

วิธีการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าของระบบ  
เซลล์แสงอาทิตย์โดยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ

THE METHOD TO IMPROVE ACCURACY OF THE PHOTOVOLTAIC SYSTEMS  
POWER GENERATION PREDICTION MODEL BY PRECISENESS FUNCTION  
LEARNING MODEL



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2564

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ KMITL-2021-EN-D-018-012  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

THE METHOD TO IMPROVE ACCURACY OF THE PHOTOVOLTAIC SYSTEMS  
POWER GENERATION PREDICTION MODEL BY PRECISENESS FUNCTION  
LEARNING MODEL



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
DOCTOR OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING  
SCHOOL OF ENGINEERING  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2021

KMITL-2021-EN-D-018-012

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2021**

**SCHOOL OF ENGINEERING**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	วิธีการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์โดยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ
นักศึกษา	นายเอกวัฒน์ บุพิ
รหัสประจำตัว	59601022
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2564
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.สุรศักดิ์ เนียมเจริญ

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มุ่งเน้นการพัฒนาความแม่นยำของผลการผลิตไฟฟ้าจากแบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์เพื่อเป็นส่วนช่วยในการบริหารจัดการพลังงานไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ให้มีการใช้พลังงานได้อย่างเหมาะสมและมีประสิทธิภาพสูงสุด โดยวิทยานิพนธ์นี้จะนำเสนอวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ ด้วยเหตุที่ยังมีความคลาดเคลื่อนอยู่ค่อนข้างมากจากแบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าเมื่อเปรียบเทียบกับการผลิตไฟฟ้าจริง จึงมีการคิดวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองขึ้นมา โดยการสร้างรูปแบบสมการประมาณค่าที่เหมาะสมกับรูปแบบการกระจายตัวของการผลิตไฟฟ้าจริงจากการเลือกรูปแบบสมการแบบอัตโนมัติ หลังจากนั้นนำสมการที่สร้างขึ้นหารด้วยค่าการผลิตไฟฟ้าจริง จะได้ค่าคอร์เรคชันแพคเตอร์เพื่อนำไปคูณกับผลลัพธ์การจำลองการผลิตไฟฟ้าและจากผลคูณนั้นทำให้แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีความแม่นยำในการจำลองการผลิตไฟฟ้าเพิ่มมากขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับการผลิตไฟฟ้าจริง วิธีการปรับปรุงนี้เป็นการหาคอร์เรคชันแพคเตอร์แบบอัตโนมัติเพื่อลดระยะเวลาในการประมวลผลจากการหาคอร์เรคชันแพคเตอร์ด้วยตัวเองเมื่อข้อมูลการผลิตไฟฟ้าจริงมีจำนวนเพิ่มขึ้นและรูปแบบการกระจายตัวของข้อมูลเปลี่ยนแปลงไปจากเดิม เพื่อให้ได้ความแม่นยำของแบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ที่พัฒนานี้ให้มากขึ้น ฐานข้อมูลของกระบวนการนี้ควรมีอย่างน้อยหนึ่งปี นอกจากนี้หากจำนวนข้อมูลการผลิตไฟฟ้าจริงมีมากขึ้นจะส่งผลให้แบบจำลองมีความแม่นยำเพิ่มมากขึ้นตามไปด้วย ผลการเปรียบเทียบค่าการผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นกับค่าที่จริงที่บันทึกได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp ในประเทศไทย พบว่ามีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยประมาณ 1.26%

<b>Thesis</b>	The Method to Improve Accuracy of the photovoltaic systems power generation prediction model by preciseness function learning model
<b>Student</b>	Mr. Aekkawat Bupi
<b>Student ID.</b>	59601022
<b>Degree</b>	Doctor of Engineering
<b>Program</b>	Electrical Engineering
<b>Year</b>	2021
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Surasak Niemcharoen

### ABSTRACT

This thesis is focused on the development of an accuracy of the power output from solar PV power output prediction model in order to improve the management of electricity generated from PV system for optimal energy use and maximum efficiency. This thesis presents a method to improve the accuracy of the PV power output prediction model with a precision function learning model. Due to the discrepancies of an electricity generated by prediction model compared with the power output from real PV system. A method to improve the accuracy was developed by generating an estimation equation which suitable for the distribution of the actual power output from the automatic selection of the equation. After that, the developed equation was divided by the actual power output value in order to obtain the correction factor and multiply that value with the power output of simulation result. Therefore, the model is more accurate in simulating power output compared to actual power output values. This improved method automates the determination of the correction factor to reduce the processing time from manual correction of the correction factor. As the number of actual power generation data increases and the distribution pattern of the data changes. In order to obtain the accuracy of the model, the database of this process should be at least one year. Therefore, if the data of actual power output increased, the accuracy also increased accordingly. By comparing the output results between the developed model and data measured from a 12 MWp PV system installed in Thailand. It was found that, the power output has an average deviation of 1.26%.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความรู้ความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษาและผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ได้แก่ รองศาสตราจารย์ ดร. สุรศักดิ์ เนียมเจริญ รองศาสตราจารย์ ดร.วิสุทธิ ฐิติรุ่งเรือง นักวิจัยจากศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (NECTEC) ได้แก่ ดร. กอบศักดิ์ ศรีประภา นางสาวศศิวิมล ทรงไตร นักวิจัยจากศูนย์เทคโนโลยีพลังงานแห่งชาติ (ENTEC) ได้แก่ ดร. ทรงเกียรติ กิตติสนธิรักษ์ นายพีรภูมิ ชินวรรังสี ที่ให้คำปรึกษาชี้แนะแนวทางและการแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้นในงานวิจัย ตลอดจนให้ความรู้ อบรมสั่งสอน ทั้งเรื่องเรียนและบอกเล่าประสบการณ์เพื่อเป็นแนวทางในการเรียนและการดำเนินชีวิต จนบรรลุตามเป้าหมายที่ตั้งใจไว้ด้วยดีทุกประการ

