\omega + 72.530E_0 + 0.191\alpha - 0.045\psi \quad (76)$$

สนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย;

$$G_{\text{Forecast}} = -0.004 + 0.053DL + 1.058T_m - 0.86T_{\text{avg}} + 1.81\delta - 0.558\omega - 127.16E_0 + 1.823\alpha + 0.585\psi \quad (77)$$

เมื่อ  $G_{\text{Forecast}}$  คือ ค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ( $\text{MJ}/\text{m}^2$ )

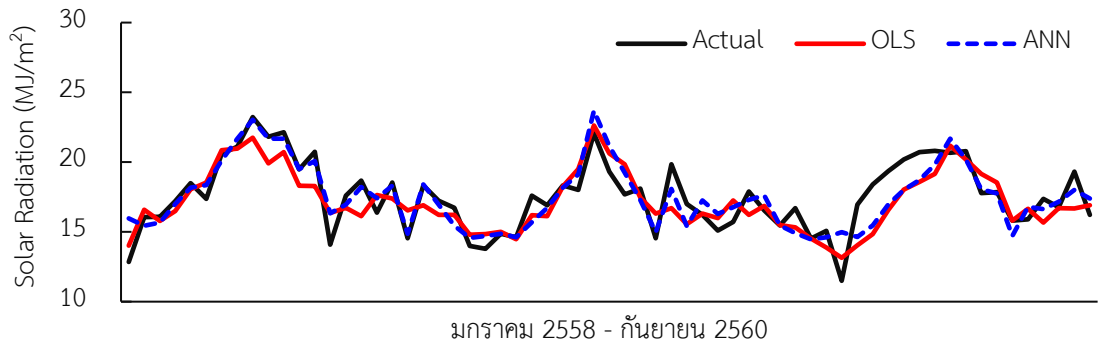
โดยผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS จะนำเสนอด้วยค่าทางสถิติ คือ RMSE และ MAPE ดังแสดงไว้ในตาราง 11

ตาราง 11 ผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS

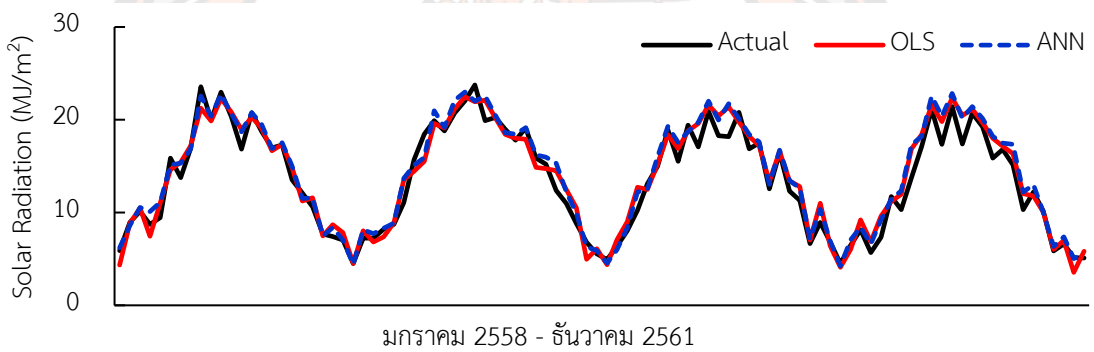
Method	Number of Data For...		RMSE (MJ/m <sup>2</sup> )	MAPE (%)
	Learn/Create Eq.	Test		
อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย:				
ANN	72	63	1.256	5.692
OLS	72	63	1.474	6.881
ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์ รัฐเทนเนสซี ประเทศสหรัฐอเมริกา:				
ANN	72	96	1.301	8.047
OLS	72	96	1.316	8.951
สนามบินเมลเบิร์น เมืองเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย:				
ANN	68	96	1.769	8.734
OLS	68	96	1.873	8.987

จากตาราง 11 เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ที่ได้จากวิธี ANN และวิธี OLS มาเปรียบเทียบกับ เห็นได้ว่า ผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่อำเภอเมืองพิษณุโลกทั้ง 2 วิธี พบว่า ค่า RMSE จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มีค่า  $\pm 1.256$  MJ/m<sup>2</sup> และ  $\pm 1.474$  MJ/m<sup>2</sup> ตามลำดับ เมื่อพิจารณาค่า MAPE จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS พบว่า มีค่า 5.692% และ 6.881% ตามลำดับ ส่วนผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์ทั้ง 2 วิธี พบว่า ค่า RMSE จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มีค่า  $\pm 1.422$  MJ/m<sup>2</sup> และ  $\pm 1.316$  MJ/m<sup>2</sup> ตามลำดับ เมื่อพิจารณาค่า MAPE จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS พบว่ามีค่า 9.038% และ 8.951% ตามลำดับ และในส่วนผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่สนามบินเมลเบิร์น ทั้ง 2 วิธี พบว่า ค่า RMSE จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มีค่า  $\pm 2.027$  MJ/m<sup>2</sup> และ  $\pm 1.873$  MJ/m<sup>2</sup> ตามลำดับ เมื่อพิจารณาค่า MAPE จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS พบว่า มีค่า 10.234% และ 8.987% ตามลำดับ

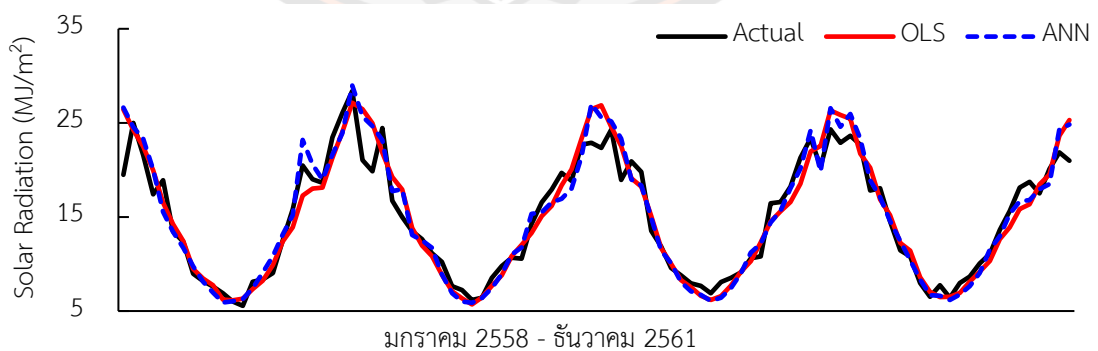
ซึ่งผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีกับวิธี ANN และวิธี OLS ทั้ง 3 สถานที่ เมื่อถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการวัดจริง ผลที่ได้แสดงไว้ในภาพ 38



(a) อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย



(b) ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์ ประเทศสหรัฐอเมริกา



(c) สนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย

ภาพ 38 การพยากรณ์รังสีอาทิตย์จากสถานที่ที่ต่างกันทางภูมิศาสตร์

จากภาพ 38 เมื่อพิจารณาผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ที่ได้จาก 2 วิธี เห็นได้ว่าทั้ง 2 วิธีให้ผลพยากรณ์ได้ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง และนั่นสะท้อนให้เห็นถึงผล การศึกษาได้อย่างหนึ่งว่าการใช้วิธี OLS สร้างสมการพยากรณ์รังสีอาทิตย์จากการอาศัยกลุ่มตัวแปร อิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  สามารถให้ผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ได้ไม่ต่างกับวิธี ANN

และเพื่อให้เกิดความเชื่อมั่นมากยิ่งขึ้นจึงได้ทำการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมง รายวัน และรายเดือนเพิ่ม พร้อมทั้งนำผลรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ทั้งวิธี ANN และวิธี OLS ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปอีกที โดยผลที่ได้ จากการศึกษาจะขอกว่าในหัวข้อถัดไป

### ผลการหากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์

การคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปในครั้งนี้เป็นการอาศัยหลักการพยากรณ์ ค่ารังสีอาทิตย์จากหัวข้อที่ผ่านมา โดยกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบโซลาร์รูฟท็อปสามารถคำนวณหา ได้จากสมการดังต่อไปนี้ [81]

$$P_{\text{Forecast}} = \eta_{\text{PV}} n_{\text{PV}} A_{\text{PV}} G_{\text{Forecast}} \quad (78)$$

เมื่อ  $P_{\text{Forecast}}$  คือ กำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ (kW),  $\eta_{\text{PV}}$  คือ ประสิทธิภาพการผลิตไฟฟ้าของโซลาร์เซลล์ชนิดโพลีคริสตัลไลน์ (ประมาณ 12%),  $n_{\text{PV}}$  คือ จำนวนแผงโซลาร์เซลล์ทั้งหมดที่ติดตั้งอยู่บนอาคารภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา พิษณุโลก (จำนวน 1,028 แผง),  $A_{\text{PV}}$  คือ พื้นที่รับแสงของแผงโซลาร์เซลล์ (1.85 m<sup>2</sup>/Module) และ  $G_{\text{Forecast}}$  คือ ค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ (kW/m<sup>2</sup>) (อย่างไรก็ตามหน่วยของค่า  $G_{\text{Forecast}}$  ที่ได้ จากการศึกษาในหัวข้อที่ผ่านมา มีหน่วยเป็น MJ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องแปลงหน่วยให้อยู่ในรูป kW เสียก่อน ซึ่งสามารถแปลงได้จาก kW = (MJ/3.6)\*ระยะเวลากลางวัน มีหน่วยเป็นชั่วโมง)

โดยการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปทั้ง 4 รูปแบบ มีผลการศึกษา ดังนี้

#### 1. ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง

สำหรับผลการศึกษาแบบรายชั่วโมงที่เวลา 08.00 น., 09.00 น., 10.00 น., 11.00 น., 12.00 น., 13.00 น., 14.00 น., 15.00 น. และ 16.00 น. ในทุกๆ วันของเดือนธันวาคม สามารถเขียน เป็นสมการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี OLS เป็นดังนี้

$$G_{\text{Forecast}} = 47.490 - 0.933DL + 0.101T + 3.734\delta - 0.050\omega + 636.281E_0 + 0.533\alpha + 0.051\psi \quad (79)$$

ทั้งนี้ผลที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS จะถูกนำไปใช้สำหรับ คำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป พร้อมทั้งนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการวัดจริง เพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณ ซึ่งผลที่ได้แสดงไว้ในตาราง 12

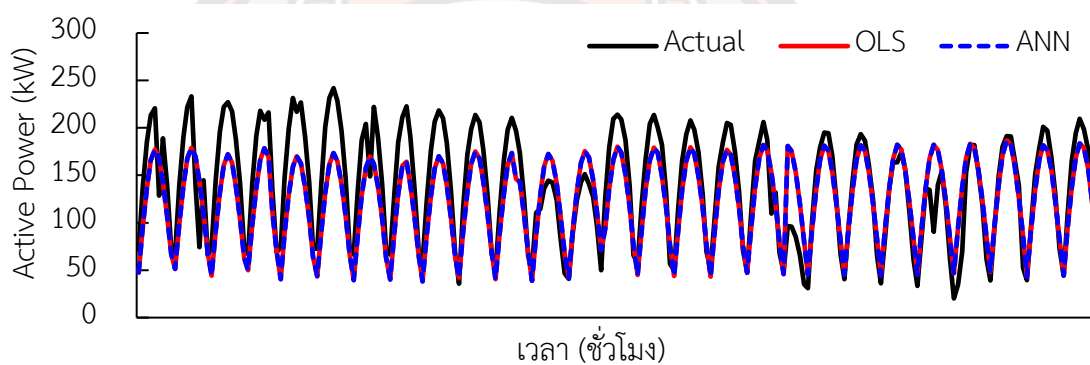
ตาราง 12 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง

Method	Number of Data For...		RMSE (kW)	MAPE (%)
	Learn/Create Eq.	Test		
ANN	221	238	33.214	20.799
OLS	221	238	33.713	21.978

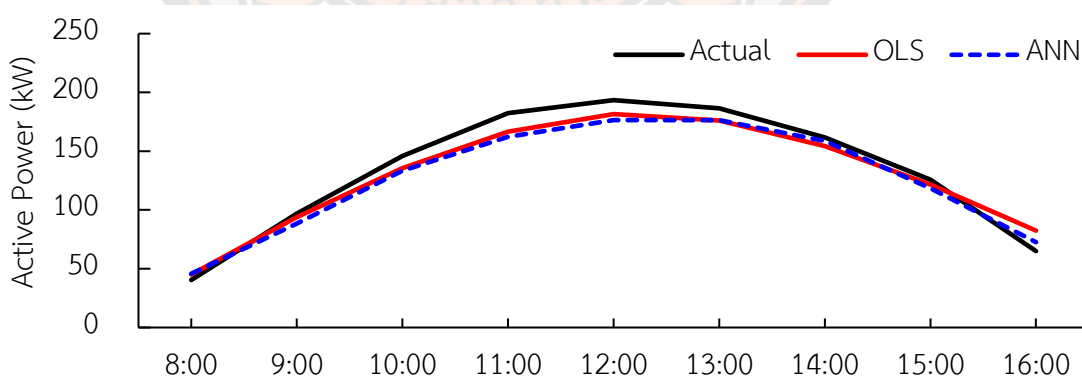
จากตาราง 12 เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงที่ได้จากการวิธี ANN และวิธี OLS ไปใช้เป็นตัวแปรในสมการ (78) เพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง ซึ่งผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปจะเห็นได้ว่า เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงที่ได้จากการวิธี ANN ไปใช้เป็นตัวแปรในสมการ คำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE จะมีค่าอยู่ที่  $\pm 33.214$  kW และ 20.799 % ตามลำดับ ในขณะที่เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงที่ได้จากการวิธี OLS ไปใช้เป็นตัวแปรในสมการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE จะมีค่าอยู่ที่  $\pm 33.713$  kW และ 21.978 % ตามลำดับ

ทั้งนี้ผลการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงจากการอาศัยผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS จะแสดงไว้ในภาพ 39 โดยจากภาพ 39(a) ที่แสดงกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงตลอดทั้งเดือนธันวาคม 2562 ลักษณะของรูปกราฟกำลังไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง อย่างไรก็ตามจะเห็นได้ว่าตั้งแต่วันที่ 1 – 11 ของเดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 ในช่วงเวลา 12.00 น. กำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการวัดจริงมีค่าสูงกว่าการคำนวณ และเมื่อพิจารณาที่ตัวแปรอิสระที่นำมาใช้ในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ครั้งนี้มีเพียงตัวแปรอิสระอุณหภูมิเพียงตัวแปรเดียวที่ค่าไม่เกิดขึ้นซ้ำกันทุกปีๆ ในช่วงเวลาเดียวกัน และเมื่อหาค่าอุณหภูมิฐานนิยมในช่วงเวลา 12.00 น. ตั้งแต่วันที่ 1 – 11 ของเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 เทียบกับค่าอุณหภูมิฐานนิยมในช่วงเวลา 12.00 น. ตั้งแต่วันที่ 1 – 11 ของเดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 พบว่า ในปี พ.ศ. 2561 มีอุณหภูมิ

ฐานนิยมอยู่ที่ 27 °C ส่วนในปี พ.ศ. 2562 มีอุณหภูมิฐานนิยมอยู่ที่ 32 °C นอกจากนี้แล้วข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการเรียนรู้ของ ANN และสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS มีเพียงข้อมูลเฉพาะเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 เพียงปีเดียวเท่านั้นซึ่งอาจไม่เพียงพอ จึงทำให้ผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์เกิดความคลาดเคลื่อน และนั่นย่อมส่งผลกระทบต่อผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป อันเนื่องมาจากการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปในครั้งนี้เป็นการใช้รังสีอาทิตย์จากการพยากรณ์มาเป็นพารามิเตอร์ที่ใช้ในสมการ อย่างไรก็ตามเมื่อมองในภาพรวมก็มีบางวันที่ผลการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงดังแสดงในภาพ 39(b)



(a) 1-31 ธันวาคม พ.ศ. 2562



(b) 24 ธันวาคม พ.ศ. 2562

ภาพ 39 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง



## 2. ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวัน

สำหรับผลการศึกษาระบบรายวัน สามารถเขียนเป็นสมการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี OLS เป็นดังนี้

$$G_{\text{Forecast}} = 38.087 + 0.066DL + 0.682T_m + 0.479T_{\text{avg}} - 0.292\delta + 0.212\omega - 104.383E_0 - 0.035\alpha - 0.001\psi \quad (80)$$

ทั้งนี้ผลที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายวันด้วยวิธี ANN และวิธี OLS จะถูกนำไปใช้สำหรับคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป พร้อมทั้งนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการวัดจริง เพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณ ซึ่งผลที่ได้แสดงไว้ในตาราง 13

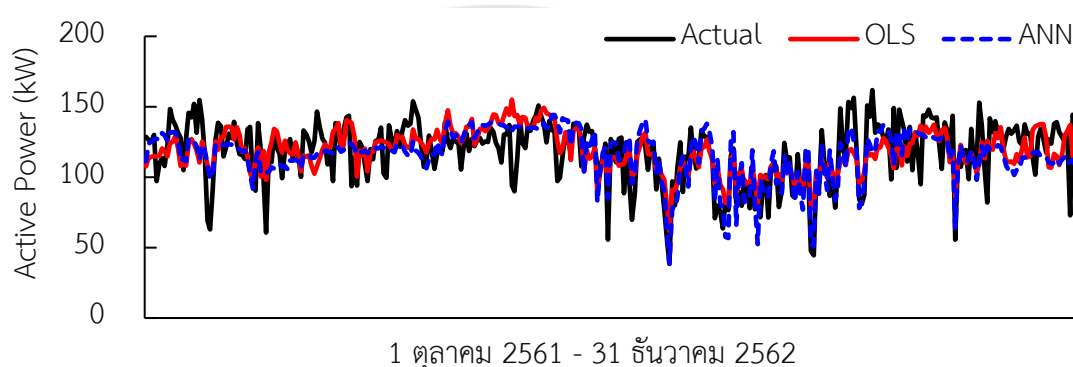
ตาราง 13 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวัน

Method	Number of Data For...		RMSE (kW)	MAPE (%)
	Learn/Create Eq.	Test		
ANN	1,281	352	16.753	12.199
OLS	1,281	352	17.407	12.784

จากตาราง 13 เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายวันที่ได้จากวิธี ANN และวิธี OLS ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการ (78) เพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวัน จะเห็นได้ว่า เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายวันที่ได้จากการวิธี ANN ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE มีค่าอยู่ที่  $\pm 16.758$  kW และ 12.199 % ตามลำดับ ในขณะที่เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายวันที่ได้จากวิธี OLS ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE มีค่าอยู่ที่  $\pm 17.407$  kW และ 12.784 % ตามลำดับ

ทั้งนี้เมื่อพิจารณาจากภาพ 40 ที่แสดงให้เห็นถึงผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวันตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม พ.ศ. 2561 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 ลักษณะเส้นกราฟกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มีค่าใกล้เคียงกับเส้นกราฟที่ได้จากการวัดจริง แต่ก็มีบางข้อมูลที่ผลการคำนวณกำลังการผลิต

ไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อุปkladเคลื่อนจากค่าที่ได้จากการวัดจริงพอสมควร เช่น วันที่ 10 พฤศจิกายน พ.ศ. 2561 และวันที่ 9 มกราคม พ.ศ. 2562 ที่ค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าที่ได้จากการวัดจริงลดลงมาก เมื่อเทียบกับวันอื่นที่อยู่ในเดือนเดียวกัน ซึ่งอาจสันนิษฐานได้ว่าเกิดเงาบังเครื่องวัดแสงในช่วงขณะ ส่งผลให้ค่ารังสีอาทิตย์ที่วัดได้มีค่าลดลงอย่างฉับพลัน อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาในภาพรวมยังถือได้ว่า ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อุปแบบรายวันที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง



ภาพ 40 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อุปแบบรายวัน

### 3. ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อุปแบบรายปี

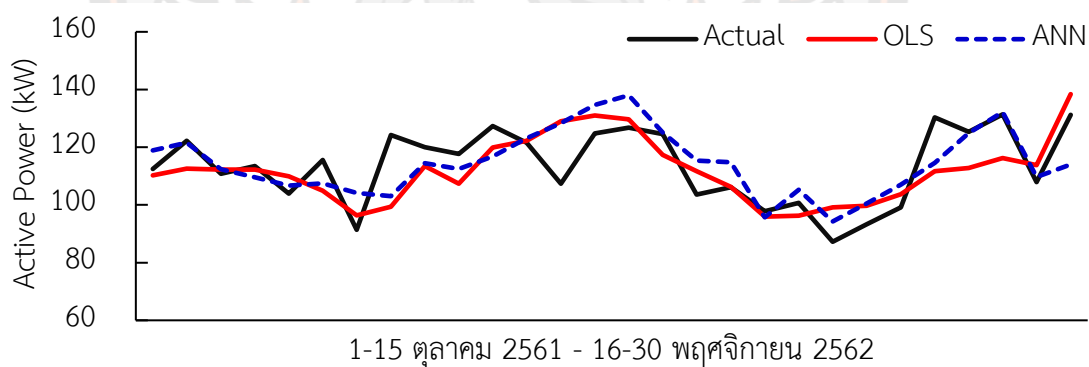
สำหรับสมการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายปีจะใช้สมการเดียวกับสมการ (75) ซึ่งเป็นสมการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีที่ได้จากวิธี OLS โดยผลที่ได้จากการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อุปแบบรายปีจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการวัดจริง เพื่อหาความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น ซึ่งผลที่ได้แสดงไว้ในตาราง 14

ตาราง 14 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อุปแบบรายปี

Method	Number of Data For...		RMSE (kW)	MAPE (%)
	Learn/Create Eq.	Test		
ANN	72	28	9.509	6.598
OLS	72	28	9.969	6.882

จากตาราง 14 เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ที่ได้จากการวิธี ANN และวิธี OLS ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการ (78) เพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปักษ์ จะเห็นได้ว่า เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ที่ได้จากการวิธี ANN ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE มีค่าอยู่ที่  $\pm 9.509$  kW และ 6.598 % ตามลำดับ ในขณะที่เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ที่ได้จากการวิธี OLS ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE มีค่าอยู่ที่  $\pm 9.969$  kW และ 6.882 % ตามลำดับ

และจากภาพ 41 เห็นได้ว่าผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปักษ์ตั้งแต่ช่วงต้นเดือนตุลาคม พ.ศ. 2561 ถึงช่วงปลายเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2562 ลักษณะเส้นกราฟกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มีค่าใกล้เคียงกับเส้นกราฟที่ได้จากการวัดจริง อย่างไรก็ตามเมื่อทำการเปรียบเทียบระหว่างผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN กับผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี OLS จะเห็นได้ว่ามีอยู่หลายช่วงที่วิธี ANN มีผลใกล้เคียงค่าจริงมากกว่าวิธี OLS



ภาพ 41 ผลการพยากรณ์การผลิตไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์แบบรายปักษ์

#### 4. ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน

สำหรับผลการศึกษาระบบรายเดือน สามารถเขียนเป็นสมการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี OLS เป็นดังนี้

$$G_{\text{Forecast}} = -2.036 - 0.28DL + 0.444T_m + 0.006T_{\text{avg}} + 0.984\delta - 0.144\omega + 200.674E_0 + 0.124\alpha - 0.027\psi \quad (81)$$

ทั้งนี้ผลที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายเดือนด้วยวิธี ANN และวิธี OLS จะถูกนำไปใช้สำหรับคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป พร้อมทั้งนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการวัดจริง เพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณครั้งนี้ ซึ่งผลที่ได้แสดงไว้ในตาราง 15

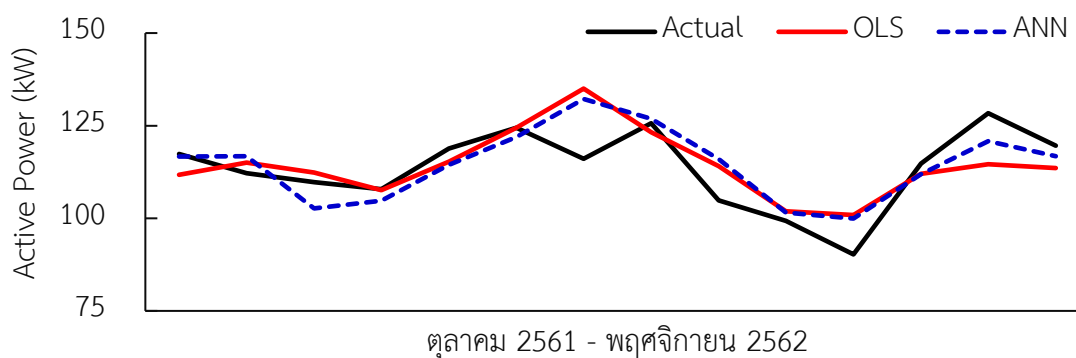
ตาราง 15 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน

Method	Number of Data For...		RMSE (kW)	MAPE (%)
	Learn/Create Eq.	Test		
ANN	44	14	6.878	4.921
OLS	44	14	7.848	5.184

จากตาราง 15 เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายเดือนที่ได้จากวิธี ANN และวิธี OLS ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการ (78) เพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน จะเห็นได้ว่า เมื่อนำผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายเดือนที่ได้จากวิธี ANN ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE มีค่าอยู่ที่  $\pm 6.878$  kW และ 4.921 % ตามลำดับ ในขณะที่เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายเดือนที่ได้จากวิธี OLS ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป ค่า RMSE และค่า MAPE มีค่าอยู่ที่  $\pm 7.848$  kW และ 5.184 % ตามลำดับ

และจากภาพ 42 จะเห็นได้ว่าผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือนตั้งแต่เดือนตุลาคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2562 ลักษณะของเส้นกราฟกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มี

ค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง อย่างไรก็ตามมีบางช่วงของข้อมูลคือเดือนเมษายน พ.ศ. 2562 ที่เส้นกราฟกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการวัดจริงมีทิศทางตรงกันข้ามกับเส้นกราฟกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS ทั้งนี้เมื่อพิจารณาตัวแปรอิสระอุณหภูมิ ซึ่งเป็นตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียวที่ไม่ได้มีค่าซ้ำกันในทุกๆ ปี พบว่า อุณหภูมิที่ได้จากการวัดในเดือนเมษายน พ.ศ. 2562 มีอุณหภูมิสูงกว่าเดือนมีนาคมและเดือนพฤษภาคม ซึ่งรังสีอาทิตย์ต้องมีค่าสูงตามการแปรผันของอุณหภูมิที่สูงขึ้น ดังนั้นจึงอาจสันนิษฐานได้ว่าในช่วงเดือนเมษายน พ.ศ. 2562 อาจมีก้อนเมฆมากกระจายตัวกันเป็นหย่อมๆ ทำให้เกิดเงาบังเครื่องวัดแสงชั่วขณะส่งผลให้ค่ารังสีอาทิตย์ที่วัดได้มีค่าลดลง ทำให้ผลที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ในเดือนเมษายน พ.ศ. 2562 ตรงข้ามกับรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการวัดจริง และนั่นย่อมส่งผลกระทบต่อความคลาดเคลื่อนในการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วย



ภาพ 42 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน

จากผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน ที่ได้ทำการศึกษามาแล้วข้างต้น จะเห็นได้ว่าเมื่อสามารถพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากเท่าใด โอกาสที่จะคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปก็จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงเท่านั้น อย่างไรก็ตามผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปทั้ง 4 รูปแบบ ก็มีค่าความคลาดเคลื่อนของการคำนวณมากขึ้นน้อยต่างกันไป ดังนั้นเพื่อให้เห็นถึงข้อแตกต่างได้อย่างชัดเจนมากยิ่งขึ้น จึงได้นำผลการคำนวณทั้ง 4 รูปแบบ มาเปรียบเทียบกันดังแสดงไว้ในตาราง 16

ตาราง 16 การเปรียบเทียบผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง  
แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน

Type	Method	RMSE (kW)	MAPE (%)
1. แบบรายชั่วโมง	ANN	33.214	20.799
	OLS	33.713	21.978
2. แบบรายวัน	ANN	16.753	12.199
	OLS	17.407	12.784
3. รายปักษ์ (15 วัน)	ANN	9.509	6.598
	OLS	9.969	6.882
4. รายเดือน	ANN	6.878	4.921
	OLS	7.848	5.184

จากตาราง 16 เห็นได้ว่าในภาพรวมทั้ง 4 รูปแบบ การนำผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี ANN มาเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อใช้ในการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป มีผลการคำนวณคลาดเคลื่อนน้อยกว่าการนำผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี OLS มาเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อใช้ในการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป อย่างไรก็ตามถึงแม้ว่าวิธี ANN จะดีกว่าวิธี OLS แต่ผลความคลาดเคลื่อนก็ไม่ต่างกันมากนักตามที่ปรากฏผลในตาราง 16 นอกจากนี้เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปทั้ง 4 รูปแบบ เห็นได้ว่า ผลของการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือนมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด รองลงมาคือผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปักษ์ ส่วนผลการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยเหตุผลที่ผลการคำนวณค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือนและแบบรายชั่วโมง มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดและมากที่สุดตามลำดับนั้น เกิดจากความแตกต่างระหว่างค่าของข้อมูลตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา กล่าวคือ ข้อมูลตัวแปรแบบรายเดือนในแต่ละเดือนมีค่าแตกต่างกันอย่างชัดเจน ซึ่งตรงข้ามกับข้อมูลตัวแปรแบบรายชั่วโมงที่ค่าของข้อมูลไม่ต่างกันมากนัก เปรียบเสมือนแต่ละชั้นของเป่าธนู ถ้าหากชั้นของเป่าธนูกว้างมากพอโอกาสที่จะยิงลูกธนูให้เข้าตรงจุดเดิมก็จะมีสูง แต่ถ้าหากชั้นของเป่าธนูแคบโอกาสที่จะยิงลูกธนูให้เข้าตรงจุดเดิมก็จะมีน้อย

เช่นกัน ดังนั้นจึงกล่าวได้ว่าผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดและผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง มีความคลาดเคลื่อนมากที่สุด อันเนื่องมาจากความแตกต่างกันระหว่างค่าของข้อมูลตัวแปรที่ใช้ในการศึกษานั้นเอง

แต่ถึงอย่างไรก็ตามก็มีข้อมูลบางจุดที่ผลของการพยากรณ์คลาดเคลื่อนจากค่าจริงพอสมควร ซึ่งข้อมูลบางจุดที่คลาดเคลื่อนนี้อาจเกิดจากตัวแปรอิสระบางตัวที่ไม่ได้อยู่ในกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มากกว่า 0.7 ทำให้ตัวแปรอิสระเหล่านั้นไม่มีความสัมพันธ์กับค่ารังสีอาทิตย์ตลอดทั้งปีแต่จะมีความสัมพันธ์กับค่ารังสีอาทิตย์บางฤดูกาล หรือความคลาดเคลื่อนที่อาจเกิดจากสภาพแวดล้อมตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟ ซึ่งจากข้อสันนิษฐานดังกล่าวนี้จึงได้ทำการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์โดยจะขอกล่าวในหัวข้อต่อไป

### ผลการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อน

จากผลการศึกษาการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์และการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป เห็นได้ว่าวิธี ANN และวิธี OLS สามารถนำมาใช้พยากรณ์ได้ผลที่ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง อย่างไรก็ตามถึงแม้ว่าผลการพยากรณ์จะมีค่าที่ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง แต่ก็ยังมีค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เกิดขึ้นอยู่ ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์นี้อาจเกิดได้หลายปัจจัย ด้วยเหตุผลดังกล่าวงานวิจัยเรื่องนี้จึงขอเสนอผลการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ โดยแบ่งออกเป็น 2 ปัจจัยหลัก ดังนี้

#### 1. ปัจจัยที่เกิดจากตัวแปรอิสระ

จากการศึกษาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ ที่ประกอบด้วย  $\delta$ ,  $\omega$ ,  $E_0$ ,  $\alpha$ ,  $\psi$ ,  $T_m$ ,  $T_{avg}$ ,  $DL$ ,  $W_s$ ,  $H_R$ ,  $C_{sky}$ ,  $\tau_R$ ,  $\beta$  และ  $m_a$  พบว่า ตัวแปรอิสระที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มากกว่า 0.7 มีทั้งหมด 8 ตัวแปร คือ  $\delta$ ,  $\omega$ ,  $E_0$ ,  $\alpha$ ,  $\psi$ ,  $T_m$ ,  $T_{avg}$ ,  $DL$  และจากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายปีก็จะเห็นได้ว่ายังคงมีความคลาดเคลื่อนอยู่ ซึ่งความคลาดเคลื่อนนี้อาจเกิดจากตัวแปรอิสระบางตัวที่ไม่ได้อยู่ในกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  ทำให้ตัวแปรอิสระเหล่านั้นไม่มีความสัมพันธ์กับค่ารังสีอาทิตย์ตลอดทั้งปี แต่ถึงอย่างไรก็ตามก็อาจมีความสัมพันธ์กับค่ารังสีอาทิตย์บางฤดูกาล ด้วยเหตุนี้จึงได้ทำการวิเคราะห์ใหม่อีกครั้งในรูปแบบการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายปี โดยแยกตามฤดูกาลของประเทศไทย ที่มีทั้งหมด 3 ฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน อยู่ในช่วงกลางเดือนกุมภาพันธ์ถึงกลางเดือนพฤษภาคม ฤดูฝน อยู่ในช่วงกลางเดือนพฤษภาคมถึงกลางเดือนตุลาคม และฤดูหนาว อยู่ในช่วงกลางเดือนตุลาคมถึงกลางเดือนกุมภาพันธ์ โดยการศึกษาในครั้งนี้จะเป็นการนำเอาตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีค่า  $r < 0.7$  มาพิจารณาร่วมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  ซึ่งสามารถอธิบายรายละเอียดได้ดังนี้

รูปแบบที่ 1 ประกอบด้วย DL ,  $T_m$  ,  $T_{avg}$  ,  $\delta$  ,  $\omega$  ,  $E_0$  ,  $\alpha$  และ  $\psi$

รูปแบบที่ 2 ประกอบด้วย DL ,  $T_m$  ,  $T_{avg}$  ,  $\delta$  ,  $\omega$  ,  $E_0$  ,  $\alpha$  ,  $\psi$  และ  $\beta$

รูปแบบที่ 3 ประกอบด้วย DL ,  $T_m$  ,  $T_{avg}$  ,  $\delta$  ,  $\omega$  ,  $E_0$  ,  $\alpha$  ,  $\psi$  และ  $H_R$

รูปแบบที่ 4 ประกอบด้วย DL ,  $T_m$  ,  $T_{avg}$  ,  $\delta$  ,  $\omega$  ,  $E_0$  ,  $\alpha$  ,  $\psi$  และ  $W_s$

รูปแบบที่ 5 ประกอบด้วย DL ,  $T_m$  ,  $T_{avg}$  ,  $\delta$  ,  $\omega$  ,  $E_0$  ,  $\alpha$  ,  $\psi$  และ  $\tau_R$

รูปแบบที่ 7 ประกอบด้วย DL ,  $T_m$  ,  $T_{avg}$  ,  $\delta$  ,  $\omega$  ,  $E_0$  ,  $\alpha$  ,  $\psi$  และ  $C_{sky}$

และสำหรับสมการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ที่ได้จากวิธี OLS ทั้ง 7 รูปแบบ

มีดังนี้

รูปแบบที่ 1: ใช้สมการ (75)

$$\begin{aligned} \text{รูปแบบที่ 2: } G_{\text{Forecast}} = & -268.989 + 0.079DL + 1.923T_m - 1.766T_{\text{avg}} + 0.067\delta \\ & - 0.419\omega + 210.473E_0 + 0.158\alpha - 0.009\psi - 4.739\beta \end{aligned} \quad (82)$$

$$\begin{aligned} \text{รูปแบบที่ 3: } G_{\text{Forecast}} = & -196.208 + 0.411DL + 1.375T_m - 1.384T_{\text{avg}} - 1.169\delta \\ & - 0.316\omega - 88.362E_0 + 0.175\alpha - 0.006\psi - 0.166H_R \end{aligned} \quad (83)$$

$$\begin{aligned} \text{รูปแบบที่ 4: } G_{\text{Forecast}} = & -210.187 - 0.09DL + 1.866T_m - 1.718T_{\text{avg}} + 0.623\delta \\ & - 0.479\omega + 278.259E_0 + 0.152\alpha - 0.009\psi - 0.336W_s \end{aligned} \quad (84)$$

$$\begin{aligned} \text{รูปแบบที่ 5: } G_{\text{Forecast}} = & -750.684 + 1.012DL + 1.968T_m - 1.728T_{\text{avg}} - 2.719\delta \\ & - 0.17\omega - 58.444E_0 + 0.554\alpha - 0.028\psi + 3.755m_a \end{aligned} \quad (85)$$

$$\begin{aligned} \text{รูปแบบที่ 6: } G_{\text{Forecast}} = & -113.989 + 0.134DL + 1.959T_m - 1.779T_{\text{avg}} - 0.159\delta \\ & - 0.374\omega + 142.081E_0 + 0.328\alpha - 0.02\psi - 227.826\tau_R \end{aligned} \quad (86)$$

$$\begin{aligned} \text{รูปแบบที่ 7: } G_{\text{Forecast}} = & -11.932 + 0.081DL + 0.695T_m - 0.536T_{\text{avg}} - 0.242\delta \\ & - 0.188\omega - 41.973E_0 + 0.18\alpha - 0.018\psi - 2.268C_{\text{sky}} \end{aligned} \quad (87)$$

ทั้งนี้ผลจากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS จะถูกนำไปใช้คำนวณหา กำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป พร้อมทั้งนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการวัดจริง เพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณ ซึ่งผลที่ได้แสดงไว้ในตาราง 17-19 ดังนี้

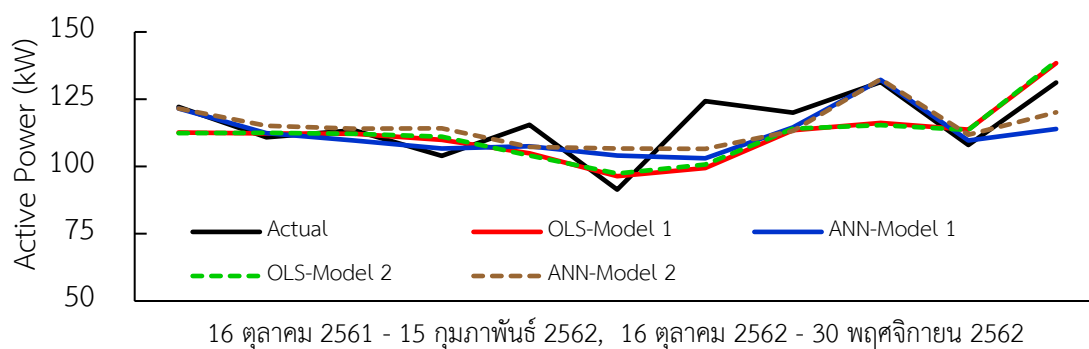


ตาราง 17 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีฯในฤดูหนาว

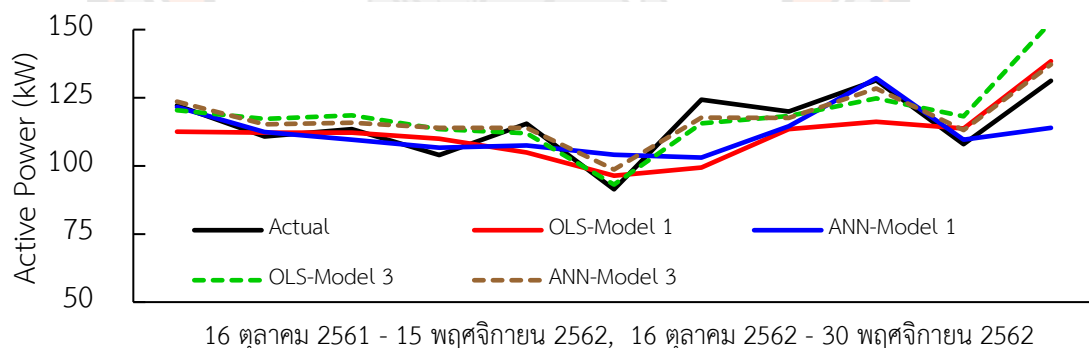
Model	Method	RMSE (kW)	MAPE (%)
รูปแบบที่ 1	ANN	9.697	5.989
	OLS	10.645	7.135
รูปแบบที่ 2	ANN	9.180	6.496
	OLS	10.686	7.393
รูปแบบที่ 3	ANN	5.251	4.100
	OLS	8.887	5.932
รูปแบบที่ 4	ANN	10.168	7.552
	OLS	10.585	8.205
รูปแบบที่ 5	ANN	9.060	5.772
	OLS	10.391	7.303
รูปแบบที่ 6	ANN	9.212	5.915
	OLS	9.748	7.175
รูปแบบที่ 7	ANN	9.028	6.705
	OLS	9.444	7.175

จากตาราง 17 เห็นได้ว่ามีเพียงตัวแปรอิสระความชื้นสัมพัทธ์ (รูปแบบที่ 3) เพียงตัวแปรเดียวที่รวมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  แล้ว เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีฯที่ได้จากวิธี ANN และวิธี OLS ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการ (78) เพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบ โดยผลจากการศึกษาพบว่า ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบเมื่อใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN มีค่า RMSE และค่า MAPE อยู่ที่  $\pm 5.251$  kW และ 4.100 % ตามลำดับ ในขณะที่ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบเมื่อใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS มีค่า RMSE และค่า MAPE อยู่ที่  $\pm 8.887$  kW และ 5.932 % ตามลำดับ ซึ่งเห็นได้ว่าเมื่อใช้รังสีอาทิตย์รูปแบบที่ 3 ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มาเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีฯในฤดูหนาว จะได้ค่า RMSE และค่า MAPE น้อยกว่ารูปแบบที่ 1 อย่างเห็นได้ชัดเจน

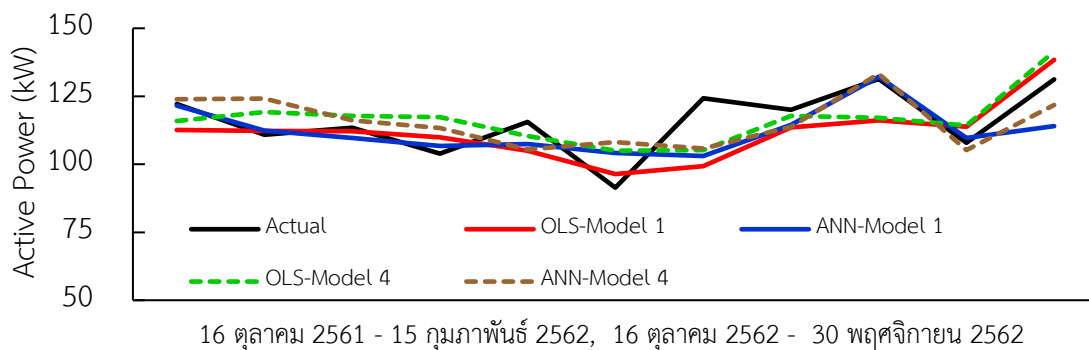
ทั้งนี้ผลการเปรียบเทียบการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปี  
 ในฤดูหนาวด้วยการนำเอาตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีค่า  $r < 0.7$  มาพิจารณาร่วมกับกลุ่มตัวแปรอิสระ  
 ที่มีค่า  $r > 0.7$  ดังแสดงไว้ในภาพ 43 เห็นได้ว่ามีเพียงภาพ 43(b) เท่านั้น ที่เส้นกราฟการคำนวณ  
 กำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปรูปแบบที่ 3 มีความใกล้เคียงกับเส้นกราฟที่ได้จากการวัดจริง  
 มากกว่าเส้นกราฟการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปรูปแบบที่ 1



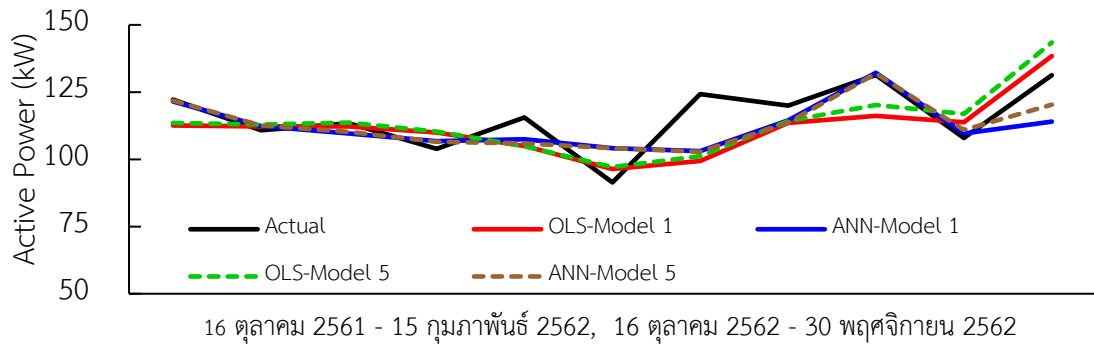
(a) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 2