ขอขอบคุณโครงการทุนสถาบันบัณฑิตวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ (TGIST) ที่ช่วยสนับสนุนในการศึกษาระดับดุษฎีบัณฑิต จนจบการศึกษา

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ที่ทุ่มเทร่างกายแรงใจ สนับสนุนข้าพเจ้าทั้งในด้านการเรียน และให้กำลังใจในยามที่ท้อแท้ จนทำให้วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

สำหรับคุณประโยชน์อันพึงเกิดจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ ขอมอบให้แก่คณาจารย์ที่เคารพทุกท่าน และคณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ซึ่งเป็นสถานที่ที่ให้ความรู้ และประสบการณ์ในการทำวิจัยจนกระทั่งจบการศึกษา

เอกวัฒน์ บุพิ

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VI
สารบัญรูป.....	VII
รายการสัญลักษณ์.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 เซลล์แสงอาทิตย์.....	4
2.1.1 หลักการทำงานของเซลล์แสงอาทิตย์.....	4
2.1.2 เทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ที่นิยมใช้ในปัจจุบัน.....	4
2.2 วงจรทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์.....	6
2.3 ระบบเซลล์แสงอาทิตย์.....	10
2.4 ปัจจัยที่มีผลต่อการสูญเสียพลังงานไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์.....	12
2.5 การประเมินประสิทธิภาพระบบเซลล์แสงอาทิตย์.....	13
2.5.1 ข้อมูลจากการวัดจริงจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์.....	13
2.5.2 ข้อมูลจากการคำนวณ.....	13
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย.....	15
3.1 ลำดับการดำเนินการวิจัย.....	15
3.2 แบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์.....	15
3.3 แบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ.....	20

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.4 การดำเนินการปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้า ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ.....	26
3.5 การทดสอบแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์ แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ.....	29
3.6 รายละเอียดของพื้นที่เป้าหมายสำหรับการทดสอบ.....	30
บทที่ 4 ผลการวิจัย และอภิปรายผล.....	32
4.1 ผลทดสอบการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์รายวัน.....	32
4.2 ผลทดสอบการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์รายเดือน...	34
4.3 ผลทดสอบการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ตามฤดูกาล	37
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย.....	40
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	40
5.1.1 ทำการทดสอบแบบจำลองกับระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp..	40
เอกสารอ้างอิง.....	42
ภาคผนวก.....	47
ภาคผนวก ก ผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์ และเผยแพร่.....	48
ประวัติผู้เขียน.....	79

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 ค่าอุดมคติของไดโอดตามเทคโนโลยีของเซลล์แสงอาทิตย์.....	18
ตารางที่ 3.2 รูปแบบฟังก์ชันเพื่อดำเนินการค้นหาค่า factor.....	22
ตารางที่ 3.3 ตัวอย่างค่า R-square ของรูปฟังก์ชันจากกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve-fitting).....	23
ตารางที่ 3.4 ค่า R-square ของรูปฟังก์ชันจากกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve-fitting).....	28
ตารางที่ 3.5 คุณสมบัติทางไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์.....	31
ตารางที่ 4.1 ผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองเปรียบเทียบกับค่าที่วัดจริง รายวัน...	33
ตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบผลการผลิตไฟฟ้าและค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง รายเดือน.....	36
ตารางที่ 4.3 เปรียบเทียบผลการผลิตไฟฟ้าและค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ตามฤดูกาล.....	38

## สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 2.1 กระบวนการเกิดกระแสไฟฟ้าขึ้นภายในเซลล์แสงอาทิตย์.....	4
รูปที่ 2.2 ตัวอย่างเทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ที่นิยมใช้ในปัจจุบัน.....	5
รูปที่ 2.3 ผลลัพธ์ของเทคโนโลยีที่แตกต่างกันของแผงเซลล์แสงอาทิตย์.....	6
รูปที่ 2.4 วงจรสมมูลหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์.....	6
รูปที่ 2.5 ผลกระทบของความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่มีต่อคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์ แสงอาทิตย์.....	7
รูปที่ 2.6 ผลกระทบของอุณหภูมิที่มีต่อคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์.....	8
รูปที่ 2.7 ผลกระทบของค่าความต้านทานอนุกรมที่มีต่อคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์ แสงอาทิตย์.....	9
รูปที่ 2.8 การผลิตกระแสไฟฟ้าด้วยระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในรูปแบบต่าง ๆ.....	10
รูปที่ 2.9 ตัวอย่างระบบเซลล์แสงอาทิตย์บนผิวน้ำ (Floating solar system).....	11
รูปที่ 2.10 ระบบผลิตไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตามดวงอาทิตย์ (Solar Tracking System) .....	12
รูปที่ 3.1 แผนภาพลำดับการดำเนินการวิจัย.....	15
รูปที่ 3.2 วงจรสมมูลหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์.....	16
รูปที่ 3.3 คุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ (I-V curve) จากความสัมพันธ์ กระแสไฟฟ้าแรงดันไฟฟ้า และกำลังไฟฟ้า.....	18
รูปที่ 3.4 การเชื่อมต่อวงจรของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp.....	19
รูปที่ 3.5 แผนภาพลำดับการประมวลผลของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้า ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์.....	20
รูปที่ 3.6 โครงสร้างของแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model).....	21
รูปที่ 3.7 ตัวอย่างรูปฟังก์ชันของฐานข้อมูลของแบบจำลองในรูปแบบที่แตกต่างกัน.....	23
รูปที่ 3.8 โครงสร้างวิธีการเรียนรู้ของแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model).....	24
รูปที่ 3.9 โครงสร้างของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์ แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model).....	26
รูปที่ 3.10 การปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบ เซลล์แสงอาทิตย์.....	28

## สารบัญรูป (ต่อ)

	หน้า
รูปที่ 3.11 ผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ.....	29
รูปที่ 3.12 ระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp.....	30
รูปที่ 4.1 ผลลัพธ์เปรียบเทียบการผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ ในสภาพอากาศแจ่มใส มีเมฆเบาบาง.....	32
รูปที่ 4.2 ผลลัพธ์เปรียบเทียบการผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ ในสภาพอากาศแปรปรวน มีเมฆเปลี่ยนแปลงแบบฉับพลัน.....	33
รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ รายเดือน.....	34
รูปที่ 4.4 เปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าจริงที่วัดได้ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ตามฤดูกาล.....	37
รูปที่ 4.5 ผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ.....	38