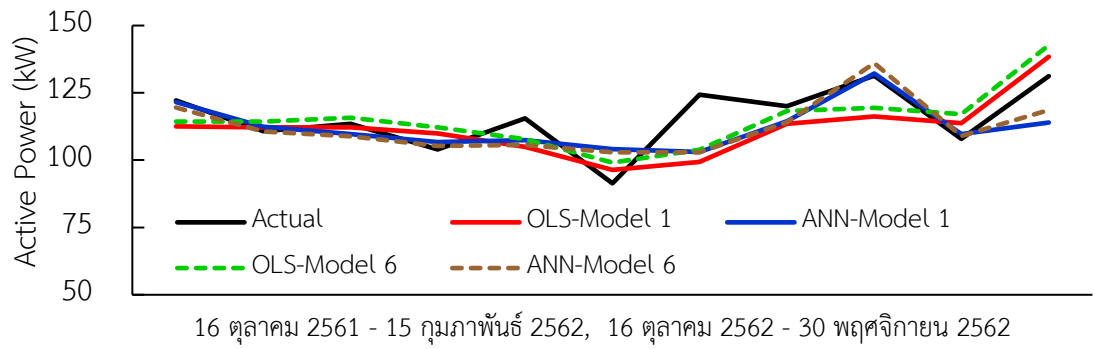
(b) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3



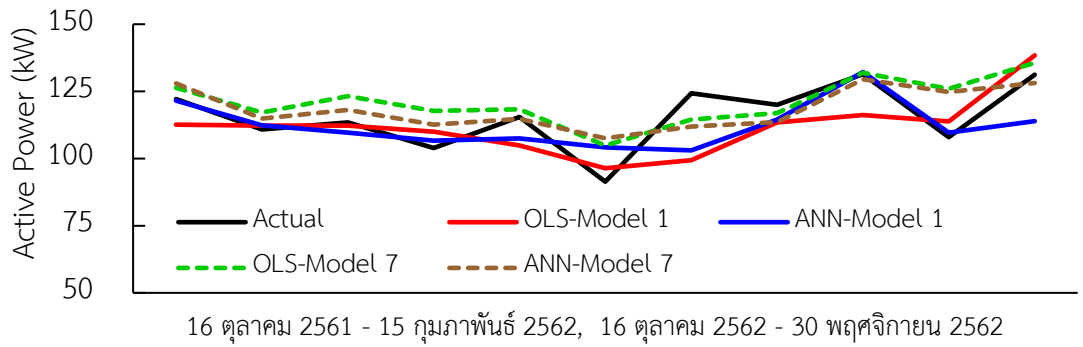
(c) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 4



(d) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 5



(e) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 6



(f) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 7

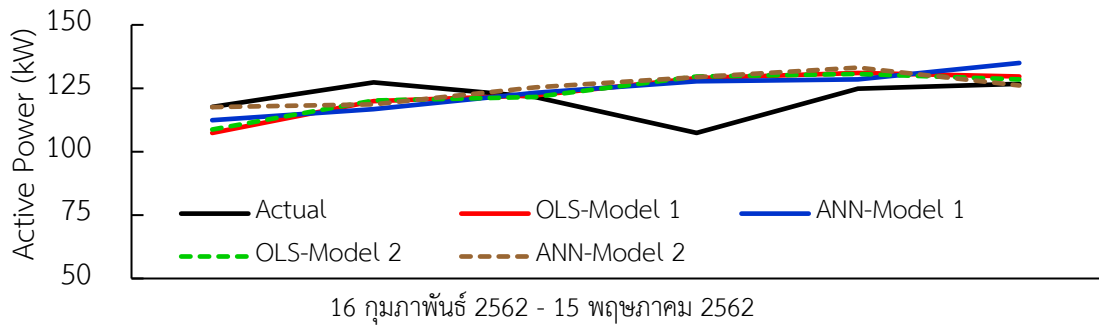
ภาพ 43 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายบริษัทในฤดูหนาว

ตาราง 18 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในฤดูร้อน

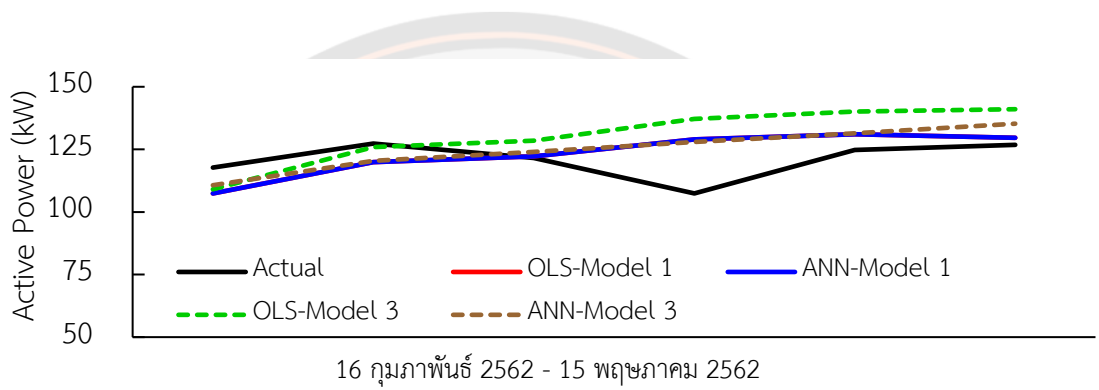
Model	Method	RMSE (kW)	MAPE (%)
รูปแบบที่ 1	ANN	9.697	5.989
	OLS	10.645	7.135
รูปแบบที่ 2	ANN	10.322	6.263
	OLS	10.521	6.664
รูปแบบที่ 3	ANN	10.335	7.406
	OLS	15.522	10.884
รูปแบบที่ 4	ANN	11.408	8.061
	OLS	11.751	8.525
รูปแบบที่ 5	ANN	10.458	7.561
	OLS	10.564	7.645
รูปแบบที่ 6	ANN	10.306	7.384
	OLS	11.152	7.443
รูปแบบที่ 7	ANN	9.171	6.369
	OLS	18.966	12.841

จากตาราง 18 เห็นได้ว่าผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในฤดูร้อนที่ได้ออกมาจากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS ไม่ว่าจะในรูปแบบที่ 2 ถึงรูปแบบที่ 7 ไม่มีรูปแบบใดเลยที่ค่า RMSE และค่า MAPE น้อยกว่ารูปแบบที่ 1 ดังนั้นจึงกล่าวได้ว่าตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r < 0.7$  ทุกตัวแปร ไม่มีผลต่อการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในช่วงฤดูร้อน

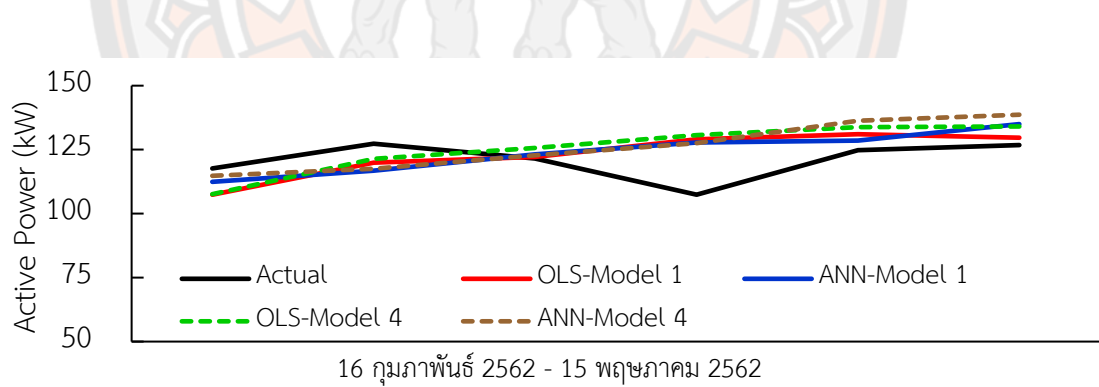
ทั้งนี้ผลการเปรียบเทียบการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในฤดูร้อนด้วยการนำเอาตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีค่า  $r < 0.7$  มาพิจารณาร่วมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  ดังแสดงในภาพ 44 จะเห็นได้ว่าเส้นกราฟผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในรูปแบบที่ 2 ถึงรูปแบบที่ 7 ไม่มีรูปแบบใดเลยที่เส้นกราฟกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในฤดูร้อนมีความใกล้เคียงกับเส้นกราฟที่ได้จากการวัดจริงมากกว่าเส้นกราฟผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษที่ 1



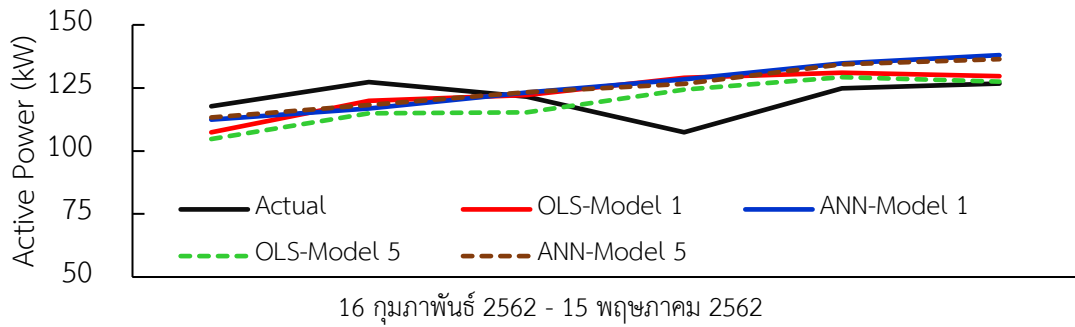
(a) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 2



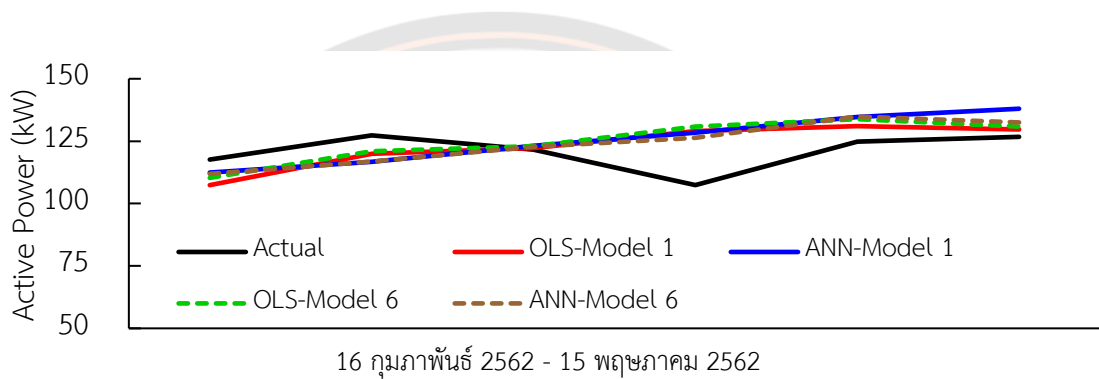
(b) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3



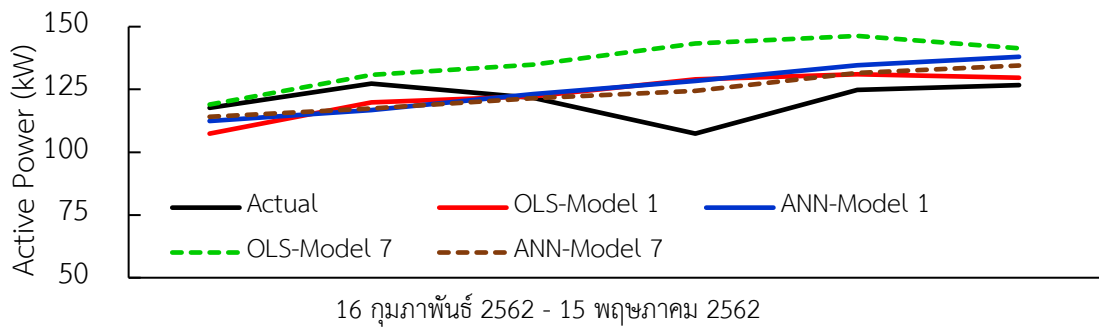
(c) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 4



(d) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 5



(e) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 6



(f) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 7

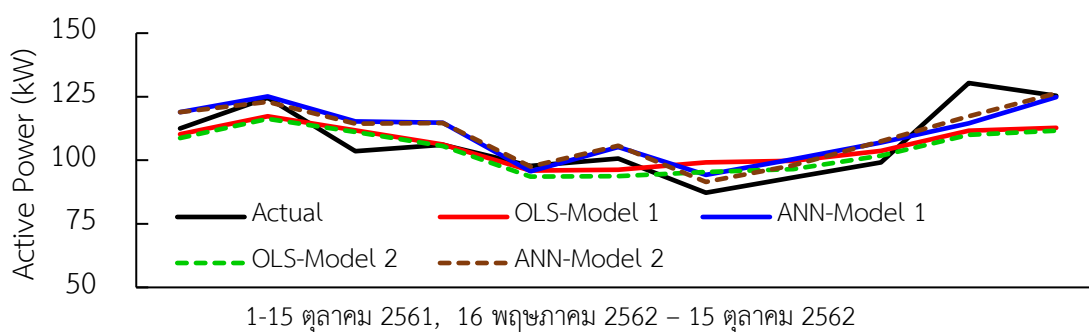
ภาพ 44 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีกษในฤดูร้อน

ตาราง 19 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในฤดูฝน

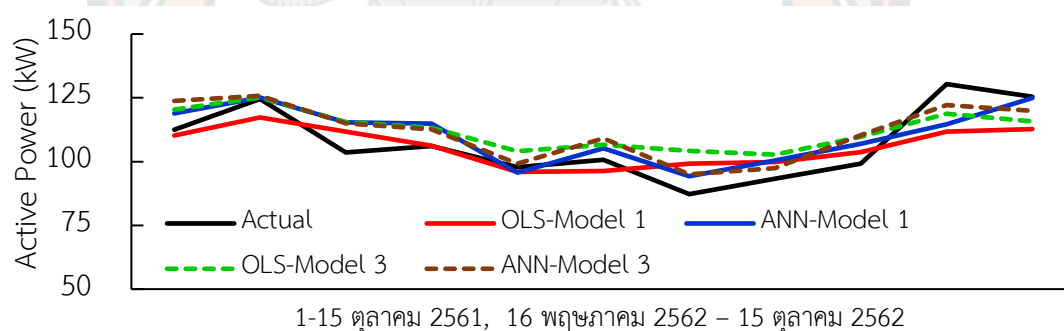
Model	Method	RMSE (kW)	MAPE (%)
รูปแบบที่ 1	ANN	7.938	6.230
	OLS	8.844	6.521
รูปแบบที่ 2	ANN	6.990	5.430
	OLS	9.021	6.471
รูปแบบที่ 3	ANN	7.818	6.640
	OLS	9.748	8.620
รูปแบบที่ 4	ANN	6.588	5.126
	OLS	6.940	5.150
รูปแบบที่ 5	ANN	7.748	5.880
	OLS	8.592	6.642
รูปแบบที่ 6	ANN	7.048	5.446
	OLS	8.693	6.624
รูปแบบที่ 7	ANN	16.676	14.426
	OLS	18.699	16.655

จากตาราง 19 เห็นได้ว่ามีเพียงตัวแปรอิสระความเร็วลม (รูปแบบที่ 4) เพียงตัวแปรเดียวที่รวมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  แล้ว เมื่อนำผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์แบบรายปีภษที่ได้จากวิธี ANN และวิธี OLS ไปใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการ (78) เพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบ โดยผลลัพธ์ที่ได้ คือ ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบเมื่อใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN มีค่า RMSE และค่า MAPE อยู่ที่  $\pm 6.588$  kW และ 5.126 % ตามลำดับ ในขณะที่ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบเมื่อใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS มีค่า RMSE และค่า MAPE อยู่ที่  $\pm 6.940$  kW และ 5.150 % ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นได้ว่าเมื่อใช้รังสีอาทิตย์รูปแบบที่ 4 ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มาเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่ออกแบบรายปีภษในฤดูฝน จะได้ค่า RMSE และค่า MAPE น้อยกว่ารูปแบบที่ 1 อย่างเห็นได้ชัดเจน

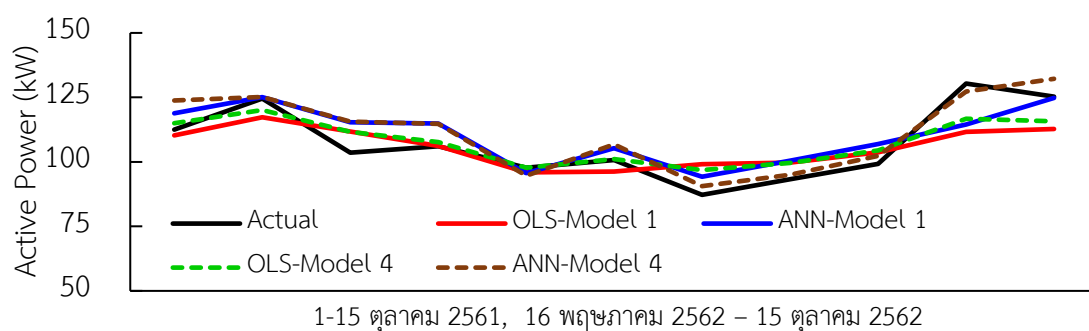
ทั้งนี้ผลการเปรียบเทียบการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปี  
 ในฤดูฝนด้วยการนำเอาตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีค่า  $r < 0.7$  มาพิจารณาร่วมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มี  
 ค่า  $r > 0.7$  ดังแสดงในภาพ 45 จะเห็นได้ว่ามีเพียงภาพ 45(c) เท่านั้น ที่เส้นกราฟการคำนวณกำลัง  
 การผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปรูปแบบที่ 4 มีความใกล้เคียงกับเส้นกราฟที่ได้จากการวัดจริงมากกว่า  
 เส้นกราฟการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปรูปแบบที่ 1



(a) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 2

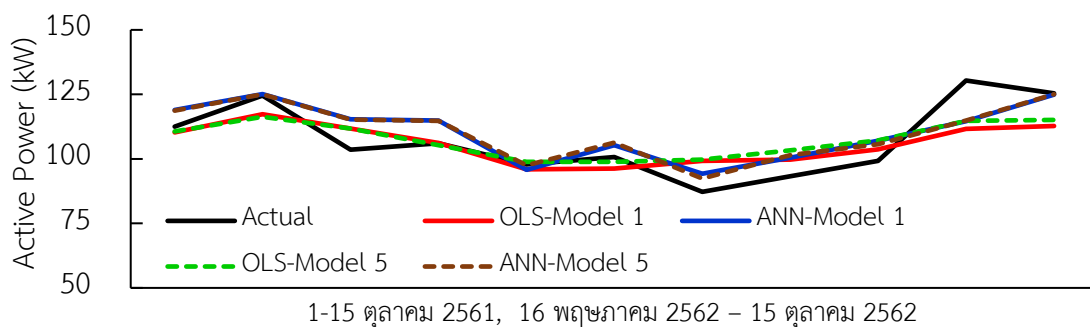


(b) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3

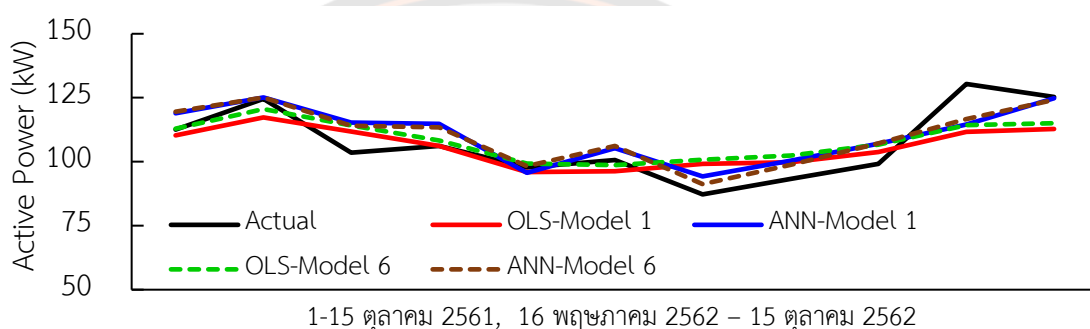


(c) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 4

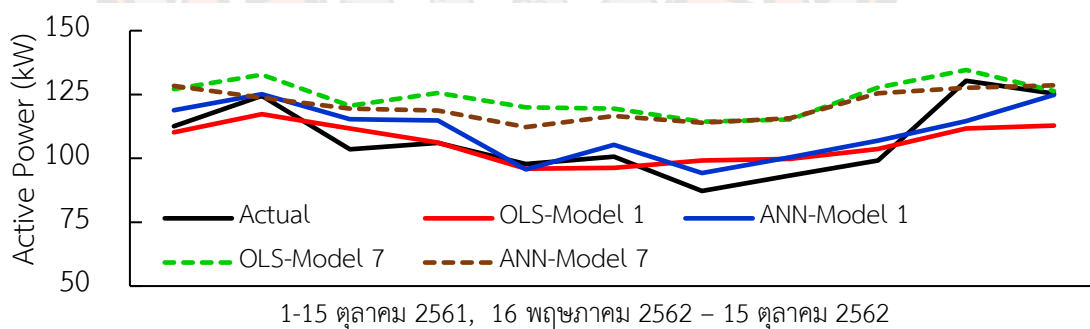




(d) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 5



(e) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 6



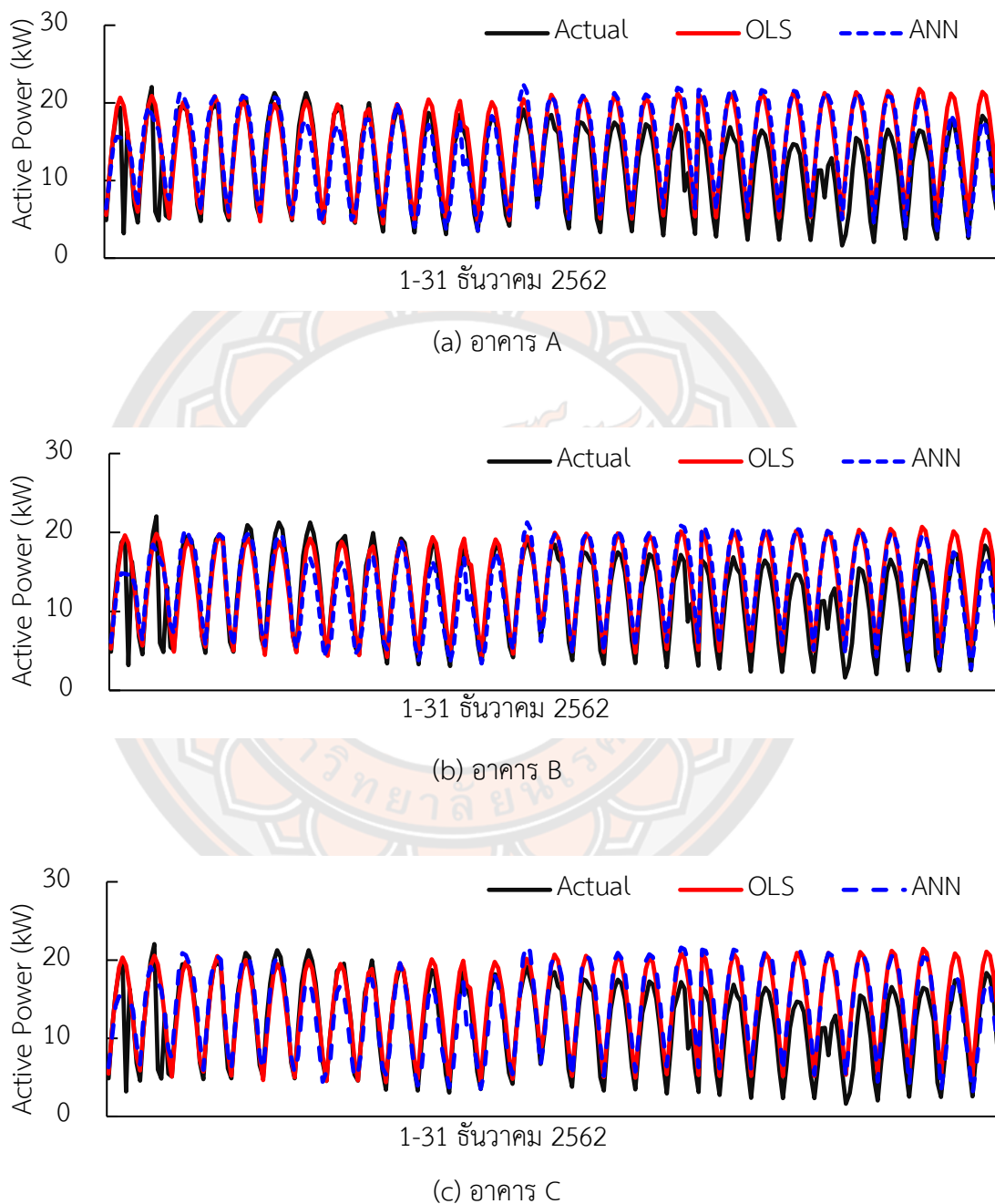
(e) ค่าจริง, รูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 7