## รายการสัญลักษณ์

$I$	คือ	กระแสไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (A)
$I_{ph}$	คือ	กระแสไฟฟ้าแสงจากความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ (A)
$I_d$	คือ	กระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านไดโอด (A)
$I_0$	คือ	กระแสไฟฟ้าไบอัสอิมิตวย้อนกลับ (A)
$V_L$	คือ	แรงดันไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (V)
$R_s$	คือ	ค่าความต้านทานอนุกรม ( $\Omega$ )
$R_{sh}$	คือ	ค่าความต้านทานขนาน ( $\Omega$ )
$n$	คือ	ค่าอุดมคติของไดโอดตามเทคโนโลยีของเซลล์แสงอาทิตย์
$T_m$	คือ	อุณหภูมิแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (Kelvin)
$q$	คือ	ประจุอิเล็กตรอน $1.602 \times 10^{-19}$ C
$k$	คือ	ค่าคงที่ของ Boltzmann $1.380 \times 10^{-23}$ J/Kelvin
$I_{sc}$	คือ	กระแสไฟฟ้าขณะลัดวงจร (A)
$V_{oc}$	คือ	แรงดันไฟฟ้าขณะเปิดวงจร (V)
$P_i$	คือ	ค่ากำลังงาน (kW)
$\sum \tau$	คือ	ผลรวมทั้งหมดตลอดระยะเวลาในการเก็บข้อมูล
$\tau_r$	คือ	ระยะเวลาในการสุ่มตรวจข้อมูล (Hours)
$\tau_f$	คือ	ระยะเวลาในการเก็บข้อมูล (Hours)
$A_c$	คือ	พื้นที่ของเซลล์แสงอาทิตย์
$P_{DC}$	คือ	ค่ากำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ (kW)
$P_o$	คือ	ค่ากำลังไฟฟ้าติดตั้งสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ (kWp)
$G_{STC}$	คือ	ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่ $STC = 1 \text{ kW/m}^2$
$E_{i,\tau}$	คือ	พลังงานแสงอาทิตย์ ( $\text{kWh/m}^2$ )
$E_{r,\tau}$	คือ	พลังงานแสงอาทิตย์ต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่ ( $\text{kWh}$ )
$E_{A,\tau}$	คือ	พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ( $\text{kWh}$ )
$E_{GRID,\tau}$	คือ	พลังงานไฟฟ้าก่อนเข้าโครงข่าย ( $\text{kWh}$ )
$Y_{A,\tau}$	คือ	พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อกำลังการติดตั้ง ( $\text{kWh/kWp}$ )
$Y_{r,\tau}$	คือ	พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ทางทฤษฎี ( $\text{kWh/kWp}$ )
$Y_{f,\tau}$	คือ	พลังงานไฟฟ้าใช้จริงที่ผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ ( $\text{kWh/kWp}$ )

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## รายการสัญลักษณ์ (ต่อ)

PR	คือ	สมรรถนะของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ (kWh/kW <sub>p</sub> )
G	คือ	ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ (W/m <sup>2</sup> )
G <sub>ref</sub>	คือ	ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่ STC (W/m <sup>2</sup> )
μ <sub>sc</sub>	คือ	สัมประสิทธิ์อุณหภูมิของกระแสไฟฟ้า
T <sub>ref</sub>	คือ	อุณหภูมิแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ STC (Kelvin)
I <sub>sc, ref</sub>	คือ	กระแสไฟฟ้าขณะลัดวงจรที่ STC (A)
V <sub>oc, ref</sub>	คือ	แรงดันไฟฟ้าขณะเปิดวงจรที่ STC (V)
E <sub>g</sub>	คือ	ค่าช่องว่างแถบพลังงานของเซลล์แสงอาทิตย์ (eV)
P <sub>m</sub>	คือ	กำลังไฟฟ้าสูงสุดที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (Wp)
V <sub>m</sub>	คือ	แรงดันไฟฟ้าสูงสุดที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (V)
I <sub>m</sub>	คือ	กระแสไฟฟ้าสูงสุดที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (A)

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การนำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์มาประยุกต์ใช้ในปัจจุบันนั้น เนื่องจากในการปฏิบัติงานจริงไม่สามารถที่จะทำการทดลองหรือปรับเปลี่ยนกระบวนการทำงานได้ แบบจำลองจึงช่วยทำให้ได้รับข้อมูลในเชิงลึกนำไปใช้ให้เกิดประโยชน์ไม่ว่าจะเป็นทางการศึกษาหรือทางธุรกิจได้ โดยส่วนสำคัญของแบบจำลองนั้น คือความแม่นยำในการประมวลผลผลลัพธ์ ถ้าแบบจำลองมีความแม่นยำต่ำ จะทำให้เกิดผลเสียมากกว่าประโยชน์ต่องานที่ได้ นำแบบจำลองมาประยุกต์ใช้ ดังที่กล่าวมาข้างต้นงานวิจัยนี้จึงให้ความสำคัญต่อความแม่นยำของผลลัพธ์จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ และในปัจจุบันเทคโนโลยีการผลิตไฟฟ้าด้วยเซลล์แสงอาทิตย์ได้รับการติดตั้งเพื่อทดแทนแหล่งพลังงานไฟฟ้าต่าง ๆ สำหรับการใช้งาน เช่น เครื่องใช้ภายในบ้าน สาธารณูปโภค ชุดแบตเตอรี่ภายนอก และเครื่องกำเนิดไฟฟ้า เป็นต้น ขั้นตอนที่สำคัญที่สุดหลังจากการติดตั้งระบบเซลล์แสงอาทิตย์คือการบำรุงรักษาและการตรวจสอบความผิดปกติของระบบเมื่อใช้ทำงานเป็นระยะเวลาหนึ่ง หากเราประเมินการผลิตพลังงานไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ได้ เราจะสามารถตรวจสอบความผิดปกติของระบบได้โดยการเปรียบเทียบข้อมูลที่วัดได้กับข้อมูลจากแบบจำลองเพื่อการบริหารจัดการพลังงานไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ให้มีการใช้พลังงานได้อย่างเหมาะสม มีประสิทธิภาพ และทำให้เกิดประโยชน์สูงสุด ความแม่นยำของข้อมูลจึงเป็นปัจจัยสำคัญเพื่อการจัดการข้อมูลพลังงานอย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้นงานวิจัยนี้จะนำเสนอวิธีการปรับปรุงแบบจำลองการทำนายค่าการผลิตไฟฟ้าจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ให้แม่นยำมากขึ้น