ภาพ 45 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายบริษัทในฤดูฝน

## 2. ปัจจัยที่เกิดจากสภาพแวดล้อมและตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป

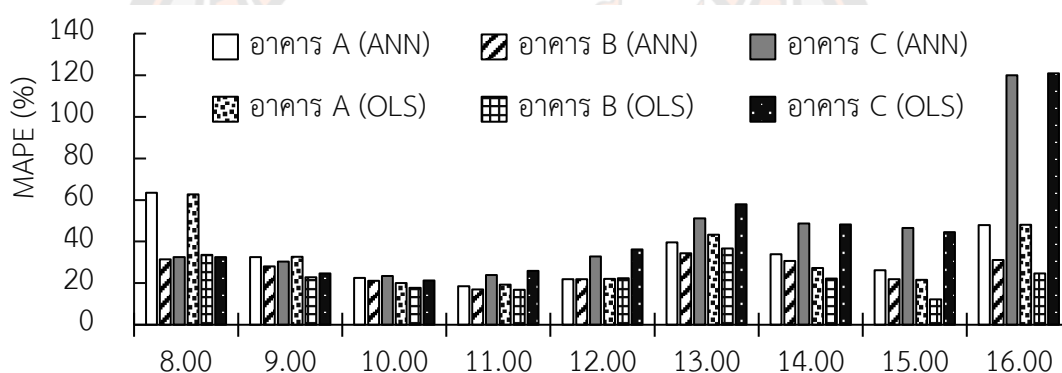
การศึกษาในส่วนนี้เป็นการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อนกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง โดยศึกษาจาก 3 อาคาร ได้แก่ อาคาร A, B และอาคาร C ดังแสดง

ในภาพ 35 ทั้งนี้สมการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงด้วยวิธี OLS จะใช้สมการ (79) ซึ่งผลที่ได้จากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปทั้ง 3 อาคาร จะแสดงในภาพ 46



ภาพ 46 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงแยกตามอาคาร

จากภาพ 46 เห็นได้ว่าการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงพอสมควร แต่ก็มีบางช่วงของกราฟที่ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปไม่ตรงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงโดยเฉพาะในช่วงปลายเดือนธันวาคม ทั้งนี้สันนิษฐานว่าอาจเกิดจากฝุ่นละอองในอากาศที่เกิดจากการเผาไหม้ โดยเฉพาะการเผาไหม้ที่เกิดจากไฟฟ้าที่เกิดขึ้นแทบทุกปี อันเนื่องมาจากสภาพอากาศที่ร้อนและแห้งแล้งในช่วงปลายเดือนธันวาคมถึงปลายเดือนมกราคม ซึ่งในช่วง 2-3 ปีที่ผ่านมาเกิดปัญหาปริมาณของฝุ่นละอองมีค่าเกินมาตรฐานในหลายๆ จังหวัดของประเทศไทยรวมถึงจังหวัดพิษณุโลกด้วย ส่งผลให้รังสีอาทิตย์ที่ส่องมายังพื้นผิวโลกถูกฝุ่นละอองกระเจิงทำให้เกิดรังสีกระจายและรังสีอาทิตย์บางส่วนก็ถูกฝุ่นละอองดูดกลืน ทำให้การคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าของโซลาร์รูฟท็อปที่ใช้รังสีอาทิตย์จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มาช่วยในการคำนวณเกิดความคลาดเคลื่อน

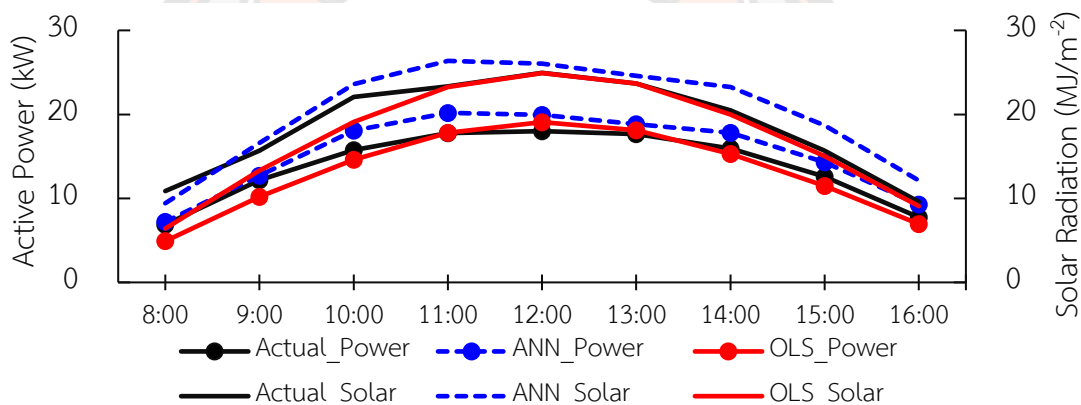


ภาพ 47 ความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงแยกตามอาคาร

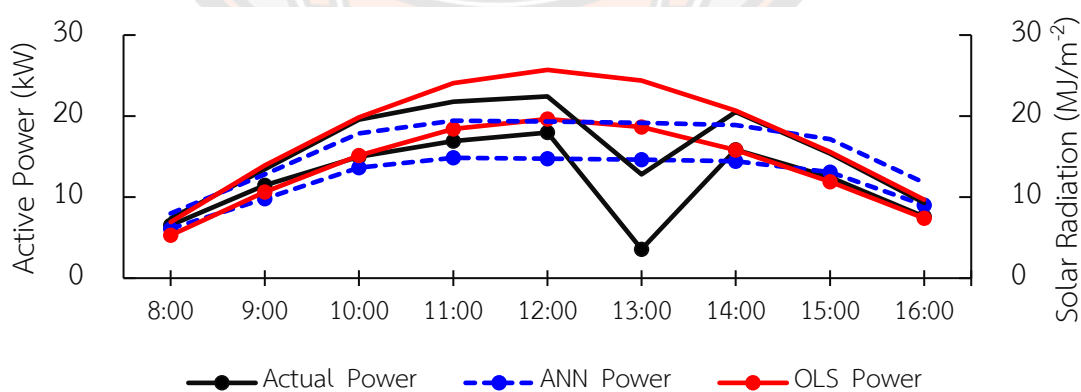
นอกจากนี้เมื่อพิจารณาภาพ 47 ที่แสดงค่า MAPE จากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าของโซลาร์รูฟท็อปทั้ง 3 อาคารในแต่ละเวลา จะเห็นว่าไม่ว่าจะใช้วิธี ANN หรือวิธี OLS พยากรณ์รังสีอาทิตย์ ผลของความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากการนำรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปก็ยังมีและมีค่าใกล้เคียงกัน ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นนอกจากเกิดจากขั้นตอนการพยากรณ์แล้ว บางครั้งก็อาจเกิดจากสภาพแวดล้อมและตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป ด้วยเหตุผลดังกล่าวนี้จึงได้ทำการศึกษาปัจจัยที่เกิดจากสภาพแวดล้อมและตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป ซึ่งสามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

## 2.1 ปัจจัยที่เกิดจากเงาเมฆบังแผงโซลาร์รูฟท็อป

จากภาพ 48 แสดงตัวอย่างผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงของอาคาร B ซึ่งจากภาพ 48(a) เห็นได้ว่าในวันที่ท้องฟ้าอากาศแจ่มใสปราศจากเมฆ การคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงของอาคาร B มีค่าที่ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง แต่เมื่อพิจารณาภาพ 48(b) เห็นได้ว่าที่เวลา 13.00 น. อาจเกิดเงาเมฆชั่วขณะบนโซลาร์รูฟท็อป ทำให้โซลาร์รูฟท็อปผลิตไฟฟ้าลดลงมากกว่าปกติ แต่ทว่าสำหรับการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มาช่วยในการคำนวณนั้นไม่ได้ตระหนักถึงเรื่องการเกิดเงาเมฆฉับพลันบนโซลาร์รูฟท็อป จึงทำให้ผลของการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่เวลา 13.00 น. เกิดความคลาดเคลื่อนสูงกว่าปกติ



(a) สภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆปกคลุม



(b) สภาพท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมบางเวลา

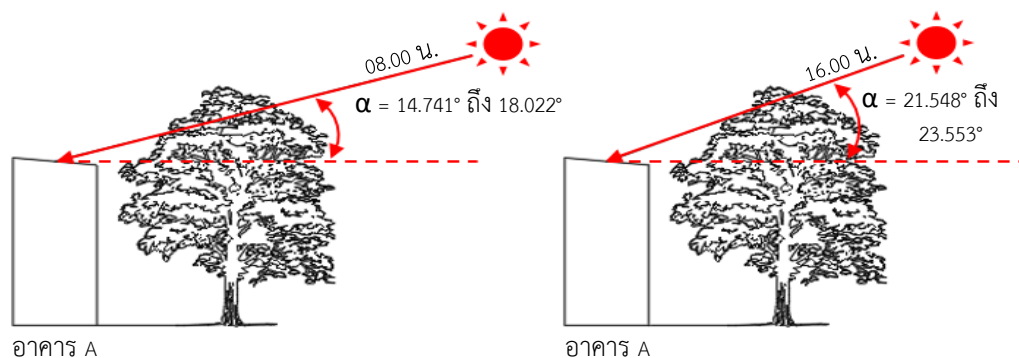
ภาพ 48 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง  
ในสภาพท้องฟ้าที่ปราศจากเมฆและมีเมฆบางเวลา

## 2.2 ปัจจัยที่เกิดจากเงาของสิ่งปลูกสร้าง

เมื่อพิจารณาจากภาพ 49 เห็นได้ว่าในเดือนธันวาคมที่เวลา 08.00 น. และที่เวลา 16.00 น. เกิดเงาของต้นไม้ที่ปลูกติดกับอาคาร A บนโซลาร์รูฟท็อป ทำให้กำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร A ลดลง ซึ่งผลจากการเกิดเงาบนโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร A ทำให้ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มาช่วยในการคำนวณ เกิดความคลาดเคลื่อนดังแสดงไว้ในภาพ 47



(a) ต้นไม้ขนาดใหญ่ใกล้อาคาร A

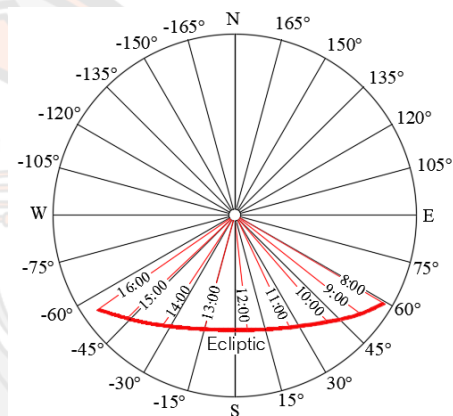


(b) มุมอัลติจูดแสงอาทิตย์ที่เวลา 08.00 น. และ 16.00 น. ของวันที่ 1-31 ธันวาคมในทุกๆ ปี

ภาพ 49 เงาบนโซลาร์รูฟท็อปที่เกิดจากต้นไม้ขนาดใหญ่ใกล้อาคาร



(a) เงามหลังคาของอาคาร C



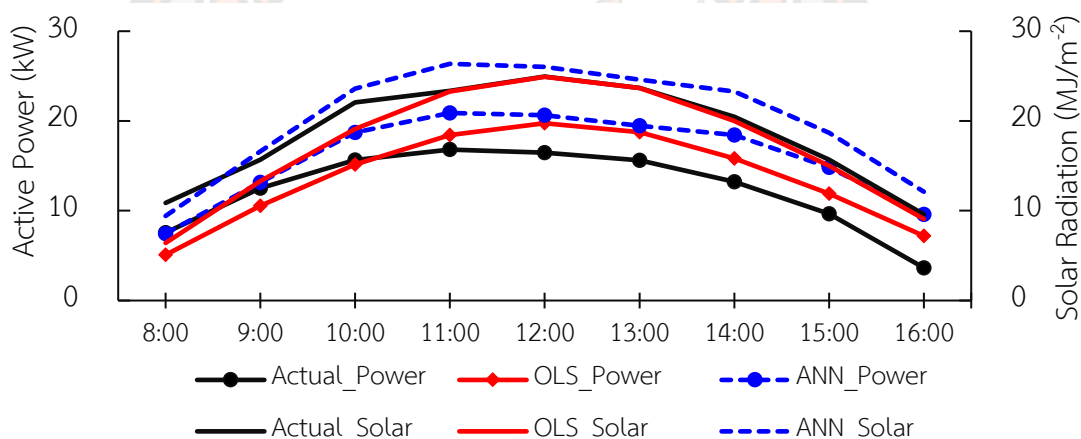
(b) มุมอาซิมุตแสดงอาทิตย์ของวันที่ 1-31 ธันวาคมในทุกๆ ปี

ภาพ 50 เงามบโซลาร์รูฟท็อปที่เกิดจากกรอบสันตะছেหลังคา

และเมื่อพิจารณาที่ภาพ 50 เห็นได้ว่าอาคาร C ตั้งแต่เวลา 12.00 น. รังสีอาทิตย์เริ่มขนานกับโซลาร์รูฟท็อป จนถึงเวลา 13.00 น. เป็นต้นไป กรอบสันตะছেหลังคาอาคาร C จะเริ่มบังรังสีอาทิตย์ที่สองมายังโซลาร์รูฟท็อป ทำให้ปริมาณรังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบลงบนโซลาร์รูฟท็อป  $C_1$  ลดลงเรื่อยๆ ในขณะที่เดียวกันปริมาณแสงที่ตกกระทบลงบนโซลาร์รูฟท็อป  $C_2$  ก็จะลดลงเรื่อยๆ เช่นกัน อันเนื่องมาจากเงาหลังคาที่ใช้ติดตั้งแผงโซลาร์รูฟท็อป  $C_1$  กับ  $C_3$  บดบังทิศทางรังสีอาทิตย์ที่สองมายังโซลาร์รูฟท็อป  $C_2$  ทำให้กำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร C ลดลงอย่างเห็นได้ชัดเจน ซึ่งนั่นย่อมส่งผลให้การคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS มาช่วยในการคำนวณ เกิดความคลาดเคลื่อนดังแสดงไว้ในภาพ 47

### 2.3 ปัจจัยที่เกิดจากทิศการวางแผงโซลาร์เซลล์

เนื่องด้วยอาคาร C มีการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป 3 ตำแหน่งใน 1 จุดของระบบส่งจ่าย โดยโซลาร์รูฟท็อป  $C_1$  หันหน้าไปทางทิศตะวันออก ส่วนโซลาร์รูฟท็อป  $C_2$  และ  $C_3$  หันหน้าไปทางทิศใต้ ดังแสดงในภาพ 35 ซึ่งสามารถคาดการณ์ได้ว่าโซลาร์รูฟท็อป  $C_1$  ไม่สามารถรับรังสีอาทิตย์ได้เต็มที่ ตั้งแต่เวลา 12.00 น. เป็นต้นไป และด้วยเหตุผลดังกล่าวนี้เองจากภาพ 51 เห็นได้ว่าเส้นกราฟผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS ใกล้เคียงกับเส้นกราฟรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการวัดจริง แต่กำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร C ที่เกิดจากการวัดจริงมีค่าลดลงอย่างเห็นได้ชัดจนตั้งแต่เวลา 12.00 น. เป็นต้นไป แต่ในขณะที่เดียวกันผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ไม่ได้ลดลงแต่อย่างใด ดังนั้นจึงอาจกล่าวได้ว่าทิศทางการวางโซลาร์รูฟท็อปมีผลต่อความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น ดังที่แสดงไว้ในภาพ 47



ภาพ 51 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร C

### 2.4 ปัจจัยที่เกิดจากความลาดชันของแผงโซลาร์เซลล์

เนื่องจากรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ( $G_{Forecast}$ ) ในครั้งนี้ เป็นการพยากรณ์เปรียบเทียบกับรังสีอาทิตย์ที่ได้จากเครื่องวัดที่ชื่อว่าไพโรนอมิเตอร์ (Pyranometer) ซึ่งเป็นเครื่องวัดรังสีรวม (Total Radiation) บนพื้นที่ราบ (Horizontal Plane) แต่ในความเป็นจริงแล้วโซลาร์รูฟท็อปจะติดตั้งในลักษณะทำมุมเอียงตามความลาดชันของหลังคา ทำให้ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์เกิดความคลาดเคลื่อนได้



(a) อาคาร A



(b) อาคาร B

### ภาพ 52 การวางโซลาร์รูฟที่อปตามความลาดชันของหลังคา

จากภาพ 52 เห็นได้ว่าความลาดเอียงของแผงโซลาร์รูฟที่อปอาคาร A กับอาคาร B ต่างกัน ซึ่งเป็นการวางตามความลาดชันของหลังคา ทำให้มุมของแสงอาทิตย์ที่ตกกระทบลงบนโซลาร์รูฟที่อปต่างกัน และเมื่อพิจารณามุมที่แสงอาทิตย์ตกกระทบลงบนโซลาร์รูฟที่อปพร้อมด้วยก็จะเห็นได้ว่า ยิ่งรังสีอาทิตย์ทำมุมเข้าใกล้ 90 องศา กับพื้นผิวหน้าของแผงโซลาร์รูฟที่อปมากเท่าใด ค่ารังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวหน้าของแผงโซลาร์รูฟที่อปก็จะมีค่าสูงขึ้นมากเท่านั้น ซึ่งนั่นย่อมหมายถึงกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อปก็จะมีค่าสูงขึ้นตามเช่นกัน

จากปัจจัยต่างๆ ที่กล่าวมาข้างต้นเห็นได้ว่ามีทั้งปัจจัยที่เกิดขึ้นเองตามธรรมชาติ อาทิเช่น การเกิดเงาเมฆเข้ามาปกคลุมที่โซลาร์รูฟที่อปแบบชั่วคราว และปัจจัยที่เกิดจากการกระทำของมนุษย์ ไม่ว่าจะเป็นทิศทางการวางแผงโซลาร์รูฟที่อป ความลาดเอียงของแผงโซลาร์รูฟที่อป หรือแม้กระทั่ง การเกิดเงาบนแผงโซลาร์รูฟที่อปที่เกิดจากสิ่งปลูกสร้างที่มนุษย์สร้างขึ้นไม่ว่าจะเป็นตัวอาคารหรือต้นไม้



ดังนั้นการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์จึงต้องตระหนักในเรื่องดังกล่าวนี้ด้วย

โดยวิธีการแก้ปัญหาความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากตำแหน่งทิศทางกับความลาดเอียงของแผงโซลาร์รูฟท็อปก็คือการแบ่งรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ( $G_{Forecast}$ ) ออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ รังสีตรง (Direct Radiation) รังสีกระจาย (Diffuse Radiation) และรังสีสะท้อนจากพื้น (Ground Reflected) ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$G_{Tilt} = G_{Tilt,D} + G_{Tilt,Dif} + G_{Tilt,Ref} \quad (88)$$

เมื่อ  $G_{Tilt}$  คือ รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียง,  $G_{Tilt,D}$  คือ รังสีตรงบนพื้นผิวเอียง,  $G_{Tilt,Dif}$  คือ รังสีกระจายบนพื้นผิวเอียง และ  $G_{Tilt,Ref}$  คือ รังสีสะท้อนบนพื้นผิวเอียง

นอกจากนี้ในกรณีที่เงาบังแผงโซลาร์รูฟท็อปก็สามารถหาได้ด้วยการคำนวณหารังสีตรงบนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง ( $G_{Tilt,D,Sh}$ ) และรังสีกระจายบนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง ( $G_{Tilt,Dif,Sh}$ ) ส่วนรังสีสะท้อนจากพื้นมีค่าน้อยมากๆ จึงไม่นำมาคำนวณร่วมด้วย โดยสมการรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง ( $G_{Tilt,Sh}$ ) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$G_{Tilt,Sh} = G_{Tilt,D,Sh} + G_{Tilt,Dif,Sh} + G_{Tilt,Ref} \quad (89)$$

เมื่อนำผลรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียง ( $G_{Tilt}$ ) หรือผลรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง ( $G_{Tilt,Sh}$ ) แทนรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ( $G_{Forecast}$ ) ที่อยู่ในสมการ (78) ก็จะได้สมการสำหรับคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์อย่างแท้จริง