นักวิจัยหลายท่านในปัจจุบันได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ตั้งแต่การจำลองแบบแผงเดียวไปจนถึงการจำลองระบบของเซลล์แสงอาทิตย์ แบบจำลองส่วนใหญ่ประกอบด้วยอินพุตสองอินพุต คือ อุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และค่าความเข้มแสงอาทิตย์ การวิจัยในการสร้างแบบจำลองส่วนใหญ่เป็นการวิเคราะห์ห้วงจรสมมูลแบบไดโอดเดี่ยว [1–18] แบบจำลองเหล่านี้มีพารามิเตอร์ 5 ตัว ได้แก่ กระแสไฟฟ้าแสง ค่าในอุดมคติตามเทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ ความต้านทานแบบขนาน กระแสไฟฟ้าไบโอส้อมย้อนกลับของไดโอด และความต้านทานแบบอนุกรม ในการศึกษาจำนวนมาก ความแม่นยำของข้อมูลได้รับการปรับปรุงหลังจากจำลองข้อมูลจากแบบจำลอง ด้วยวิธีการต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น การปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้ตัวแปรถ่วงน้ำหนัก (weight parameter) ที่ได้จากข้อมูลจริงที่วัดได้จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ระยะเวลา 1 ปี [5] วิธีนี้ทำให้แบบจำลองมีความแม่นยำมากขึ้นโดยการสร้างสมการโพลีโนเมียลจากฐานข้อมูล สมการนี้เป็นรูปแบบหนึ่งของกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve-fitting) งานวิจัยต่อมาได้แสดงวิธีการถ่วงน้ำหนักเชิง

เส้นสำหรับแบบจำลองการคาดการณ์พลังงานเซลล์แสงอาทิตย์ [6] วิธีนี้จะอัปเดตข้อมูลแบบจำลองโดยใช้สมการเชิงเส้นเพื่อให้ได้ผลลัพธ์สุดท้าย จากการศึกษาหลายงานวิจัยเกี่ยวกับการปรับปรุงความแม่นยำของฐานข้อมูลแต่ละวิธี [5–9] มีจุดแข็งที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับพฤติกรรมการกระจายตัวของฐานข้อมูล ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงรวมจุดแข็งของแต่ละวิธี และพัฒนาเป็นวิธีใหม่ในการปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล ให้แบบจำลองมีความแม่นยำมากขึ้นเพื่อการตรวจสอบ ประเมิน บริหารจัดการข้อมูลให้เกิดประโยชน์สูงสุด

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. ศึกษาพฤติกรรมการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
2. ศึกษาแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
3. ศึกษาวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง
4. สร้างแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
5. สร้างแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) เพื่อปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์

## 1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

แบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์สร้างโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ภาษาซีพลัสพลัส (C++) โดยแบบจำลองแบบหนึ่งแผงเซลล์แสงอาทิตย์จะแสดงผลออกมาในรูปของพฤติกรรมคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ (I-V curve) และนำผลลัพธ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดเข้าสมการการเชื่อมต่อของระบบเพื่อให้ได้ผลการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ การปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) แบบจำลองที่นำเสนอจะทำการเลือกอัตโนมัติจากรูปแบบฟังก์ชันการปรับเส้นโค้งที่เหมาะสมจากการลากผ่านข้อมูลในแต่ละจุดของพฤติกรรมการกระจายตัวทั้งหมดของฐานข้อมูล เพื่อนำฟังก์ชันที่ได้มาเป็นแพ็คเกจในการปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล และแบบจำลองที่นำเสนอจะทำการเพิ่มข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำแล้วลงในฐานข้อมูล เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองในทุกการประมวลผลให้สูงขึ้นอีกด้วย

## 1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

แบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์สร้างมาจากทฤษฎีวิเคราะห์วงจรสมมูลแบบหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์ให้ออกมาในรูปสมการ เพื่อนำไปสร้างเป็นแบบจำลองโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ภาษาซีพลัสพลัส (C++) ในหลายงานวิจัย การปรับปรุงความแม่นยำข้อมูลใช้

กระบวนการการปรับเส้นโค้งในรูปแบบใดรูปแบบหนึ่งเท่านั้น [5–9] โดยในแต่ละรูปแบบจะมีลักษณะของเส้นโค้งที่เหมาะสมขึ้นอยู่กับพฤติกรรมการกระจายตัวของฐานข้อมูล โดยวิธีการใหม่ที่พัฒนาขึ้นมา คือ การนำรวมจุดแข็งของวิธีการปรับเส้นโค้งในหลากหลายรูปแบบ เพื่อให้ครอบคลุมในการปรับเส้นโค้งของพฤติกรรมการกระจายตัวของฐานข้อมูลในทุกรูปแบบ จึงทำให้สามารถปรับปรุงแบบจำลองให้มีความแม่นยำ และมีประสิทธิภาพในการประมวลผลสูงขึ้น

## 1.5 ขอบเขตการวิจัย

1. ศึกษาพฤติกรรมการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
2. ศึกษาแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
3. ศึกษาวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง
4. ดำเนินการสร้างแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
5. ดำเนินการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) เพื่อปรับปรุงความแม่นยำ
6. ทดสอบแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ เปรียบเทียบกับค่าการผลิตไฟฟ้าจริงของพื้นที่เป้าหมาย

## 1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

เนื้อหาวิทยานิพนธ์สามารถแบ่งออกเป็น 5 บท มีรายละเอียดดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึงความเป็นมา วัตถุประสงค์ สมมติฐาน ขั้นตอนในการดำเนินการวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เพื่อทำความเข้าใจในภาพรวมทั้งหมดของงานวิจัย

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง กล่าวถึงหลักการพื้นฐานของเซลล์แสงอาทิตย์ ระบบเซลล์แสงอาทิตย์ และรวมถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อการผลิตไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย กล่าวถึงกระบวนการออกแบบและที่มาของการสร้างแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ และแบบจำลองแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model)

บทที่ 4 ผลการวิจัยและอภิปรายผล กล่าวถึง ผลการทดสอบและวิเคราะห์การเปรียบเทียบค่าการผลิตไฟฟ้าของผลลัพธ์จากแบบจำลองที่นำเสนอ กับข้อมูลการผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ในเงื่อนไขต่าง ๆ

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ กล่าวถึง การสรุปผลการวิจัยโดยรวมที่ได้จากบทที่ 4 เพื่อให้เกิดความเข้าใจและชัดเจนต่อผลการวิจัยที่เกิดขึ้น

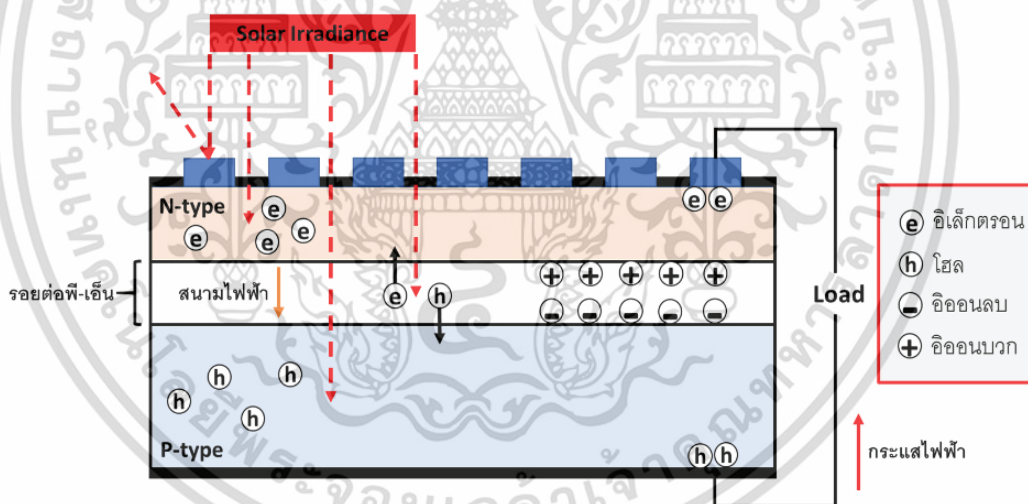
## บทที่ 2

### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 เซลล์แสงอาทิตย์

##### 2.1.1 หลักการทำงานของเซลล์แสงอาทิตย์

โครงสร้างพื้นฐานของเซลล์แสงอาทิตย์มาจากรอยต่อแบบพี-เอ็น มีลักษณะโครงสร้างและคุณสมบัติทางไฟฟ้าเช่นเดียวกับไดโอดในขณะที่ไม่ได้รับการกระตุ้นด้วยแสง แต่เมื่อมีแสงมาตกกระทบบที่บริเวณรอยต่อพี-เอ็น จะเกิดอิเล็กตรอนอิสระขึ้นในแถบความนำ และเกิดโฮลขึ้นในแถบวาเลนซ์ จากผลของสนามไฟฟ้าที่เกิดขึ้นเนื่องจากกำแพงศักย์ ทำให้อิเล็กตรอนเคลื่อนที่ไปทิศทางตรงข้ามกับสนามไฟฟ้า และโฮลเคลื่อนที่ไปทิศทางเดียวกันกับสนามไฟฟ้าเกิดเป็นกระแสไฟฟ้า กระแสไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะออกมาภายนอกได้เมื่อเชื่อมต่อแหล่งรับพลังงานที่เหมาะสม ปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นเรียกว่า “ผลของโฟโตโวลตาอิก” เซลล์แสงอาทิตย์จึงสามารถเปลี่ยนพลังงานแสงมาเป็นพลังงานไฟฟ้าได้ แสดงดังรูปที่ (2.1)



รูปที่ 2.1 กระบวนการเกิดกระแสไฟฟ้าขึ้นภายในเซลล์แสงอาทิตย์ [27]

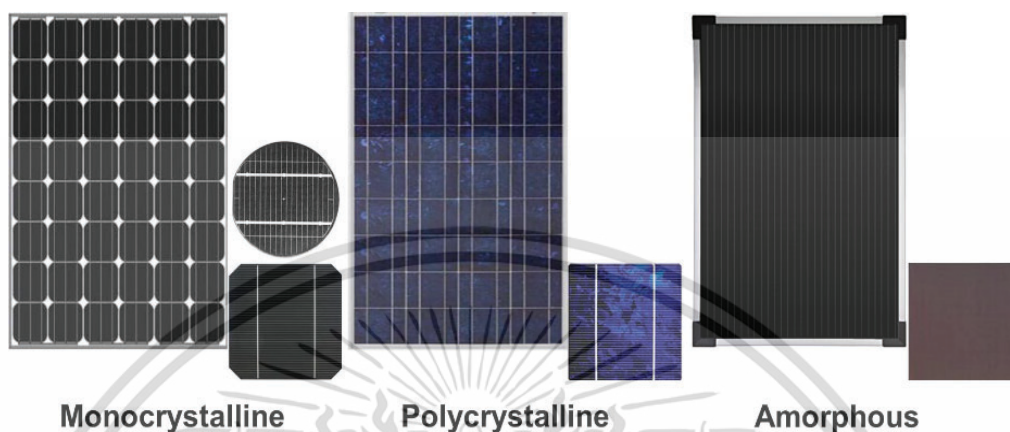
##### 2.1.2 เทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ที่นิยมใช้ในปัจจุบัน