ทั้งนี้รายละเอียดที่มาของสมการ (88) และสมการ (89) จะแสดงไว้ในภาคผนวก ก

สำหรับผลการศึกษาในขั้นตอนนี้จะทำการเปรียบเทียบกันระหว่าง 2 รูปแบบ คือ รูปแบบที่ 1 เป็นการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ( $G_{Forecast}$ ) และรูปแบบที่ 2 เป็นการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียง ( $G_{Tilt}$ ) หรือการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง ( $G_{Tilt,Sh}$ ) แทนรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ( $G_{Forecast}$ ) สำหรับผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ได้จะแสดงไว้ในตาราง 20

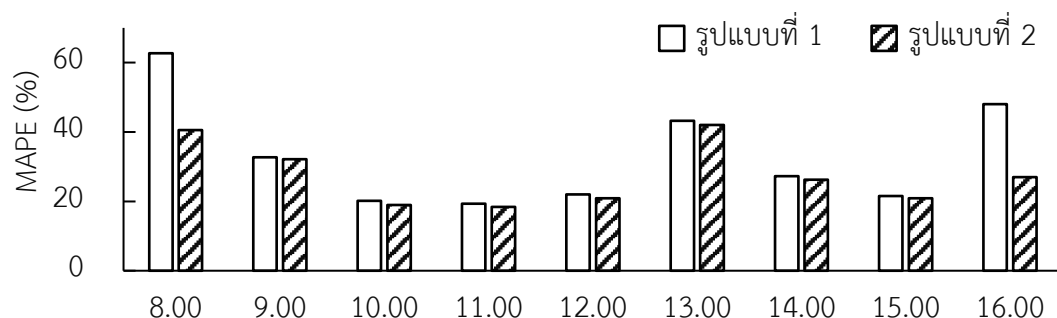
ตาราง 20 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปโดยใช้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียงหรือบนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง

Building	Model	Method	RMSE (kW)	MAPE (%)
A	1*	ANN	3.322	29.203
		OLS	3.526	33.037
	2**	ANN	3.098	24.669
		OLS	3.281	27.476
B	1*	ANN	2.871	23.015
		OLS	2.955	23.256
	2**	ANN	2.658	21.125
		OLS	2.671	21.364
C	1*	ANN	4.172	42.139
		OLS	4.426	46.358
	2**	ANN	2.462	22.443
		OLS	2.540	23.364

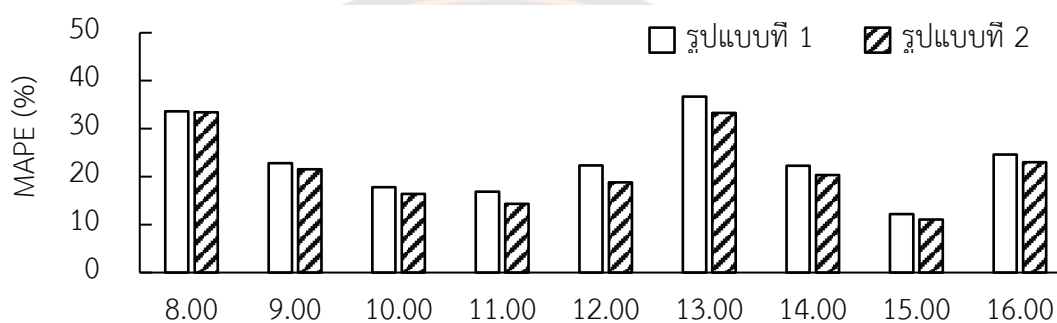
\* คำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากการใช้  $G_{Forecast}$

\*\* คำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากการใช้  $G_{Tilt}$  หรือ  $G_{TiltSh}$

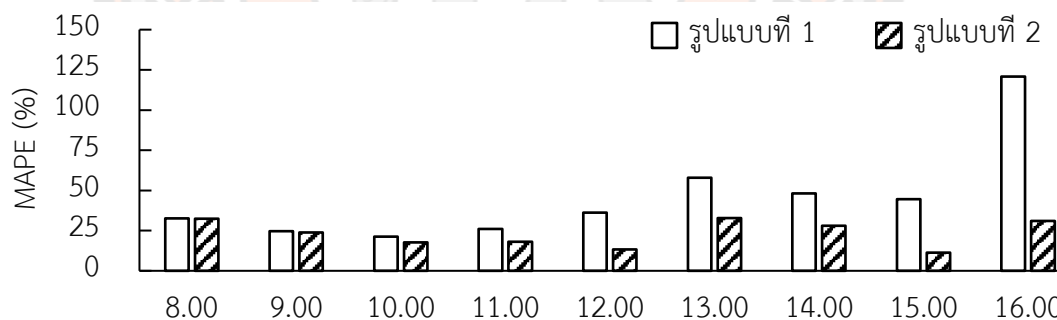
จากตาราง 20 เมื่อนำรังสีอาทิตย์บนพื้นผิวเอียง ( $G_{Tilt}$ ) หรือรังสีอาทิตย์บนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง ( $G_{TiltSh}$ ) ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS แทนที่รังสีอาทิตย์ ( $G_{Forecast}$ ) ที่อยู่ในสมการ (78) ก็จะเห็นได้ว่าค่า RMSE และค่า MAPE ลดลงอย่างเห็นได้ชัดเจนทั้ง 3 อาคาร และเพื่อให้เห็นถึงความเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้น จึงได้นำค่า MAPE มาเปรียบเทียบกันระหว่างรูปแบบที่ 1 กับรูปแบบที่ 2 ของแต่ละอาคาร ดังแสดงในภาพ 53



(a) อาคาร A



(b) อาคาร B



(c) อาคาร C

ภาพ 53 การเปรียบเทียบผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป

ระหว่างการใช้  $G_{\text{Forecast}}$  กับ  $G_{\text{Tilt}} / G_{\text{Tilt,Sh}}$

เนื่องจากผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS ให้ผลที่มีค่าใกล้เคียงกัน ดังจะเห็นได้จากผลการศึกษาที่ผ่าน ดังนั้นเพื่อให้ง่ายต่อการพิจารณาภาพ 53 จึงขอนำเสนอผลการเปรียบเทียบระหว่างรูปแบบที่ 1 กับรูปแบบที่ 2 ของแต่ละอาคารจากการพยากรณ์เพียงวิธีเดียว

เมื่อพิจารณาภาพ 53(a) เห็นได้ว่ารูปแบบที่ 1 ที่เวลา 08.00 น. และ 16.00 น. เกิดเงาบนโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร A อันเนื่องมาจากต้นไม้ที่อยู่ติดกับตัวอาคาร และเมื่อคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปจากการใช้  $G_{Forecast}$  ทำให้ผลการคำนวณคลาดเคลื่อนสูงกว่าปกติ อย่างไรก็ตามจากรูปแบบที่ 2 เมื่อใช้  $G_{TiltSh}$  ก็จะทำให้ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปมีความคลาดเคลื่อนลดลง ส่วนภาพ 53(b) ไม่เกิดเงาบนโซลาร์รูฟท็อปและแผงหันหน้าไปทางทิศใต้ จึงทำให้ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร B ระหว่างรูปแบบที่ 1 กับรูปแบบที่ 2 ไม่ต่างกันมากนัก อย่างไรก็ตามค่า RMSE และค่า MAPE จากรูปแบบที่ 2 มีค่าลดลงเมื่อเทียบกับรูปแบบที่ 1 อันเนื่องจากรูปแบบที่ 2 เป็นการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากการใช้  $G_{Tilt}$  ตามความลาดชันของแผงโซลาร์รูฟท็อป ส่วนภาพ 53(c) เมื่อพิจารณาโซลาร์รูฟท็อป  $C_1$  ที่หันหน้าไปทางทิศตะวันออก ประกอบกับเงาของหลังคาของบังโซลาร์รูฟท็อป  $C_1$  และ  $C_2$  ทำให้ตั้งแต่เวลา 12.00 น. เป็นต้นไป โซลาร์รูฟท็อป  $C_1$  และ  $C_2$  ไม่สามารถผลิตกำลังไฟฟ้าได้เต็มที่ ซึ่งนั่นย่อมส่งผลให้การคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร C เกิดความคลาดเคลื่อนสูงกว่าปกติ อย่างไรก็ตามเมื่อใช้ค่ารังสีอาทิตย์จากรูปแบบที่ 2 ก็จะทำให้ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปของอาคาร C มีความคลาดเคลื่อนลดลง

ดังนั้นจากการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ ซึ่งถือได้ว่าเป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญในสมการเพื่อใช้ในการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป จะเห็นได้ว่า เมื่อใช้  $G_{Tilt}$  ซึ่งเป็นรังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวเอียง หรือใช้  $G_{TiltSh}$  ซึ่งเป็นรังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวเอียงและมีเงาเกิดขึ้น แทนการใช้  $G_{Forecast}$  ซึ่งเปรียบเสมือนรังสีรวมที่ได้จากการวัดด้วยเครื่องไพโรมิเตอร์ ทำให้ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปมีความคลาดเคลื่อนลดลงอย่างเห็นได้ชัดเจน ด้วยเหตุนี้จึงอาจกล่าวได้ว่าหากต้องการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ สิ่งสำคัญที่สุดที่ควรตระหนักถึงก็คือเรื่องของการเกิดเงาและทิศทางการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป ทั้งนี้เพื่อให้ผลของการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปเกิดความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดนั่นเอง

## บทที่ 6

### บทสรุป

วิทยานิพนธ์เรื่องนี้เป็นการศึกษาหาตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับรังสีอาทิตย์ในระดับสูง เพื่อใช้ในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และวิธีการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้นจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยแต่ละตัวด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (OLS) สำหรับใช้เป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปที่ติดตั้งอยู่บนอาคารต่างๆ ภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี พิษณุโลก พร้อมทั้งศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อน โดยผลการศึกษาที่ผ่านมาสามารถสรุปได้ดังนี้

#### สรุปผลการวิจัย

การสรุปผลการวิจัยแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ตามผลการวิจัยที่ได้ศึกษา ได้แก่ ผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ ผลการหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ และผลการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อน โดยมีรายละเอียดดังนี้

สำหรับผลการพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์ เป็นการศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ จาก 3 สถานที่ที่ต่างกันทางพิกัดภูมิศาสตร์ คือ อำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอกริดจ์ ประเทศสหรัฐอเมริกา และสนามบินเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย โดยใช้วิธี ANN และวิธี OLS ในการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยการอาศัยตัวแปรอิสระที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $r$ ) มากกว่า 0.7 หรืออาจกล่าวอีกนัยหนึ่งว่าตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับค่ารังสีอาทิตย์อยู่ในระดับสูง ประกอบด้วย เดคลิเนชัน ( $\delta$ ), มุมชั่วโมง ( $\omega$ ), มุมอัลติจูด ( $\alpha$ ), มุมอาซิมุท ( $\psi$ ), แฟคเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ ( $E_0$ ), อุณหภูมิอากาศสูงสุด ( $T_m$ ), อุณหภูมิอากาศเฉลี่ยของเวลากลางวัน ( $T_{avg}$ ) และความยาวนานของเวลากลางวัน ( $DL$ ) ทั้งนี้ข้อมูลของตัวแปรจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนแรกใช้สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN และใช้สำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS ข้อมูลส่วนที่ 2 สำหรับทดสอบผลการพยากรณ์ ซึ่งจากผลการศึกษาในภาพรวมพบว่า รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN มีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS อย่างไรก็ตามถึงแม้ว่าการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN จะดีกว่าการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี OLS แต่โปรแกรมที่ใช้สำหรับวิธี ANN อาทิเช่น Matlab Weka เป็นโปรแกรมที่มีความซับซ้อน ทำให้ผู้ใช้งานจำเป็นต้องเข้าใจพารามิเตอร์และฟังก์ชันการใช้งานต่างๆ ของ

ตัวโปรแกรม ส่วนโปรแกรมที่ใช้สำหรับวิธี OLS ในครั้งนี้เป็นโปรแกรม Excel ซึ่งเป็นโปรแกรมพื้นฐานที่ง่ายต่อการใช้งานจึงเหมาะต่อผู้เริ่มต้นศึกษา

สำหรับการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน ด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ซึ่งเป็นกรณีศึกษาโซลาร์รูฟท็อปที่ติดตั้งบนอาคารต่างๆ ภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี พิษณุโลก โดยผลการศึกษานี้สามารถสรุปได้ว่า ความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง ค่า RMSE มีค่าประมาณ 33-34 kW และค่า MAPE มีค่าประมาณ 20-22 % ส่วนการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายวัน ค่า RMSE มีค่าประมาณ 16-17 kW และค่า MAPE มีค่าประมาณ 12-13 % สำหรับในส่วนการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปักษ์ ค่า RMSE มีค่าประมาณ 9-10 kW และค่า MAPE มีค่าประมาณ 6-7 % และสำหรับในส่วนการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือน ค่า RMSE มีค่าประมาณ 7-8 kW และค่า MAPE มีค่าประมาณ 5-6 % นอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปทั้ง 4 รูปแบบ เห็นได้ว่า ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือนคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด รองลงมาคือผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปักษ์ ส่วนผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงคลาดเคลื่อนมากที่สุด

สำหรับการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความคลาดเคลื่อนนั้นสามารถสรุปได้ 2 ประเด็นหลัก คือ ปัจจัยที่เกิดจากตัวแปรอิสระและปัจจัยที่เกิดจากสภาพแวดล้อมและตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป ซึ่งการศึกษาความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากตัวแปรอิสระในครั้งนี้เป็นการนำตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีค่า  $r < 0.7$  มาพิจารณาพร้อมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  เพื่อศึกษาว่าตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r < 0.7$  ตัวใดบ้างที่มีอิทธิพลต่อรังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ที่เกิดขึ้นในแต่ละฤดูกาลของประเทศไทย ทั้งนี้ก็นำค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ไปเป็นพารามิเตอร์ในสมการเพื่อคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปในแต่ละฤดูกาล โดยผลจากการศึกษาพบว่าในฤดูหนาวมีเพียงตัวแปรอิสระความชื้นสัมพัทธ์เท่านั้นที่รวมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  แล้ว ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปมีความคลาดเคลื่อนลดลง ส่วนในฤดูร้อนไม่มีตัวแปรอิสระใดเลยที่รวมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  แล้ว ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปมีความคลาดเคลื่อนลดลง และในส่วนฤดูฝนมีเพียงตัวแปรอิสระความเร็วลมเท่านั้นที่รวมกับกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  แล้ว ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปมีความคลาดเคลื่อนลดลง นอกจากนี้เมื่อพิจารณาความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากปัจจัยทางด้านสภาพแวดล้อมและตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟท็อป สามารถสรุปได้ว่า ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อให้เกิดความคลาดเคลื่อน ได้แก่ ทิศและมุมการวางแผงโซลาร์รูฟท็อปตามลักษณะของหลังคาอาคาร และการเกิดเงาบนโซลาร์รูฟท็อป ไม่ว่าจะเป็นเงาของเมฆ เงาของหลังคาอาคาร หรือเงาจากต้นไม้ ซึ่งปัจจัย

ต่างๆ เหล่านี้ล้วนแล้วแต่ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนสูง ดังนั้นจากสมการ (78) ถ้าแทนค่า  $G_{Forecast}$  ซึ่งเปรียบเสมือนการพยากรณ์รังสีรวมที่ได้จากการวัดด้วยเครื่องโฟโตนมิเตอร์ ด้วยค่า  $G_{Tilt}$  ซึ่งเปรียบเสมือนการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวเอียง หรือแทนด้วยค่า  $G_{TiltSh}$  ซึ่งเปรียบเสมือนการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวเอียงและมีเงาเกิดขึ้น ผลความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อบด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ในกรณีที่โซลาร์รูฟที่อบหันแผงไปทิศทางอื่นที่ไม่ใช่ทิศใต้ รวมถึงการเกิดเงาบนโซลาร์รูฟที่อบก็จะมีค่าลดลงอย่างเห็นได้ชัดเจน

จากการศึกษาที่ผ่านมาทั้งหมดสามารถสรุปในภาพรวมได้ว่า ผลที่ได้จากการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่ได้จากวิธี ANN มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธี OLS แต่ถึงอย่างไรก็ตามหากมองในเรื่องของการเริ่มต้นศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ การใช้วิธี OLS ก็เป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจต่อผู้เริ่มต้นศึกษา อันเนื่องมาจากโปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์เป็นโปรแกรมพื้นฐานง่ายต่อการใช้งานนั่นเอง ส่วนการใช้ตัวแปรอิสระที่มีค่า  $r > 0.7$  จะช่วยให้ผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง ซึ่งหากผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์มีความแม่นยำมากเท่าใด โอกาสที่ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อบก็จะมีค่าความแม่นยำมากขึ้นเท่านั้น แต่ถึงอย่างไรก็ตามผลจากการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อบยังคงมีความคลาดเคลื่อนอยู่ อันเนื่องมาจากทิศทางและความลาดเอียงของโซลาร์รูฟที่อบ รวมถึงการเกิดเงาบนโซลาร์รูฟที่อบ ดังนั้นการพยากรณ์จากรังสีที่ตกกระทบลงบนพื้นผิวเอียงและการลดลงของรังสีบนพื้นผิวเอียงในกรณีที่เกิดเงาแทนรังสีรวมที่ได้จากการพยากรณ์ ซึ่งการแก้ปัญหาดังกล่าวจะทำให้ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟที่อบมีความถูกต้องใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงมากยิ่งขึ้น

### อภิปรายผลการวิจัย

จากผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS เห็นได้ว่ามีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง ทั้งนี้อาจเนื่องจากกลุ่มตัวแปรอิสระที่ประกอบด้วย  $\delta$ ,  $\omega$ ,  $\alpha$ ,  $\psi$ ,  $E_0$ ,  $T_m$ ,  $T_{avg}$  และ  $DL$  มีค่า  $r > 0.7$  หรืออาจกล่าวได้อีกนัยหนึ่งว่าตัวแปรอิสระเหล่านี้มีความสัมพันธ์กับค่ารังสีอาทิตย์อยู่ในระดับสูง ด้วยเหตุนี้เองจึงส่งผลให้การพยากรณ์ค่ารังสีอาทิตย์มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง อย่างไรก็ตามหากเปรียบเทียบผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN และวิธี OLS จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี ANN ให้ผลการพยากรณ์ได้ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงมากกว่าการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธี OLS ทั้งนี้อาจเป็นเพราะวิธี ANN เป็นระบบการเรียนรู้ที่ต้องการผู้ช่วยสอน ซึ่งผู้ช่วยสอนในที่นี้หมายถึงชุดข้อมูลของตัวแปรที่ใช้สำหรับเรียนรู้ โดยนิเวรอนในชั้นซ่อนจะปรับค่าน้ำหนักแบบสุ่มตามผลของการคำนวณผลลัพธ์ [85] ซึ่งมันจะปรับค่าน้ำหนักจนกว่าผลลัพธ์ที่ได้มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด ดังนั้นยังตัวแปรอิสระมีค่า  $r$  อยู่ในระดับสูงและมีจำนวน

ข้อมูลสำหรับใช้เรียนรู้มากเท่าไร โอกาสที่จะพยากรณ์ได้ใกล้เคียงค่าจริงก็มีมากขึ้นเท่านั้น ส่วนวิธี OLS เป็นการวิเคราะห์ค่าทางสถิติที่เกี่ยวข้องกับการสร้างรูปแบบทางคณิตศาสตร์ที่แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม นั่นก็คือรังสีอาทิตย์กับตัวแปรอิสระ [86] ดังนั้นการที่จะสร้างสมการพยากรณ์ให้สามารถคำนวณผลลัพธ์ได้ใกล้เคียงค่าจริงจึงขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระที่นำมาใช้ว่ามีค่า  $r$  สูงมากเท่าใด

และสำหรับการพยากรณ์รังสีอาทิตย์จาก 3 สถานที่ ที่ต่างกันทางพิกัดทางภูมิศาสตร์ ได้แก่ อำเภอเมืองพิษณุโลกในประเทศไทย ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์ในประเทศสหรัฐอเมริกา และ สนามบินเมลเบิร์นในประเทศออสเตรเลีย เมื่อพิจารณาตาราง 11 เห็นได้ว่า ผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่อำเภอเมืองพิษณุโลก มีค่า RMSE และค่า MAPE น้อยที่สุด รองลงมาคือห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์ และผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ที่สนามบินเมลเบิร์น มีค่า RMSE และค่า MAPE มากที่สุด ซึ่งความแตกต่างของผลพยากรณ์รังสีอาทิตย์ในครั้งนี้อาจเกิดจากความแม่นยำในการบันทึกค่าของข้อมูล อีกทั้งเมื่อพิจารณาจำนวนข้อมูลสำหรับทดสอบผลการพยากรณ์ก็จะพบว่า ที่อำเภอเมืองพิษณุโลก ใช้ข้อมูลจำนวน 63 ข้อมูล ซึ่งใช้จำนวนข้อมูลน้อยกว่าห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์และสนามบินเมลเบิร์นที่ใช้ข้อมูลจำนวน 96 ข้อมูล นอกจากนี้เมื่อพิจารณาจำนวนข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN และสร้างสมการด้วยวิธี OLS พบว่า ที่ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์ ใช้ข้อมูลจำนวน 72 ข้อมูล ซึ่งใช้จำนวนข้อมูลมากกว่าสนามบินเมลเบิร์นที่ใช้ข้อมูลจำนวน 68 ข้อมูล ด้วยเหตุนี้จึงอาจคาดเดาได้ว่าจำนวนข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการเรียนรู้ของระบบ ANN และสร้างสมการด้วยวิธี OLS และสำหรับทดสอบผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ อาจมีผลทำให้ผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ทั้ง 3 สถานที่ที่มีความแตกต่างกัน อย่างไรก็ตามหากพิจารณาที่ภาพ 38 จะเห็นได้ว่า เส้นกราฟรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ของห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์และสนามบินเมลเบิร์นมีค่าสัมพันธ์กับเส้นกราฟที่ได้จากการวัดจริงแทบทุกจุด ต่างจากเส้นกราฟรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ของอำเภอเมืองพิษณุโลกที่บางจุดไม่สัมพันธ์กับเส้นกราฟที่ได้จากการวัดจริง ทั้งนี้อาจเนื่องมาจากตัวแปรอิสระบางตัวที่นำมาใช้ซึ่งจะเห็นได้ว่ามีเพียงตัวแปรอิสระอุณหภูมิอากาศเท่านั้นที่ค่าไม่ซ้ำเดิมในวันและเวลาเดียวกันทุกๆ ปี และเมื่อนำตำแหน่งพิกัดสถานที่มาพิจารณาร่วมด้วยก็จะเห็นได้ว่าห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์อยู่ในโซนภูมิอากาศแบบอบอุ่นชื้นที่มีอุณหภูมิเฉลี่ยในฤดูร้อนสูงกว่า  $22^{\circ}\text{C}$  และอุณหภูมิเฉลี่ยในเดือนที่หนาวที่สุดอยู่ระหว่าง  $-3^{\circ}\text{C}$  ถึง  $18^{\circ}\text{C}$  ส่วนสนามบินเมลเบิร์นอยู่ในโซนภูมิอากาศแบบทะเลทราย ที่มีอุณหภูมิอากาศเฉลี่ยตลอดฤดูกาล  $18^{\circ}\text{C}$  หรือบางครั้งในเดือนที่หนาวที่สุดอุณหภูมิเฉลี่ยจะอยู่ที่  $-3^{\circ}\text{C}$  ถึง  $0^{\circ}\text{C}$  ส่วนอำเภอเมืองพิษณุโลก อยู่ในโซนภูมิอากาศเขตร้อน ที่มีอุณหภูมิเฉลี่ยรายเดือนสูงกว่า  $18^{\circ}\text{C}$  [94] และจากข้อมูลดังกล่าวนี้เห็นได้ว่าอุณหภูมิอากาศที่ห้องปฏิบัติการแห่งชาติไอคริดจ์และที่สนามบินเมลเบิร์นมีความแตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัดเจนตลอดทั้งปี แต่อุณหภูมิอากาศที่อำเภอเมืองพิษณุโลกมีค่าอุณหภูมิตลอดทั้งปีไม่ต่างกันมากนัก ซึ่งผลต่างทางอุณหภูมินี้เองอาจส่งผลต่อการเรียนรู้ของระบบ ANN และสร้างสมการด้วยวิธี