เซลล์แสงอาทิตย์สามารถจำแนกออกมาตามวัสดุที่สร้างได้เป็นสามประเภทใหญ่ ชนิดของเซลล์แสงอาทิตย์ที่นิยมใช้ในปัจจุบัน สามารถแบ่งตามวัสดุที่ใช้ ได้แก่

เซลล์แสงอาทิตย์ Monocrystalline Silicon มีลักษณะเซลล์เป็นได้ทั้งสี่เหลี่ยมจัตุรัสและวงกลม และเซลล์มีสีดำเงา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เซลล์แสงอาทิตย์ Polycrystalline Silicon ลักษณะเซลล์เป็นสีน้ำเงิน มีลายเป็นกระ ๑  
เซลล์แสงอาทิตย์ Amorphous Silicon เป็นเซลล์แสงอาทิตย์ฟิล์มบาง เซลล์มีสีดำด้าน



รูปที่ 2.2 ตัวอย่างเทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ที่นิยมใช้ในปัจจุบัน [27-29]

โดยเทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน และมีรายละเอียดดังนี้  
Monocrystalline silicon [27-29] เป็นเทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ที่เก่าแก่ที่สุด ปัจจุบันด้วยเทคโนโลยีนี้ทำให้เซลล์แสงอาทิตย์มีประสิทธิภาพการทำงานที่สูงกว่า 25% ในสภาวะการทำงานที่ห้องปฏิบัติการ แต่ในสภาวะการนำออกไปใช้งานจริง ประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์จะลดลงเล็กน้อย โดยมีค่าเท่ากับ 15-22% ขึ้นอยู่กับโครงสร้างของเซลล์แสงอาทิตย์

Polycrystalline silicon [27-29] เป็นอีกเทคโนโลยีหนึ่งที่เกิดจากผลึกซิลิคอน ในอดีตได้มีการทดสอบในห้องปฏิบัติการ และบันทึกค่าประสิทธิภาพได้ต่ำกว่า 15% แม้ว่าในปัจจุบันจะมีประสิทธิภาพถึง 22.3% ในสภาวะการทำงานที่ห้องปฏิบัติการ แต่สำหรับประสิทธิภาพการผลิตไฟฟ้าจริงอยู่ในช่วง 14 - 20% แม้ระดับประสิทธิภาพจะต่ำกว่า แต่ต้นทุนการผลิตและการสูญเสียของผลึกซิลิคอนที่ใช้นานน้อยกว่า เมื่อเทียบกับเทคโนโลยี Monocrystalline silicon

HIT (Heterostructure with intrinsic thin layer) [27-29] เป็นเซลล์ผสมซึ่งโดยทั่วไปจะรวมซิลิคอนแบบผลึกกับซิลิคอนที่ไม่ใช่ผลึก เซลล์เหล่านี้รวมข้อดีของผลึกซิลิคอน เช่น ประสิทธิภาพสูงและความเสถียรสูง และข้อดีของ amorphous silicon เช่น สามารถทำงานได้ดีกว่าแผงชนิดอื่น ๆ ในอุณหภูมิสูง ดังนั้นเซลล์เหล่านี้จึงมีประสิทธิภาพสูงกว่า 23.7% ดังนั้นแผงเซลล์ HIT จึงสามารถผลิตกำลังไฟฟ้าได้มากกว่าเทคโนโลยีอื่น ๆ

รายละเอียดทางเทคนิคของเทคโนโลยีแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่แตกต่างกันแสดงได้ดังรูปที่ (2.3)

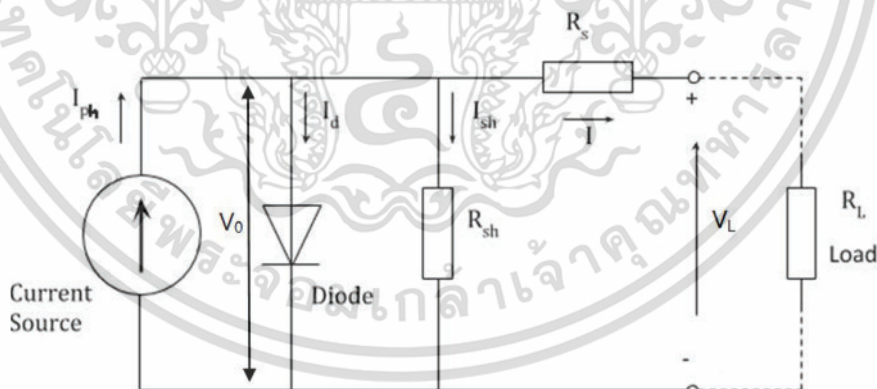
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Technology	Manufacturer	Model	Quant.	Power Un. (Wp)	Power total (kWp)	Energy (kWh/Ano)	Module area (m <sup>2</sup> )	Total area (m <sup>2</sup> )	GA (kWh/Area)	Yf (kWh/kWp)	PR (%)
Monocrystalline	Canadian	CS6U-330M_1500V	270	330	89,1	130104,00	1,944	525,00	247,82	1460,20	80,40%
Monocrystalline	Perlight	PLM-330M-72	270	330	89,1	127346,00	1,940	523,90	243,08	1429,25	78,70%
Polycrystalline	Canadian	CS6U-330P_1500V	270	330	89,1	131017,00	1,944	525,00	249,57	1470,45	80,90%
Polycrystalline	Jinko	JKM330P-72	270	330	89,1	130239,00	1,940	523,90	248,60	1461,71	80,4%
Polycrystalline	JÁ Solar	JAP72S01-330/SC	270	330	89,1	129776,00	1,942	524,44	247,46	1456,52	80,1%
Polycrystalline	Perlight	PLM-330P-72	270	330	89,1	126492,00	1,940	523,80	241,49	1419,66	78,1%
Half-Cell	Canadian	CS3U-330P_1500V	243	330	80,19	118353,00	1,984	482,11	245,49	1475,90	81,20%
Half-Cell	JÁ Solar	JAP72S03-330/SC	243	330	80,19	117798,00	1,982	481,63	244,58	1468,99	80,80%
Double Glass	Canadian	CS6X-330P-FG	270	330	89,1	130784,00	1,952	527,11	248,12	1467,83	80,70%
Double Glass	JÁ Solar	JAP72D00-330/SC	270	330	89,1	129631,00	1,952	527,11	245,93	1454,89	80,10%
Bifacial	Jinko	Eagle 72 370Wp	243	370	89,91	132486,00	1,962	476,81	277,86	1473,54	79,60%
Bifacial	Longi	LR6-72BP 370M	216	370	79,92	119571,00	1,969	425,32	281,13	1496,13	80,90%
PERC	Jinko	Eagle HC60M 320Wp	297	320	95,04	139384,00	1,652	490,55	284,14	1466,58	80,80%
PERC	Canadian	CS3U-360MS_1500V	243	360	87,48	128994,00	1,984	482,11	267,56	1474,55	81,10%
HIT	Panasonic	VBHN330S147	288	330	95,04	144741,00	1,062	305,99	473,02	1522,95	83,70%
CdTe	First Solar	FS-4115-3	624	115	71,76	107963,00	0,720	449,28	240,30	1504,51	82,80%
a-Si	NexPower	NT-160AG	336	160	53,76	77675,00	1,540	517,44	150,11	1444,85	79,50%
CIGS	Global Solar	PowerFLEX-1BTM-300	144	300	43,2	60494,00	2,825	406,81	148,70	1400,32	77,40%

รูปที่ 2.3 ผลลัพธ์ของเทคโนโลยีที่แตกต่างกันของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ [33-35]

## 2.2 วงจรทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์

สมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์จะวิเคราะห์จากวงจรมูลหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์ ดังรูปที่ (2.4) จะเห็นได้ว่าวงจรทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์นั้นประกอบไปด้วย แหล่งจ่ายกระแสคงที่ กระแสของเซลล์แสงอาทิตย์ที่เกิดจากแสง รอยต่อพี-เอ็นของไดโอด ความต้านทานอนุกรมภายในและความต้านทานขนานภายในเซลล์แสงอาทิตย์



รูปที่ 2.4 วงจรมูลหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์ [27-29]

เมื่อกระแสไฟฟ้าแสงเกิดขึ้นจะไหลผ่านไดโอด และความต้านทานอนุกรมภายใน แล้วจึงผ่านมายังโหลด กระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านความต้านทานอนุกรมและโหลด ให้มีค่าเป็นกระแสไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ จะได้ว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$I = I_{ph} - I_d \quad (2.1)$$

$$\text{เมื่อ } R_s=0; \quad I_d = I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV_0}{nkT_m}\right) - 1 \right] \quad (2.2)$$

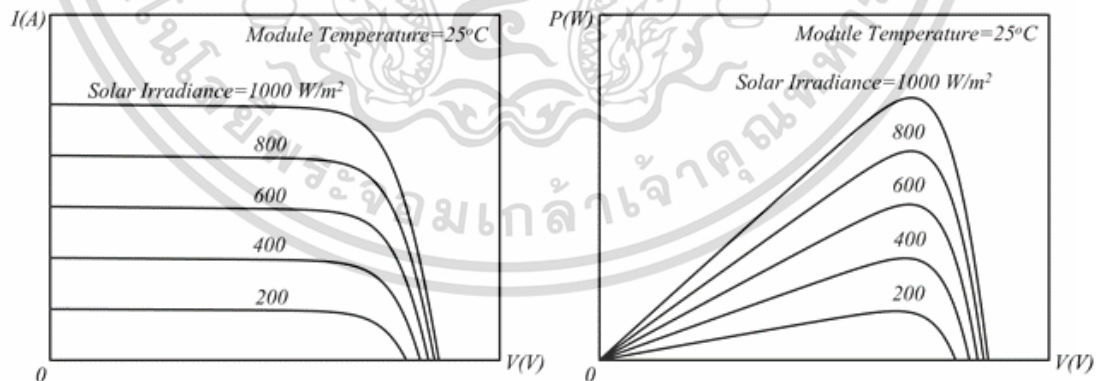
แทนสมการที่ (2.2) ลงในสมการที่ (2.1) จะได้ว่า

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV_0}{nkT_m}\right) - 1 \right] \quad (2.3)$$

กระแสไฟฟ้าสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ ในกรณีโหลดลัดวงจร จะได้ว่า

$$\text{เมื่อ } V_0=0; \quad I_{sc} = I = I_{ph} \quad (2.4)$$

ในกรณีนี้กระแสไฟฟ้าแสง คือกระแสไฟฟ้าสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ในกรณีโหลดลัดวงจร มีค่าเท่ากับกระแสไฟฟ้าที่เกิดมาจากแสงเป็นผลโดยตรงที่มีต่อความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ กล่าวคือ ค่าที่มีผลต่อกระแสไฟฟ้าสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ในกรณีโหลดลัดวงจร คือกระแสไฟฟ้าแสง จะมีค่าเพิ่มขึ้นตามความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ เป็นผลให้กระแสไฟฟ้าสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ในกรณีโหลดลัดวงจรมีค่าลดลง เมื่อความเข้มรังสีดวงอาทิตย์เพิ่มขึ้น แสดงดังรูปที่ (2.5)