OLS เพราะจะทำให้ง่ายต่อการตัดสินใจเลือกผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง ดังที่แสดงไว้ในภาพ 38

สำหรับการหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ ซึ่งจากการศึกษาในครั้งนี้ เห็นได้ว่าผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง แบบรายวัน แบบรายปักษ์ และแบบรายเดือน มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง ทั้งนี้เป็นที่ทราบกันดีว่าโซลาร์เซลล์จะสามารถผลิตไฟฟ้าได้มากหรือน้อยก็ขึ้นอยู่กับค่ารังสีอาทิตย์เป็นหลัก ซึ่งรูปแบบดังกล่าวเรียกว่าวิธีการของโฟโตโวลตาอิก (Photovoltaic) [9] ดังนั้นถ้าผลการพยากรณ์รังสีอาทิตย์มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริง โอกาสที่ผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ก็จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงเช่นกัน ส่วนการเปรียบเทียบผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปทั้ง 4 แบบ จะเห็นได้ว่าผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือนมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด รองลงมาคือผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายปักษ์ ส่วนผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมง มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ทั้งนี้สำหรับเหตุผลที่ผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือนและแบบรายชั่วโมง มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดและมากที่สุดตามลำดับนั้น เกิดจากความแตกต่างระหว่างค่าของข้อมูลตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา กล่าวคือ ข้อมูลตัวแปรแบบรายเดือนในแต่ละเดือนมีค่าแตกต่างกันอย่างชัดเจน ซึ่งตรงข้ามกับข้อมูลตัวแปรแบบรายชั่วโมงที่ค่าของข้อมูลไม่ต่างกันมากนัก เปรียบได้เสมือนชั้นต่างๆ ของเป่าธนู กล่าวคือ ถ้าค่าของข้อมูลมีค่าต่างกันมาก ก็เปรียบเสมือนชั้นของเป่าธนูที่กว้างมาก โอกาสที่จะยิงลูกธนูให้เข้าตรงชั้นเดิมก็มีสูง แต่ถ้าข้อมูลมีค่าต่างกันน้อย ก็เปรียบเสมือนชั้นของเป่าธนูที่แคบ โอกาสที่จะยิงลูกธนูให้เข้าตรงชั้นเดิมก็มีน้อย ดังนั้นจึงกล่าวได้ว่าผลการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายเดือนมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดและผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปแบบรายชั่วโมงมีความคลาดเคลื่อนมากที่สุด อันเนื่องมาจากค่าของข้อมูลตัวแปรที่มีความต่างกันนั่นเอง

อย่างไรก็ตามผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปก็ยังคงมีความคลาดเคลื่อนอยู่ โดยปัจจัยที่ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้แบ่งออกเป็น 2 ปัจจัย คือ ปัจจัยที่เกิดจากตัวแปรอิสระ ซึ่งจากผลการศึกษาปัจจัยแรกเห็นได้ว่า ตัวแปรอิสระความชื้นสัมพัทธ์มีผลทำให้การคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปในฤดูหนาวมีความคลาดเคลื่อนน้อยลง ทั้งนี้อาจเนื่องจากค่าความชื้นสัมพัทธ์ซึ่งเป็นอัตราส่วนของปริมาณไอน้ำที่มีอยู่ในอากาศต่อปริมาณไอน้ำที่ทำให้อากาศอิ่มตัว ณ อุณหภูมิเดียวกัน โดยที่อากาศอิ่มตัวก็คืออากาศที่มีไอน้ำอยู่เต็มที่และไม่สามารถรับเพิ่มได้อีกแล้ว ซึ่งปริมาณไอน้ำในอากาศขึ้นอยู่กับอุณหภูมิของอากาศ กล่าวคือ อุณหภูมิอากาศร้อนสามารถเก็บไอน้ำได้มากกว่าอากาศเย็น [95] ดังนั้นจากทฤษฎีดังกล่าวจะเห็นได้ว่าในฤดูหนาว เวลา

ในช่วงเช้าและช่วงเย็นอุณหภูมิจะเย็น ส่วนในเวลากลางวันอุณหภูมิจะร้อน ซึ่งความต่างกันมากทางอุณหภูมินี้เองที่ส่งผลให้ค่าความชื้นสัมพัทธ์ในช่วงเช้าและช่วงเย็นต่างกันมากกับค่าความชื้นสัมพัทธ์ในช่วงกลางวัน และนั่นย่อมมีอิทธิพลต่อการเรียนรู้ของระบบ ANN และสร้างสมการด้วยวิธี OLS ทำให้ง่ายต่อการตัดสินใจเลือกผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการวัดจริง นอกจากนี้แล้วตัวแปรอิสระความเร็วลมก็มีผลทำให้การคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปในฤดูฝนมีความคลาดเคลื่อนน้อยลงด้วย ทั้งนี้จากการศึกษาพบว่าในช่วงเดือนมิถุนายนถึงเดือนตุลาคมในทุกๆ ปีประเทศไทยจะเกิดฝนพายุหมุน (Cyclonic Rain) ซึ่งเกิดจากการปะทะของอากาศหลายกระแสที่พัดมาจากทิศทางต่างๆ [96] ทำให้ความเร็วลมในช่วงฤดูฝนมีค่าต่างกันในแต่ละวัน และนั่นอาจเป็นสาเหตุที่ทำให้ความเร็วลมในฤดูฝนมีอิทธิพลต่อการเรียนรู้ของระบบ ANN และสร้างสมการด้วยวิธี OLS ทำให้ง่ายต่อการตัดสินใจเลือกผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับค่ารังสีอาทิตย์ที่ได้จากการวัดจริง ส่วนปัจจัยที่เกิดจากสภาพแวดล้อมและตำแหน่งการติดตั้งโซลาร์รูฟ จากการศึกษาดูเห็นได้ว่าเดิมทีจะใช้รังสีอาทิตย์รวมสำหรับการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อป แต่ในความเป็นจริงแผงโซลาร์รูฟท็อปจะมีความลาดชันและทิศทางการติดตั้งตามลักษณะทางกายภาพของหลังคา ประกอบกับการเกิดเงาบนโซลาร์รูฟท็อป ไม่ว่าจะเป็นเงาจากหลังคา เงาจากต้นไม้ ซึ่งการเกิดเงาบางส่วนบนโซลาร์รูฟท็อปย่อมส่งผลกระทบต่อการผลิตไฟฟ้าที่ลดลง โดยการเกิดเงาเพียง 10% ของพื้นที่แผงก็อาจส่งผลกระทบต่อสูญเสียการผลิตไฟฟ้าได้ถึง 50% เลยทีเดียว [97] [98] ดังนั้นเมื่อพิจารณาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ใหม่ด้วยการใช้รังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวเอียงหรือรังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวเอียงและมีเงาบนโซลาร์รูฟท็อป ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปด้วยรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ก็จะใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดจริงมากยิ่งขึ้น

## ข้อเสนอแนะการวิจัย

### 1. ข้อเสนอแนะในการนำผลงานวิจัยไปใช้

1.1 การนำวิธี OLS มาช่วยในการพยากรณ์ ผู้ใช้จำเป็นต้องมีความรู้ความเข้าใจในเรื่องสถิติและการแก้สมการเชิงเส้นหลายตัวแปร อีกทั้งค่าตัวเลขต่างๆ ควรใช้ทศนิยมทุกตำแหน่งให้ได้มากที่สุด ทั้งนี้ก็เพื่อให้การพยากรณ์มีความถูกต้องและคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

1.2 หากต้องการนำวิธีการวิจัยในเรื่องนี้ไปใช้ ควรศึกษาโซลาร์เซลล์ที่นำมาใช้ก่อนว่าเป็นโซลาร์เซลล์ชนิดใด เนื่องจากโซลาร์เซลล์แต่ละชนิดมีประสิทธิภาพการผลิตที่ไม่เท่ากัน

1.3 ผลการคำนวณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์รูฟท็อปในครั้งนี้ เป็นผลการศึกษาที่พิกัดละติจูด 16.861 องศาเหนือ ลองจิจูด 100.183 องศาตะวันออก ดังนั้นหากผู้สนใจมีแนวคิดที่จะติดตั้งโซลาร์รูฟท็อปแต่พิกัดห่างจากจุดพิกัดที่กล่าวมาข้างต้น ผู้สนใจควรทำการศึกษาใหม่โดยอาศัยขั้นตอนวิธีการในวิทยานิพนธ์เรื่องนี้ได้

1.4 เนื่องจากข้อมูลตัวแปรอิสระด้านอุตุนิยมวิทยาของกรมอุตุนิยมวิทยาในประเทศไทยมีจำนวนข้อมูลจำกัด ดังนั้นหากมีความจำเป็นต้องอาศัยข้อมูลตัวแปรอิสระด้านอุตุนิยมวิทยาจากแหล่งข้อมูลอื่นที่ไม่ใช่ข้อมูลของกรมอุตุนิยมวิทยา ควรศึกษาความน่าเชื่อถือของแหล่งข้อมูลนั้นก่อน

## 2. ข้อเสนอแนะการวิจัยครั้งต่อไป

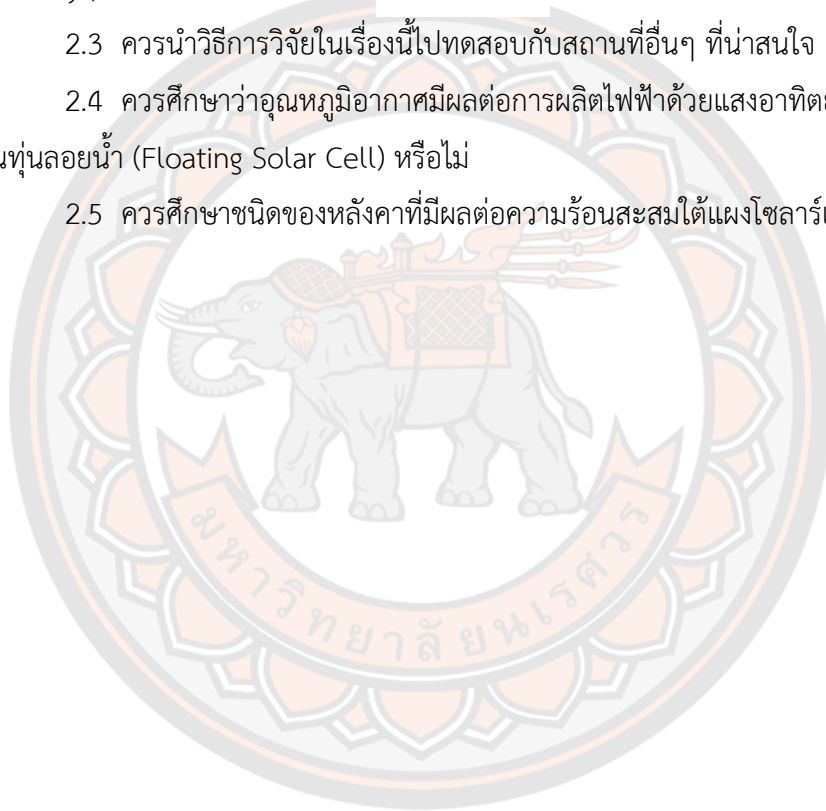
2.1 ควรศึกษาการใช้ตัวแปรอิสระอื่นๆ ที่มีอิทธิพลต่อค่ารังสีอาทิตย์ เช่น ฝุ่น PM2.5 เกาของตัวตึก ทิศทางลม เป็นต้น

2.2 ควรศึกษาการพยากรณ์รังสีอาทิตย์ด้วยวิธีการอื่น เช่น ฟัซซี่ (Fuzzy), นิวโรฟัซซี่ (Neuro Fuzzy), การตัดสินใจแบบต้นไม้ (Decision Tree) เป็นต้น

2.3 ควรนำวิธีการวิจัยในเรื่องนี้ไปทดสอบกับสถานที่อื่นๆ ที่น่าสนใจ

2.4 ควรศึกษาว่าอุณหภูมิอากาศมีผลต่อการผลิตไฟฟ้าด้วยแสงอาทิตย์ประเภทโซลาร์เซลล์บนทุ่นลอยน้ำ (Floating Solar Cell) หรือไม่

2.5 ควรศึกษาชนิดของหลังคาที่มีผลต่อความร้อนสะสมใต้แผงโซลาร์เซลล์



# บรรณานุกรม



## บรรณานุกรม

- [1] วิกฤตีสถานการณ์พลังงานไฟฟ้า. (2555, 25 มิถุนายน). *วอยซ์ออนไลน์*. สืบค้นจาก <https://www.voicetv.co.th/read/42764>
- [2] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. (2561). *สัดส่วนการซื้อเพลิงผลิตพลังงานไฟฟ้าในระบบของ กฟผ. ปี 2561*. สืบค้น 19 กันยายน 2561, จาก [https://www.egat.co.th/index.php?option=com\\_content&view=article&id=2455&Itemid=116](https://www.egat.co.th/index.php?option=com_content&view=article&id=2455&Itemid=116)
- [3] สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน. (2561). *การเสวนาแลกเปลี่ยนประเด็น (Open Forum) และรับทราบข้อเสนอแนะเกี่ยวกับแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้า (Power Development Plan) ของประเทศไทย PDP ฉบับใหม่*. สืบค้น 19 กันยายน 2561, จาก [http://www.eppo.go.th/images/Information\\_service/NEWS/2018/04Apr/PDP\\_30-4-2018.pdf](http://www.eppo.go.th/images/Information_service/NEWS/2018/04Apr/PDP_30-4-2018.pdf)
- [4] สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน. (2558). *แผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย พ.ศ. 2558-2579 (PDP2015)*. สืบค้น 19 กันยายน 2561, จาก [http://www.eppo.go.th/images/POLICY/PDF/PDP\\_TH.pdf](http://www.eppo.go.th/images/POLICY/PDF/PDP_TH.pdf)
- [5] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. (ม.ป.ป.). *กราฟและสถิติรายปี*. สืบค้น 19 กันยายน 2561, จาก [https://www.egat.co.th/index.php?option=com\\_content&view=article&id=76&Itemid=116](https://www.egat.co.th/index.php?option=com_content&view=article&id=76&Itemid=116)
- [6] การประกาศแผนการปฏิรูปประเทศ. (2561, 6 เมษายน). *ราชกิจจานุเบกษา*, 135(24ก). สืบค้น 19 กันยายน 2561, จาก [http://www.ratchakitcha.soc.go.th/DATA/PDF/2561/A/024\\_3/1.PDF](http://www.ratchakitcha.soc.go.th/DATA/PDF/2561/A/024_3/1.PDF)
- [7] เสริม จันทร์ฉาย. (2557). *รังสีอาทิตย์*. นครปฐม: เพชรเกษมการพิมพ์.
- [8] กิตติ วิสุทธธีรตันกุล. (บรรณาธิการ). (2562, พฤษภาคม-มิถุนายน). *โซลาร์ภาคประชาชน. Green Network*, 2019(93). สืบค้น 11 สิงหาคม 2562, จาก [https://drive.google.com/file/d/1hRdWgHsop231\\_kh42f2haoU33K5av2NT/view](https://drive.google.com/file/d/1hRdWgHsop231_kh42f2haoU33K5av2NT/view)
- [9] สมพร เรื่องสินชัยวานิช. (2560). *การประมาณผลประหยัดสำหรับการอนุรักษ์พลังงานไฟฟ้า*. กรุงเทพฯ: ทริปเพิ้ล เอ็ดดูเคชั่น.

- [10] กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2560). *สรุปผลการตรวจวัดข้อมูลความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ในประเทศไทย ปี พ.ศ. 2560*. สืบค้น 19 กันยายน 2561, จาก [http://www.dede.go.th/ewt\\_news.php?nid=562&filename=index](http://www.dede.go.th/ewt_news.php?nid=562&filename=index)
- [11] ศิริพงษ์ เวทการ. (2559). *การพยากรณ์ปริมาณความเข้มแสงอาทิตย์สำหรับโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์โดยโครงข่ายประสาทเทียม*. (วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ). เชียงใหม่: มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- [12] จักรพันธ์ นันทพันธ์กุล, และบุญยัง ปลั่งกลาง. (2558). วิเคราะห์การเพิ่มความแม่นยำในการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์รังสีแสงอาทิตย์ด้วย Levenberg-Marquardt Algorithm. ใน วิรัชย์ โรยรินรินทร์ (บ.ก.), *การประชุมสัมมนาเชิงวิชาการรูปแบบพลังงานทดแทนสู่ชุมชนแห่งประเทศไทยครั้งที่ 8* (น. 128-131). ปทุมธานี: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี.
- [13] ธาตรี มากมี, ปฐมาภรณ์ ศรีผดุงธรรม, และอุสาคัญ บุญบำรุง. (2555). การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์. ใน นิรันดร์ ภาชนะทิพย์ (บ.ก.), *การประชุมวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 50: สาขาสถาปัตยกรรมศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์* (น. 44-51). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- [14] Wattan, R., Pattharapanithchai, S. & Janjai, S. (2018). Global Luminous Efficacy Models on Vertical Surfaces for General Sky. *Veridian E-Journal, Science and Technology Silpakorn University*, 5(6), 37-48. Retrieved from <https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/VESTSU/article/view/159871/115499>
- [15] อนุชา ดีผาง และพรหมชัย สุพรรณ. (2561). การเพิ่มประสิทธิภาพแผงโซลาร์เซลล์โดยวิธีปรับมุมแผงติดตามดวงอาทิตย์เป็นช่วงเวลาร่วมกับการระบายความร้อนแผงด้วยน้ำ, ใน *การประชุมวิชาการและนำเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ ราชธานีวิชาการ ครั้งที่ 3* (น. 1165-1171). อุบลราชธานี: มหาวิทยาลัยราชธานี.
- [16] เกียรติศักดิ์ พรรณจำปา, รุ่งเพชร ก่องนอก และบุญยัง ปลั่งกลาง. (2560). การศึกษาผลกระทบจากอุณหภูมิโดยรอบที่ส่งผลต่อการผลิตพลังงานไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์. *วารสารเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้า*, 1(1), 32-35.
- [17] พิระวุฒิ ชินวรรังสี, ศศิวิมล ทรงไตร, ญัฐกานต์ อุดมเดชาณัติ, ทรงเกียรติ กิตติสนธิรักษ์, อัคริน หงษ์สิงห์ทอง, ทวีวัฒน์ กระจ่างสังข์,...กอบศักดิ์ ศรีประภา. (2558). การประเมินสมรรถนะและความคุ้มค่าของระบบผลิตไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์แบบหลายเทคโนโลยีที่ติดตั้งบนหลังคาในประเทศไทย. *วิศวกรรมลาดกระบัง*, 32(2), 19-24.

- [18] Rahimikhoob, A. (2010). Estimating Global Solar Radiation Using Artificial Neural Network and Air Temperature Data in A Semi-Arid Environment. *Renewable Energy*, 35(9), 2131-2135.
- [19] Mejdoul R., Taqi M., & Belouaggadia, N. (2013). Artificial Neural Network Based Prediction Model of Daily Global Solar Radiation in Morocco. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 5(6), 1–10.
- [20] Neelamegam, P. & Amirtham, V.A. (2016). Prediction of Solar Radiation for Solar Systems by Using ANN Models with Different Back Propagation Algorithms. *Journal of Applied Research and Technology*, 14(2016), 206–214. doi.org/10.1016/j.jart.2016.05.001
- [21] Costa Rocha, P.A., Fernandes, J.L., Modolo, A.B., Pontes Lima, R.J., Vieira da Silva, M.E., & Dias Bezerra, C.A. (2019). Estimation of Daily, Weekly and Monthly Global Solar Radiation Using ANNs and A Long Data Set: A Case Study of Fortaleza, in Brazilian Northeast Region. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 10(2019), 319–334. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/s40095-019-0313-0>
- [22] Jain, D., & Lalwani, M. (2017). A Comparative Study of Prediction of Hourly Slope Irradiation. In *2017 International Conference on Computation of Power, Energy Information and Commuincation (ICCPEIC)* (pp. 486-491). Melmaruvathur, India: Adhiparasakthi Engineering College.
- [23] Shubham & Padmanabh, K. (2017). Solar Power Prediction using Deduced Feature of Visibility Index and Artificial Neural Network. In *2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)* (pp.97-102). Udupi, India: Manipal Institute of Technology (MIT). <https://doi: 10.1109/ICACCI.2017.8125823>.
- [24] Mutaz, T., & Ahmad, A. (2015). Solar Radiation Prediction Using Radial Basis Function Models. In *2015 International Conference on Developments of E-Systems Engineering (DeSE)* (pp.77-82). Duai, United Arab Emirates: The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.

- [25] Anwar, K., & Deshmukh, S. (2018). Assessment and Mapping of Solar Energy Potential Using Artificial Neural Network and GIS Technology in The Southern Part of India. *International Journal of Renewable Energy Research*, 8(2), 974-985.
- [26] Khuffash, K.A., Lamont, L.A., & Abdel-Magid, Y. (2017). Using Artificial Neural Networks to Enhance The Accuracy of The Photovoltaic Simulation Model. In *2017 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2017 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe)* (pp.1-5). Milan, Italy: IEEE.
- [27] Khan, I., Zhu, H., Khana, D., & Panjwanib, M.K. (2017). Photovoltaic Power Prediction by Cascade Forward Artificial Neural Network. In *2017 International Conference on Information and Communication Technologies (ICICT)* (pp.145-149). Karachi, Pakistan: Institute of Business Administration (IBA).
- [28] Siva Krishna Rao K, D.V., Premalatha, M., & Naveen, C. (2018). Analysis of Different Combinations of Meteorological Parameters in Predicting The Horizontal Global Solar Radiation with ANN Approach: A Case Study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 91(2018), pp. 248–258.  
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.096>
- [29] Marzo, A., Trigo-Gonzalez, M., Alonso-Montesinos, J., Martinez-Durbán, M., López, G., Ferrada, P.,... Batlles, F.J. (2017). Daily Global Solar Radiation Estimation in Desert Areas Using Daily Extreme Temperatures and Extraterrestrial Radiation. *Renewable Energy*, 113(2017), 303-311.  
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.01.061>
- [30] Bou-Rabee, M., Sulaiman S.A., Saleh, M.S., & Marafi, S. (2017). Using Artificial Neural Networks to Estimate Solar Radiation in Kuwait. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 72(2017), 434–438.  
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.01.013>
- [31] López, G., Gueymard, C.A., Bosch, J.L., Rapp-Arrarás, I., Alonso-Montesinos, J., Pulido-Calvo, I.,... Barbero, J. (2018). Modeling Water Vapor Impacts on The Solar Irradiance Reaching The Receiver of A Solar Tower Plant by Means of Artificial Neural Networks. *Solar Energy*, 169(2018), 34–39.  
<https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.04.023>



- [32] Liu, L., Liu, D., Sun, Q., Li, H., & Wennersten, R. (2017). Forecasting Power Output of Photovoltaic System Using A BP Network Method. *Energy Procedia* 142 (2017), 780-786. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.12.126>
- [33] Klingler, A.L., & Teichtmann, L. (2017). Impacts of A Forecast-Based Operation Strategy for Grid-Connected PV Storage Systems on Profitability and The Energy System. *Solar Energy*, 158(2017), 861–868. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.10.052>
- [34] Loghmari, i., Timoumi, y., & Messadi, A. (2018). Performance Comparison of Two Global Solar Radiation Models for Spatial Interpolation Purposes. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82(2018), 837–844. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.09.092>
- [35] Malik, H., & Savita. (2016). Application of Artificial Neural Network for Long Term Wind Speed Prediction. In *2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP)* (pp.217-222). Pune, India: Cummins College of Engineering for Women. Retrieved from DOI: 10.1109/CASP.2016.7746168
- [36] Abedin, Z., Barua, M., Paul, S., Akther, S., Chowdhury, R., & Chowdhury, M.S.U. (2017). A Model for Prediction of Monthly Solar Radiation of Different Meterological Locations of Bangladesh Using Artificial Neural Network Data Mining Tool. In *International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)* (pp.692-697). Cox's Bazar, Bangladesh: Chittagong University of Engineering & Technology. Retrieved from DOI: 10.1109/ECACE.2017.7912993
- [37] Jenson, J.I., & Praynlin, E. (2017). Solar Radiation Forecasting Using Artificial Neural Network. In *International Conference on Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT2017)* (pp.1-7). Vellore, India: VIT University Vellore. Retrieved from DOI: 10.1109/IPACT.2017.8244939
- [38] Romero, A.F., Quilumba, F.L., & Arcos, H.N. (2017). Short-Term Active Power Forecasting of a Photovoltaic Power Plant using an Artificial Neural Network. In *IEEE Second Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)* (pp.1-5). Salinas, Ecuador: Institute of Electrical and Electronics Engineers. Retrieved from DOI: 10.1109/ETCM.2017.8247527

- [39] Xue, X. (2017). Prediction of Daily Diffuse Solar Radiation Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Hydrogen Energy*, 42(2017), 28214-28221. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2017.09.150>
- [40] Çelik, Ö., Teke, A., & Yıldırım, H.B. (2016). The Optimized Artificial Neural Network Model with Levenberg-Marquardt Algorithm for Global Solar Radiation Estimation in Eastern Mediterranean Region of Turkey. *Journal of Cleaner Production*, 116(2016), 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.12.082>
- [41] Priya, S.S., & Iqbal, M.H. (2015). Solar Radiation Prediction using Artificial Neural Network. *International Journal of Computer Applications*, 116(16), 28-31.
- [42] Ozoegwu, C.G. (2019). Artificial Neural Network Forecast of Monthly Mean Daily Global Solar Radiation of Selected Locations Based on Time Series and Month Number. *Journal of Cleaner Production*, 216(2019), 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.01.096>
- [43] Chupong, C., & Plangklang, B. (2011). Forecasting Power Output of PV Grid Connected System in Thailand without Using Solar Radiation Measurement. *Energy Procedia*, 9(2011), 230-237. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2011.09.024>
- [44] Marrugo, N., & Amaya, D. (2017). Behavior Prediction Algorithm of Solar Radiation and Temperature in Cajicá, Colombia. *International Journal of Renewable Energy Research*, 7(2), 629-635.
- [45] Kumar, N., Sinha, U.K., Sharma, S.P., & Nayak, Y.K. (2017). Prediction of Daily Global Solar Radiation using Neural Networks with Improved Gain Factors and RBF Networks. *International Journal of Renewable Energy Research*, 7(3), 1235-1244.
- [46] Charuchittipan, D., Choosri, P., Janjai, S., Buntoung, S., Nunez, M., & Thongrasmee, W. (2018). A Semi-Empirical Model for Estimating Diffuse Solar Near Infrared Radiation in Thailand Using Ground- and Satellite-Based Data for Mapping Applications. *Renewable Energy*, 117(2018), 175-183. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.10.045>

- [47] Halabi, L.M., Mekhilef, S., & Hossain, M. (2018). Performance Evaluation of Hybrid Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Models for Predicting Monthly Global Solar Radiation. *Applied Energy*, 213(2018), 247–261.  
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.01.035>
- [48] Campo-Ávila, J.D., Piliouline, M., Morales-Bueno, R., & Mora-López, L. (2019). A Data Mining System for Predicting Solar Global Spectral Irradiance. Performance Assessment in The Spectral Response Ranges of Thin-Film Photovoltaic Modules. *Renewable Energy*, 133(2019), 828-839.  
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.10.083>
- [49] Khosravi, A., Koury, R.N.N., Machado, L., & Pabon, J.J.G. (2018). Prediction of Hourly Solar Radiation in Abu Musa Island Using Machine Learning Algorithms. *Journal of Cleaner Production*, 176(2018), 63-75.  
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.12.065>
- [50] Koo, C., Li, W., Cha, S.H., & Zhang, S. (2019). A Novel Estimation Approach for The Solar Radiation Potential with Its Complex Spatial Pattern Via Machine-Learning Techniques. *Renewable Energy*, 133(2019), 575 - 592.  
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.10.066>
- [51] รัตนาพร อินทรพานิชย์ และวรณี มังคละศิริ. (2560). การสร้างสมการพยากรณ์การใช้พลังงานด้วยการวิเคราะห์การควบคุมกระบวนการเชิงสถิติ : กรณีศึกษา โรงงานผลิตเครื่องเสียง ติตรถยนต์. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, 25(5), 893-905.
- [52] กิตติศักดิ์ คงสีไพร, เกரியงศักดิ์ ไกรกิจราษฎร์, และสมพร เรืองสินชัยวานิช. (2560). การพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าโดยใช้การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงเส้น. ใน ศิริสุภา เอมหยวก (บ.ก.), การประชุมวิชาการระดับชาติพิบูลสงครามวิจัย ครั้งที่ 3 กลุ่มวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (น. 237-246). พิษณุโลก: มหาวิทยาลัยราชภัฏพิบูลสงคราม.
- [53] ฐกฤต ปานชลธิบ. (2013). การพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย โดยวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียม. *วารสารวิทยาศาสตร์ประยุกต์*, 12(2), 58-67.
- [54] ภัทรพร ทองน้อม และภควัต ลำจวน. (2558). การพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันที่ส่งผลต่อน้ำท่วมฉับพลันในลุ่มแม่น้ำชายฝั่งทะเลตะวันออก (รายงานผลการวิจัย). ชลบุรี: มหาวิทยาลัยบูรพา.

- [55] Paun, D., & Paun, C.A. (2017). The Impact of Renewable Energy on The Price of Energy in Romania. *International Journal of Renewable Energy Research*, 7(2), 540-546.
- [56] Torkzadeh, R., Anaraki, A.S., Mirzaei, A., & Sehhati, M.R. (2014). Medium Term Load Forecasting in Distribution Systems Based on Multi Linear Regression & Principal Component Analysis: A Novel Approach A Case-Study in Distribution System of Yazd City, Iran. In *The 19th Electrical Power Distribution Conference*, (pp. 66-70). Tehran, Iran: Niroo Research Institute. Retrieved from DOI: 10.1109/EPDC.2014.6867500
- [57] Yang, H., Liu, L., Zhou, H., & Gao, T. (2016). Multivariate Statistic Methods for Predicting Electricity Consumption of Beijing. In *42<sup>nd</sup> Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society* (pp. 7197-7202). Florence, Italy: Institute of Electrical and Electronic Engineering. Retrieved from DOI: 10.1109/IECON.2016.7794043
- [58] Siddiqui, R., & Bajpai, U. (2012). Deviation in The Performance of Solar Module under Climatic Parameter as Ambient Temperature and Wind Velocity in Composite Climate. *International Journal of Renewable Energy Research*, 2(3), 486-490.
- [59] Yue, Y., Sun, J., Liu, X., Ren, D., Liu, Q., Xiao, X., & Lu, L. (2018). Spatial Analysis of Dengue Fever and Exploration of Its Environmental and Socio-Economic Risk Factors Using Ordinary Least Squares: A Case Study in Five Districts of Guangzhou City, China, 2014. *International Journal of Infectious Diseases*, 75(2018), 39–48. <https://doi.org/10.1016/j.ijid.2018.07.023>
- [60] Montes, C.E., & Cortez, P.S. (2016). Solar Heating System to Reduce Friaie in High Andean Homes. *International Journal of Renewable Energy Research*, 6(4), 1537-1544.
- [61] Smart, W.M. (1971). *Spherical Astronomy*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- [62] Bernard, R., Menguy, G., & Schwartz, M. (1980). *Le Rayonnement Solaire: Conversation Thermique et Applications*. Paris, France: Technique & Documentation.

- [63] Duffie, J.A., & Beckman, W.A. (1991). *Solar Engineering of Thermal Processes*. New York, USA: John Wiley&Sons.
- [64] Lunde, P.J. (1980). *Solar Thermal Engineering*. New York, USA: Wiley.
- [65] Leckner B. (1978). The Spectral Distribution of Solar Radiation at The Earth's Surface Elements of The Model. *Solar Energy*, 20(2), pp. 143-150.  
[https://doi.org/10.1016/0038-092X\(78\)90187-1](https://doi.org/10.1016/0038-092X(78)90187-1)
- [66] Iqbal M. (1983). *An Introduction of Solar Radiation*. New York, USA: Academic Press.
- [67] Kondratyev K.Y. (1999). *Climate Effects of Aerosols and Clouds*. Berlin, Germany: Springer.
- [68] Ångström, A. (1929). On The Atmospheric Transmission of Sun Radiation and on Dust in The Air. *Geografiska Annaler*. 2(1929), 156-166.  
<https://doi.org/10.1080/20014422.1929.11880498>
- [69] Janjai S., Kumharn W., & Laksaboonsong J. (2003). Determination of Angstrom's Turbidity Coefficient Over Thailand. *Renewable Energy*, 28, 1685-1700.  
[https://doi.org/10.1016/S0960-1481\(03\)00010-7](https://doi.org/10.1016/S0960-1481(03)00010-7)
- [70] Janjai S., Laksaboonsong J., Nunez M., & Thongsathitya A. (2005). Development of A Method for Generating Operational Solar Radiation Maps from Satellite Data for A Tropical Environment. *Solar Energy*, 78, 739-751.  
<https://doi.org/10.1016/j.solener.2004.09.009>
- [71] Paltridge G.W., & Platt C.M.R. (1976). *Radiative Processes in Meteorology and Climatology*. New York, USA: Elsevier Scientific Publishing Company.
- [72] Janjai S., Masiri I., Pattarapanitchai S., & Laksaboonsong J. (2013). Mapping Global Solar Radiation from Long-Term Satellite Data in The Tropics Using An Improved Model. *International Journal of Photoenergy*, vol. 2013, 1-11.  
<https://doi.org/10.1155/2013/210159>
- [73] Black J.N. (1956). The Distribution of Solar Radiation Over The Earth's Surface. *Archives für Meteorology. Geophysik and Bioklimatologie*, 7, 165-189.  
<https://doi.org/10.1007/BF02243320>
- [74] Gueymard C.A. (1993). Analysis of Monthly Average Solar Radiation and Bright Sunshine for Different Thresholds at Cape Canaveral, Florida. *Solar Energy*, 51(2), 139-145. [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(93\)90075-Y](https://doi.org/10.1016/0038-092X(93)90075-Y)

- [75] Supit I., & Van Kapple R.R. (1988). A Simple Method to Estimate Global Radiation. *Solar Energy*, 63(3), 147-160. [https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(98\)00068-1](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(98)00068-1)
- [76] Bristow, K.L., & Campbell G.S. (1984). On The Relationship Between Incoming Solar Radiation and Daily Maximum and Minimum Temperature. *Agricultural and Forestry Meteorology*, 31(2), 159 – 166. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(84\)90017-0](https://doi.org/10.1016/0168-1923(84)90017-0)
- [77] กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน, กระทรวงพลังงาน. (2554). *หลักสูตรเทคโนโลยีการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ โครงการพัฒนาบุคลากรด้านเทคโนโลยีพลังงานแสงอาทิตย์*. กรุงเทพฯ: กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน, กระทรวงพลังงาน.
- [78] ลีโอนิกส์. (ม.ป.ป.). *แผงโซลาร์เซลล์*. สืบค้น 5 พฤศจิกายน 2561, จาก <http://www.leonics.co.th/html/th/aboutpower/greenway12.php>
- [79] เคแอลซี ไบรท์. (ม.ป.ป.). *แผงโซลาร์เซลล์ เลือกแบบไหนดี โมโน กับ โพลี หรืออะมอร์ฟัส*. สืบค้น 5 พฤศจิกายน 2561, จาก <https://www.klcbright.com/solarcellpanel-mono-poly-thinfilm.php>
- [80] Rashid, M.H. (2011). *Power Electronics Handbook*. 3<sup>rd</sup>ed. Massachusetts, USA: Elsevier.
- [81] Kalogirou, S.A. (2014). *Solar Energy Engineering Processing and Systems*. 2<sup>nd</sup> Ed. USA: Elsevier.
- [82] ทะนงเกียรติ เกียรติศิริโรจน์. (2559). *ระบบระบายความร้อนด้วยอากาศในโซลาร์เซลล์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิตกำลังไฟฟ้า*. สืบค้น 11 พฤษภาคม 2562, จาก <http://www.clinictech.most.go.th/online/techlist/attachmFile/20172251157371.pdf>
- [83] พยุง มีสัจ. (2555). *ระบบพีซซีและโครงข่ายประสาทเทียม*. กรุงเทพฯ: ศูนย์ผลิตตำราเรียน มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- [84] วิกิพีเดีย. (2560). *โครงข่ายประสาทเทียม*. สืบค้น 9 พฤศจิกายน 2561. จาก <https://th.wikipedia.org/wiki/โครงข่ายประสาทเทียม>.
- [85] วรารุช วุฒิวิณิชย์. (ม.ป.ป.). *Artificial Neuron Networks*. สืบค้น 9 พฤศจิกายน 2561. จาก <http://irre.ku.ac.th/pubart/PubArt/39-ann.pdf>
- [86] วิชิต หล่อจีระชุนท์กุล และจิราวัลย์ จิตรถเวช. (2548). *เทคนิคการพยากรณ์*. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ: โครงการส่งเสริมเอกสารวิชาการสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.

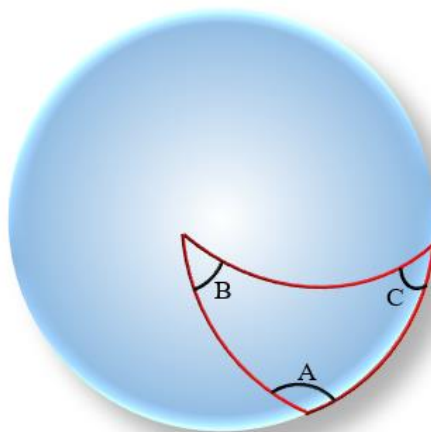
- [87] จิราวัลย์ จิตรถเวช. (2558). *การวิเคราะห์การถดถอย*. กรุงเทพฯ: โครงการส่งเสริมเอกสารวิชาการ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.
- [88] ทศนีย์ ชังเทศ และสมภพ ถาวรยิ่ง. (2530). *การวิเคราะห์การถดถอยสหสัมพันธ์*. กรุงเทพฯ: โรงพิมพ์มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- [89] ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2542). *การวิเคราะห์การถดถอย*. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- [90] The Weather Company, An IBM Business. (n.d.). *Weather Underground*. Retrieved 19 September 2018, from <https://www.wunderground.com>
- [91] NREL. (n.d.). *Solar Calendars*. Retrieved 19 September 2018, from <https://midcdmz.nrel.gov/apps/cal.pl?site=BS>
- [92] Bureau of Meteorology. (n.d.). *Climate Data Online*. Retrieved 19 September 2018, from <http://www.bom.gov.au/climate/data/>
- [93] Hinkle D.E., William W., & Stephen G.J. (1998). *Applied Statistics for The Behavior Sciences*. 4<sup>th</sup> ed. New York: Houghton Mifflin.
- [94] Wikipedia. (2021). *Köppen Climate Classification*. Retrieved 16 April 2021, from [https://en.wikipedia.org/wiki/K%C3%B6ppen\\_climate\\_classification](https://en.wikipedia.org/wiki/K%C3%B6ppen_climate_classification)
- [95] เลซ่า. (ม.ป.ป.). *ความชื้นสัมพัทธ์*. สืบค้น 16 เมษายน 2564, จาก <http://www.lesa.biz/earth/atmosphere/humidity>
- [96] ภูมิศาสตร์กายภาพประเทศไทย. (ม.ป.ป.). สืบค้น 16 เมษายน 2564, จาก <https://sites.google.com/site/phumisastrkayphaphprathesthiy/home/laksna-phumi-xakas>
- [97] Sun, Y., Chen, S., Xie, L., Hong, R., & Shen, H. (2014). Investigating The Impact of Shading Effect on The Characteristics of a Large-Scale Grid-Connected PV Power Plant in Northwest China. *International Journal of Photoenergy*, 2014, 1-9. <https://doi.org/10.1155/2014/763106>
- [98] Green Rhino Energy. (n.d.). *Impact of Shading*. Retrieved 11 May 2019, from <http://www.greenrhinoenergy.com/solar/performance/shading.php>
- [99] Goswami, D.Y., Kreith, F., & Kreider, J.F. (1999). *Principles of Solar Engineering*. 2<sup>nd</sup> Ed. Philadelphia, USA. George H. Buchanan.
- [100] Quaschnig, V., & Hanitsch, R. (1995). Shade Calculations in Photovoltaic Systems. *The International Solar Energy Society* (pp. 1-5), Harare, Zimbabwe, Elsevier.





### ความสัมพันธ์ระหว่างด้านและมุมของสามเหลี่ยมผิวทรงกลม

ถ้ามีสามเหลี่ยม  $ABC$  บนผิวทรงกลมที่ประกอบไปด้วยด้านที่เป็นส่วนโค้งของวงกลม คือ  $\widehat{AB}$ ,  $\widehat{BC}$  และ  $\widehat{CA}$  โดยมีมุมภายในเป็น  $\widehat{CAB}$ ,  $\widehat{ABC}$  และ  $\widehat{BCA}$  ดังแสดงในภาพ 54 [8]



ภาพ 54 สามเหลี่ยมผิวทรงกลม  $ABC$

และจากทฤษฎีทางเรขาคณิต สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างด้านกับมุมของสามเหลี่ยม  $ABC$  ได้ดังนี้

1. สูตรโคซายน์ (Cosine Formula) เขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\cos \widehat{BC} = \cos \widehat{AB} \cos \widehat{AC} + \sin \widehat{AB} \sin \widehat{AC} \cos \widehat{BAC} \quad (90)$$

$$\cos \widehat{AC} = \cos \widehat{AB} \cos \widehat{BC} + \sin \widehat{AB} \sin \widehat{BC} \cos \widehat{ABC} \quad (91)$$

$$\cos \widehat{AB} = \cos \widehat{BC} \cos \widehat{AC} + \sin \widehat{BC} \sin \widehat{AC} \cos \widehat{BCA} \quad (92)$$

2. สูตรซายน์ (Sine Formula) เขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\frac{\sin \widehat{BAC}}{\sin \widehat{BC}} = \frac{\sin \widehat{ABC}}{\sin \widehat{AC}} = \frac{\sin \widehat{BCA}}{\sin \widehat{AB}} \quad (93)$$

### วิธีการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS

สำหรับตัวอย่างขั้นตอนวิธีการสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS จะใช้ข้อมูลของอำเภอเมืองพิษณุโลก ประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 จำนวนข้อมูล (n) 72 ข้อมูล ทั้งนี้ตัวแปรอิสระ ได้แก่ เดคลิเนชัน ( $\delta$ ), มุมชั่วโมง ( $\omega$ ) และอุณหภูมิอากาศสูงสุด ( $T_m$ ) โดยกลุ่มตัวแปรอิสระเหล่านี้จะใช้สำหรับการพยากรณ์ค่าความเข้มรังสีอาทิตย์แบบรายปักษ์ ( $Y$ ) ซึ่งเป็นตัวแปรตาม ดังนั้นรูปแบบของสมการการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเขียนได้เป็น

$$Y = b_0 + b_1\delta + b_2\omega + b_3T_m \quad (94)$$

โดยผลการเก็บรวบรวมข้อมูลตัวแปรต่างๆ ได้ค่าดังนี้  $\sum Y = 1245.808$ ,  $\sum \delta = 23.320$   
 $\sum \omega = 342.395$ ,  $\sum T_m = 2382.659$ ,  $\sum (Y \cdot \delta) = 1800.550$ ,  $\sum (Y \cdot \omega) = 5926.796$ ,  
 $\sum (Y \cdot T_m) = 41500.38$ ,  $\sum \delta^2 = 19268.720$ ,  $\sum \omega^2 = 1970.141$ ,  $\sum T_m^2 = 79178.398$ ,  
 $\sum (\delta \cdot \omega) = 457.968$ ,  $\sum (\delta \cdot T_m) = 1745.005$ ,  $\sum (\omega \cdot T_m) = 11354.552$

ซึ่งจากข้อมูลทั้งหมดจัดให้อยู่ในรูปกลุ่มสมการได้เป็น

$$\sum Y = nb_0 + b_1\sum \delta + b_2\sum \omega + b_3\sum T_m \quad (95)$$

$$\sum (\delta \cdot Y) = b_0\sum \delta + b_1\sum \delta^2 + b_2\sum (\delta \cdot \omega) + b_3\sum (\delta \cdot T_m) \quad (96)$$

$$\sum (\omega \cdot Y) = b_0\sum \omega + b_1\sum (\delta \cdot \omega) + b_2\sum \omega^2 + b_3\sum (\omega \cdot T_m) \quad (97)$$

$$\sum (T_m \cdot Y) = b_0\sum T_m + b_1\sum (\delta \cdot T_m) + b_2\sum (\omega \cdot T_m) + b_3\sum T_m^2 \quad (98)$$

และจากกลุ่มสมการ (95) – (98) สามารถจัดใหม่ให้อยู่ในรูปสมการเมทริกซ์ได้เป็น

$$\begin{bmatrix} n & \sum \delta & \sum \omega & \sum T_m \\ \sum \delta & \sum \delta^2 & \sum (\delta \cdot \omega) & \sum (\delta \cdot T_m) \\ \sum \omega & \sum (\delta \cdot \omega) & \sum \omega^2 & \sum (\omega \cdot T_m) \\ \sum T_m & \sum (\delta \cdot T_m) & \sum (\omega \cdot T_m) & \sum T_m^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y \\ \sum (\delta \cdot Y) \\ \sum (\omega \cdot Y) \\ \sum (T_m \cdot Y) \end{bmatrix} \quad (99)$$

แทนค่าตัวเลขลงไปในสมการเมทริกซ์ (99) ได้เป็น

$$\begin{bmatrix} 72 & 23.320 & 342.395 & 2382.659 \\ 23.320 & 19268.720 & 457.968 & 1745.005 \\ 342.395 & 457.968 & 1970.141 & 11354.552 \\ 2382.659 & 1745.005 & 11354.552 & 79178.398 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1245.808 \\ 1800.550 \\ 5926.796 \\ 41500.38 \end{bmatrix} \quad (100)$$

จากสมการ (100) หาค่า  $b_0, b_1, b_2$  และ  $b_3$  ของระบบสมการเชิงเส้นด้วยวิธีการกำจัดแบบเกาส์-จอร์แดน (Gauss-Jordan Elimination) โดยมีขั้นตอนดังนี้

1. จากสมการเมทริกซ์ (100) จัดให้อยู่รูปเมทริกซ์แต่งเต็มได้เป็น

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 72 & 23.320 & 342.395 & 2382.659 & 1245.808 \\ 23.320 & 19268.720 & 457.968 & 1745.005 & 1800.550 \\ 342.395 & 457.968 & 1970.141 & 11354.552 & 5926.796 \\ 2382.659 & 1745.005 & 11354.552 & 79178.398 & 41500.38 \end{array} \right] \quad (101)$$

2. จากสมการเมทริกซ์ (101) ทำให้สมาชิกแถวที่ 1 หลักที่ 1 มีค่าเป็น 1 ด้วยการนำค่า 72 หารตลอดแถวที่ 1

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0.324 & 4.755 & 33.092 & 17.303 \\ 23.320 & 19268.720 & 457.968 & 1745.005 & 1800.550 \\ 342.395 & 457.968 & 1970.141 & 11354.552 & 5926.796 \\ 2382.659 & 1745.005 & 11354.552 & 79178.398 & 41500.38 \end{array} \right] \quad (102)$$

3. จากสมการเมทริกซ์ (102) ทำให้สมาชิกแถวที่ 2, 3 และ 4 หลักที่ 1 มีค่าเป็น 0 ด้วยการ

- 3.1 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 2 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 1 ที่คูณด้วย 23.320
- 3.2 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 3 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 1 ที่คูณด้วย 342.395
- 3.3 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 4 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 1 ที่คูณด้วย 2382.659

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0.324 & 4.755 & 33.092 & 17.303 \\ 0 & 19261.164 & 347.081 & 973.300 & 1397.044 \\ 0 & 347.032 & 342.053 & 24.017 & 2.335 \\ 0 & 973.023 & 25.008 & 331.446 & 273.231 \end{array} \right] \quad (103)$$

4. จากสมการเมทริกซ์ (103) ทำให้สมาชิกแถวที่ 2 หลักที่ 2 มีค่าเป็น 1 ด้วยการนำค่า 19261.164 หารตลอดแถวที่ 2

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0.324 & 4.755 & 33.092 & 17.303 \\ 0 & 1 & 0.018 & 0.051 & 0.073 \\ 0 & 347.032 & 342.053 & 24.017 & 2.335 \\ 0 & 973.023 & 25.008 & 331.446 & 273.231 \end{array} \right] \quad (104)$$

5. จากสมการเมทริกซ์ (104) ทำให้สมาชิกแถวที่ 1, 3 และ 4 หลักที่ 2 มีค่าเป็น 0 ด้วยการ

5.1 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 1 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 2 ที่คูณด้วย 0.324

5.2 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 3 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 2 ที่คูณด้วย 347.032

5.3 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 4 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 2 ที่คูณด้วย 973.023

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0 & 4.749 & 33.075 & 17.279 \\ 0 & 1 & 0.018 & 0.051 & 0.073 \\ 0 & 0 & 335.806 & 6.318 & -22.998 \\ 0 & 0 & 7.494 & 281.822 & 202.200 \end{array} \right] \quad (105)$$

6. จากสมการเมทริกซ์ (105) ทำให้สมาชิกแถวที่ 3 หลักที่ 3 มีค่าเป็น 1 ด้วยการนำค่า 335.806 หารตลอดแถวที่ 3

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0 & 4.749 & 33.075 & 17.279 \\ 0 & 1 & 0.018 & 0.051 & 0.073 \\ 0 & 0 & 1 & 0.019 & -0.068 \\ 0 & 0 & 7.494 & 281.822 & 202.200 \end{array} \right] \quad (106)$$

7. จากสมการเมทริกซ์ (106) ทำให้สมาชิกแถวที่ 1, 2 และ 4 หลักที่ 3 มีค่าเป็น 0 ด้วยการ

7.1 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 1 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 3 ที่คูณด้วย 4.749

7.2 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 2 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 3 ที่คูณด้วย 0.018

7.3 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 4 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 3 ที่คูณด้วย 7.494

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0 & 0 & 32.985 & 17.602 \\ 0 & 1 & 0 & 0.051 & 0.074 \\ 0 & 0 & 1 & 0.019 & -0.068 \\ 0 & 0 & 0 & 281.680 & 202.710 \end{array} \right] \quad (107)$$

8. จากสมการเมทริกซ์ (107) ทำให้สมาชิกแถวที่ 4 หลักที่ 4 มีค่าเป็น 1 ด้วยการนำค่า 281.680 หารตลอดแถวที่ 4

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0 & 0 & 32.985 & 17.602 \\ 0 & 1 & 0 & 0.051 & 0.074 \\ 0 & 0 & 1 & 0.019 & -0.068 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0.720 \end{array} \right] \quad (108)$$

9. จากสมการเมทริกซ์ (108) ทำให้สมาชิกแถวที่ 1, 2 และ 3 หลักที่ 4 มีค่าเป็น 0 ด้วยการ

9.1 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 1 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 4 ที่คูณด้วย 32.985

9.2 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 2 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 4 ที่คูณด้วย 0.051

9.3 นำสมาชิกตลอดแถวที่ 3 ลบด้วยสมาชิกตลอดแถวที่ 4 ที่คูณด้วย 0.019

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} 1 & 0 & 0 & 0 & -6.147 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0.037 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -0.082 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0.720 \end{array} \right] \quad (109)$$

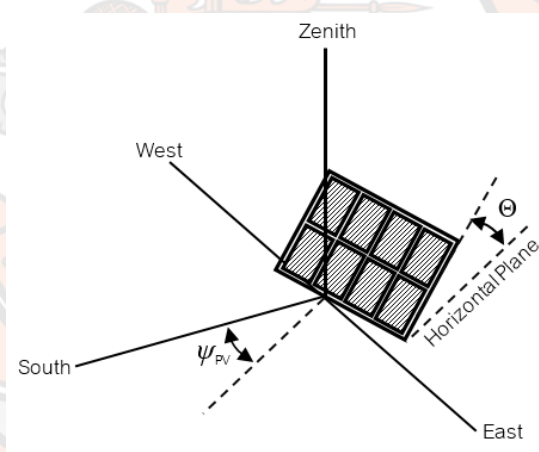
จากสมการเมทริกซ์ (109) ค่า  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $b_2$  และ  $b_3$  ของระบบสมการเชิงเส้นด้วยวิธีการกำจัดแบบเกาส์-จอร์แดน จะได้ว่า  $b_0 = -6.147$ ,  $b_1 = 0.037$ ,  $b_2 = -0.082$  และ  $b_3 = 0.720$

ทั้งนี้เพื่อให้เกิดความแน่ใจในความถูกต้องของค่า  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $b_2$  และ  $b_3$  จึงได้มีการพิสูจน์ความถูกต้องด้วยสมการ  $\sum Y = nb_0 + b_1 \sum \delta + b_2 \sum \omega + b_3 \sum T_m$  ด้วยการแทนค่าตัวเลขลงไปจะได้ผลลัพธ์ คือ  $1245.808 \approx 1467.009$  ซึ่งจะเห็นได้ว่ามีค่าที่ใกล้เคียงกัน ทั้งนี้สาเหตุที่ค่าทั้ง 2 ข้างไม่เท่ากันก็เนื่องมาจากมีการปัดเศษทศนิยมให้เป็น 3 ตำแหน่งตลอดทุกขั้นตอน ส่งผลให้ค่าที่ได้บิดเบือน แต่สำหรับการสร้างสมการพยากรณ์ค่าความเข้มข้นสีอาทิตย์ในบทที่ 5 จะใช้โปรแกรมเอ็กเซล (Excel) ในการสร้างสมการพยากรณ์โดยมีโปรแกรมเกาส์-จอร์แดนช่วยหาค่าคงที่และ

สัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระ ทำให้ไม่ต้องมีการปิดค่าทศนิยมเพื่อเป็นการเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์นั่นเอง

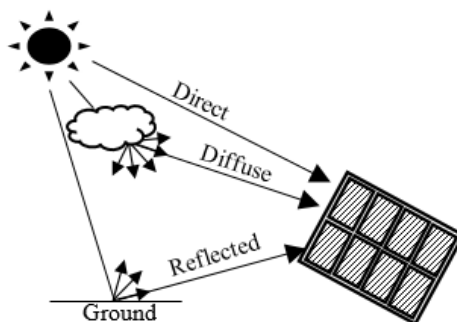
#### การพยากรณ์รังสีอาทิตย์แบบรายชั่วโมงที่ตกบนพื้นผิวเอียง

ทั้งนี้รังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์เปรียบเสมือนรังสีรวม (Total Radiation) ที่ตกกระทบบนพื้นระนาบแนวนอน (Horizontal Plane) เนื่องจากเครื่องวัดความเข้มรังสีอาทิตย์ที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นไพโรนอมิเตอร์ (Pyranometer) ที่มีคุณสมบัติในการตรวจวัดค่าแบบรังสีรวมจากทุกทิศทาง แต่ในความเป็นจริงแผงโซลาร์เซลล์ที่ทำการติดตั้งบนหลังคาจะมีความเอียง (Tilt) ไม่ว่าจะเป็นความลาดชันของแผงโซลาร์เซลล์หรือทิศทางการติดตั้งแผงโซลาร์เซลล์ ทำให้ผลการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าจากโซลาร์เซลล์เกิดความคลาดเคลื่อนได้ ดังนั้นการพยากรณ์กำลังการผลิตไฟฟ้าจึงจำเป็นที่จะต้องตระหนักในเรื่องความลาดชันของแผงโซลาร์เซลล์ (Solar Panel's Slope:  $\Theta$ ) และทิศทางการหันหน้าของแผงโซลาร์เซลล์ (Solar Panel's Azimuth Angle:  $\psi_{PV}$ ) ดังแสดงในภาพ 55



ภาพ 55 ความลาดชันและทิศทางการหันหน้าของแผงโซลาร์เซลล์

ด้วยเหตุนี้จึงต้องแบ่งรังสีรวมบนแผงโซลาร์เซลล์ออกเป็น 3 ประเภท ประกอบด้วย รังสีตรงที่ส่องมายังพื้นผิวหน้าแผงโซลาร์เซลล์ที่มีความเอียง (Direct Radiation on A Tilted Surface of Solar Panel), รังสีกระจายที่ส่องมายังพื้นผิวหน้าแผงโซลาร์เซลล์ที่มีความเอียง (Diffuse Radiation on A Tilted Surface of Solar Panel) และรังสีอาทิตย์ที่ตกกระทบกับวัตถุและถูกสะท้อนจากพื้นผิวที่ส่องมายังพื้นผิวหน้าแผงโซลาร์เซลล์ที่มีความเอียง (Ground Reflected on A Tilted Surface of Solar Panel) [63], [99] ทั้งนี้ลักษณะของรังสีอาทิตย์แต่ละประเภทแสดงไว้ในภาพ 56



ภาพ 56 รังสีตรง, รังสีกระจาย และรังสีสะท้อนบนแผงโซลาร์เซลล์ที่มีความเอียง

และจากภาพ 36 สามารถสร้างสมการของรังสีรวมใหม่ได้เป็น

$$G_{Tilt} = G_{Tilt,D} + G_{Tilt,Dif} + G_{Tilt,Ref} \quad (110)$$

เมื่อ  $G_{Tilt}$  คือ ความเข้มรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์บนพื้นผิวเอียง,  $G_{Tilt,D}$  คือ รังสีตรงบนพื้นผิวเอียง,  $G_{Tilt,Dif}$  คือ รังสีกระจายบนพื้นผิวเอียง และ  $G_{Tilt,Ref}$  คือ รังสีสะท้อนบนพื้นผิวเอียง ทั้งนี้รังสีอาทิตย์ในแต่ละประเภทที่ตกกระทบบนแผงโซลาร์เซลล์ที่มีความเอียงจะมีรูปแบบลักษณะที่แตกต่างกันไป ซึ่งสามารถแยกเป็นสมการย่อยได้ โดยรังสีตรงบนพื้นผิวเอียง ( $G_{Tilt,D}$ ) สามารถหาได้จากสมการ (111)

$$G_{Tilt,D} = (G_D + G_{Dif} A_i) R_d \quad (111)$$

เมื่อ  $G_D$  คือ รังสีตรง,  $G_{Dif}$  คือ รังสีกระจาย,  $A_i$  คือ Anisotropy Index และ  $R_d$  คือ อัตราส่วนของการแผ่รังสีโดยตรงบนพื้นผิวแนวนอนและเอียงของแผงโซลาร์เซลล์ โดยที่รังสีตรงสามารถหาได้จากสมการ (112)-(114)

$$G_D = G_{Forecast} (1 - 0.09k_T) \quad (112)$$

$$G_D = G_{Forecast} (0.9511 - 0.1604k_T + 4.388k_T^2 - 16.638k_T^3 + 12.336k_T^4) \quad (113)$$

$$G_D = 0.165 \quad (114)$$

เมื่อ  $G_{\text{Forecast}}$  คือ ความเข้มรังสีอาทิตย์ที่ได้จากการพยากรณ์ และ  $k_T$  คือ ดัชนีท้องฟ้าแจ่มใสแบบรายชั่วโมง ทั้งนี้ถ้าผล  $k_T \leq 0.22$  การหาค่า  $G_D$  จะใช้สมการ (112), ถ้าผล  $0.22 < k_T \leq 0.80$  การหาค่า  $G_D$  จะใช้สมการ (113) และถ้าผล  $k_T > 0.8$  การหาค่า  $G_D$  จะใช้สมการ (114) โดยค่าดัชนีท้องฟ้าแจ่มใสแบบรายชั่วโมง ( $k_T$ ) สามารถหาได้จากสมการ (115)

$$k_T = \frac{G_{\text{Forecast}}}{I_o} \quad (115)$$

เมื่อ  $I_o$  คือ รังสีอาทิตย์นอกโลกที่สามารถหาได้จากสมการ (116)

$$I_o = I_{sc} E_o \quad (116)$$

เมื่อ  $I_{sc}$  คือ ค่าคงที่ของแสงอาทิตย์ที่วัดโดยองค์กร NASA ที่ได้รับค่าคงที่ของแสงอาทิตย์ไว้ที่  $1,353 \text{ W/m}^2$  ( $1,353 \text{ W} = 4.8708 \text{ MJ/hr.}$ )( $\pm 1.6\%$ )

และเนื่องจากรังสีอาทิตย์ที่สะท้อนจากพื้นดินมีค่าน้อยมากๆ การหาค่ารังสีกระจาย ( $G_{\text{Dif}}$ ) จึงสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$G_{\text{Dif}} = G_{\text{Forecast}} - G_D \quad (117)$$

ส่วนค่า anisotropy index ( $A_i$ ) สามารถหาได้จากสมการ

$$A_i = \frac{G_D}{I_o} \quad (118)$$

และอัตราส่วนของการแผ่รังสีโดยตรงบนพื้นผิวแนวนอนและเอียงของแผงโซลาร์เซลล์ ( $R_d$ ) หาได้จากสมการ

$$R_d = \frac{\cos\theta}{\cos\theta_z} \quad (119)$$

เมื่อ  $\theta$  คือ มุมตกกระทบของแสงอาทิตย์ และ  $\theta_z$  มุมเซนนิธ โดยที่  $\cos\theta$  และ  $\cos\theta_z$  สามารถหาได้จากสมการดังต่อไปนี้



$$\cos\theta = \sin\delta \sin\phi \cos\Theta - \sin\delta \cos\phi \sin\Theta \cos\psi_{pV} + \cos\delta \cos\phi \cos\Theta \cos\omega \quad (120)$$

$$+ \cos\delta \sin\phi \sin\Theta \cos\psi_{pV} \cos\omega + \cos\delta \sin\Theta \sin\psi_{pV} \sin\omega$$

$$\cos\theta_z = \cos\phi \cos\delta \cos\omega + \sin\phi \sin\delta \quad (121)$$

เมื่อ  $\phi$  คือ ตำแหน่งพิกัดละติจูดของพื้นที่ทำการศึกษ

ส่วนรังสีกระจายบนพื้นผิวเอียง ( $G_{Tilt,Dif}$ ) สามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$G_{Tilt,Dif} = G_{Dif} (1 - A_i) \left( \frac{1 + \cos\Theta}{2} \right) \left( 1 + f \sin^3 \left( \frac{\Theta}{2} \right) \right) \quad (122)$$

เมื่อ  $f$  คือ Modulating Factor ที่สามารถหาได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$f = \sqrt{\frac{G_D}{G_{Forecast}}} \quad (123)$$

และสำหรับรังสีสะท้อนบนพื้นผิวเอียง ( $G_{Tilt,Ref}$ ) สามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$G_{Tilt,Ref} = G_{Forecast} \rho_g \left( \frac{1 - \cos\Theta}{2} \right) \quad (124)$$

เมื่อ  $\rho_g$  มีค่าประมาณ 0.2 สำหรับพื้นหญ้า และมีค่าประมาณ 0.8 สำหรับพื้นที่ปกคลุมด้วยหิมะ

อย่างไรก็ตามค่า  $G_{Tilt}$  เป็นเพียงรังสีรวมที่ตกกระทบบนพื้นผิวแผงโซลาร์เซลล์ที่มีพื้นเอียงเท่านั้น ซึ่งยังขาดปัจจัยในเรื่องของเงาที่ตกกระทบบนแผงโซลาร์เซลล์ที่ส่งผลให้รังสีรวมที่ตกกระทบบนพื้นผิวแผงโซลาร์เซลล์ที่มีพื้นเอียงลดลงกว่าเดิม ซึ่งการลดลงของปริมาณรังสีตรงที่มีเงาตกกระทบบนแผงโซลาร์เซลล์ สามารถหาได้จากสมการดังนี้ [100]

$$G_{Tilt,D,Sh} = (1 - f_d) \cdot G_{Tilt,D} \quad (125)$$

เมื่อ  $G_{Tilt,D,Sh}$  คือ รังสีตรงบนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง,  $f_d$  คือ แฟคเตอร์การลดรังสีตรงที่สามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$f_d = \frac{A_{Sh}}{A_{pV}} \quad (126)$$

เมื่อ  $A_{pV}$  คือ พื้นที่แผงโซลาร์เซลล์ และ  $A_{Sh}$  คือ พื้นที่การเกิดเงาบนแผงโซลาร์เซลล์ สำหรับการลดลงของปริมาณรังสีกระจายที่มีเงาตกกระทบบนแผงโซลาร์เซลล์สามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$G_{Tilt,Dif,Sh} = (1 - f_{dif}) \cdot G_{Tilt,Dif} \quad (127)$$

เมื่อ  $G_{Tilt,Dif,Sh}$  คือ รังสีกระจายบนพื้นผิวเอียงที่มีเงาบัง,  $f_{dif}$  แฟคเตอร์การลดรังสีกระจายที่สามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$f_{dif} = \frac{G_{\Delta}}{G_{Tilt,Dif}} \quad (128)$$

เมื่อ  $G_{\Delta}$  คือ รังสีกระจายที่ผ่านส่วนการเกิดเงาของซีกโลก ซึ่งสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$G_{\Delta} = \iint_{shade} L(\psi, \alpha) \cos\theta \cos\alpha d\alpha d\psi \quad (129)$$

สำหรับรูปแบบรังสีกระจายของ Isotropic Sky,  $L(\psi, \alpha)$  คือ ค่าคงที่ทั้งหมดของ Sky Directions

## ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ-นามสกุล	กิตติศักดิ์ คงสีไพร
วัน เดือน ปี เกิด	
ที่อยู่ปัจจุบัน	
ที่ทำงานปัจจุบัน	คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏพิบูลสงคราม
ตำแหน่งหน้าที่ปัจจุบัน	อาจารย์
ประวัติการศึกษา	วศ.ม. วิศวกรรมไฟฟ้า
ผลงานตีพิมพ์	Khongseeprai, K., Wangngon, B., & Ruangsinchaiwanich, S. (2022). Prediction Photovoltaic Rooftop Energy based on Artificial Neural Network related with a Solar Site Survey. GMSARN International Journal, 17(4), 1-4.