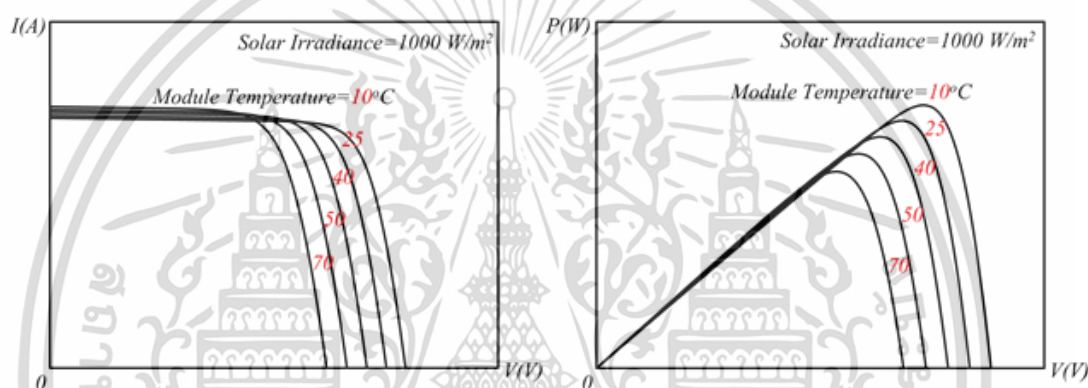
รูปที่ 2.5 ผลกระทบของความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่มีต่อคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ ค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ ในกรณีโหลดเปิดวงจร จะได้ว่า [27-29]

$$\text{เมื่อ } I=0; \quad I_{ph} = I_0 \left[ \exp \left( \frac{qV_o}{nkT_m} \right) - 1 \right] \quad (2.5)$$

$$\ln \frac{I_{ph}}{I_0} = \frac{qV_o}{nkT_m} - 1 \quad (2.6)$$

$$\text{เมื่อ } V_o=V_{oc}; \quad V_{oc} = \frac{nkT_m}{q} \left( \ln \frac{I_{ph}}{I_0} + 1 \right) \quad (2.7)$$

เมื่อค่าที่มีผลต่อค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ ในกรณีโหลดเปิดวงจร คือกระแสไฟฟ้าไบอัสอิมิตัวย้อนกลับ ซึ่งจะมีค่าเพิ่มขึ้นตามอุณหภูมิ เป็นผลให้ค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ ในกรณีโหลดเปิดวงจรมีค่าลดลง เมื่ออุณหภูมิเพิ่มขึ้น แสดงดังรูปที่ (2.6)



รูปที่ 2.6 ผลกระทบของอุณหภูมิที่มีต่อคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ [27-29]

จากรูปที่ (2.4) ค่าความต้านทานอนุกรมเป็นผลรวมของค่าความต้านทานที่เกิดขึ้นในเนื้อสารกึ่งตัวนำ บริเวณรอยสัมผัสโอห์มมิก และเส้นลวดตัวนำที่ใช้ต่อในวงจร ค่าความต้านทานขนานเป็นค่าความต้านทานสมมุติที่ขนานภายในรอยต่อพี-เอ็น ที่สมบูรณ์

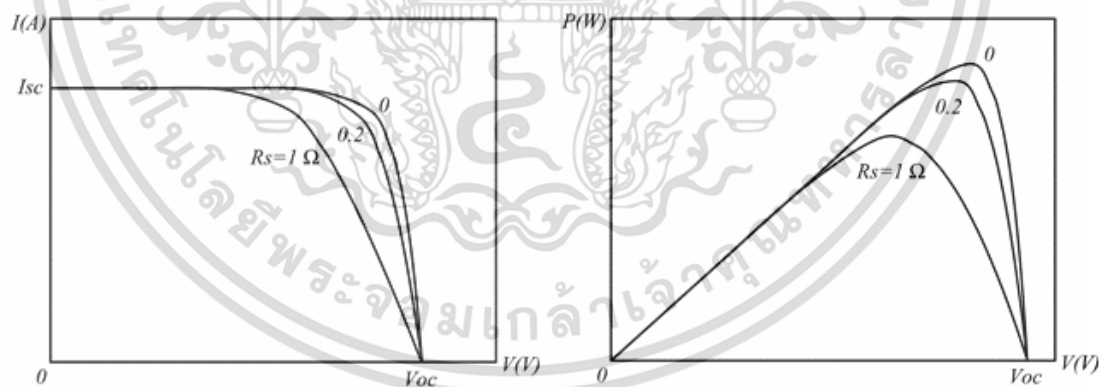
เซลล์แสงอาทิตย์ทางอุดมคติ มีค่าของความต้านทานขนานเป็นอนันต์ และค่าความต้านทานอนุกรมจะมีค่าเป็นศูนย์ ค่ากระแสไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ แสดงตามสมการที่ (2.2) แต่ในความเป็นจริงแล้ว เซลล์แสงอาทิตย์จะมีค่าความต้านทานขนานไม่สูงเป็นอนันต์ และค่าความต้านทานอนุกรมไม่เท่ากับศูนย์ แรงดันตกคร่อมรอยต่อ ภายในวงจรสมมุติหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์ แสดงดังสมการที่ (2.8)

$$\text{เมื่อ } V_o=V_L+IR_s; \quad I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{q(V_L + IR_s)}{nkT_m} \right) - 1 \right] - \frac{(V_L + IR_s)}{R_{sh}} \quad (2.8)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับบริการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ	$I$	คือ กระแสไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (A)
	$I_{ph}$	คือ กระแสไฟฟ้าแสงจากความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ (A)
	$I_d$	คือ กระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านไดโอด (A)
	$I_0$	คือ กระแสไฟฟ้าไบอัสอิมิตวย้อนกลับ (A)
	$V_L$	คือ แรงดันไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (V)
	$R_s$	คือ ค่าความต้านทานอนุกรม ( $\Omega$ )
	$R_{sh}$	คือ ค่าความต้านทานขนาน ( $\Omega$ )
	$n$	คือ ค่าอุดมคติของไดโอดตามเทคโนโลยีของเซลล์แสงอาทิตย์
	$T_m$	คือ อุณหภูมิแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (Kelvin)
	$q$	คือ ประจุอิเล็กตรอนมีค่าเท่ากับ $1.602 \times 10^{-19}$ C
	$k$	คือ ค่าคงที่ของ Boltzmann มีค่าเท่ากับ $1.380 \times 10^{-23}$ J/Kelvin
	$I_{sc}$	คือ กระแสไฟฟ้าขณะลัดวงจร (A)
	$V_{oc}$	คือ แรงดันไฟฟ้าขณะเปิดวงจร (V)

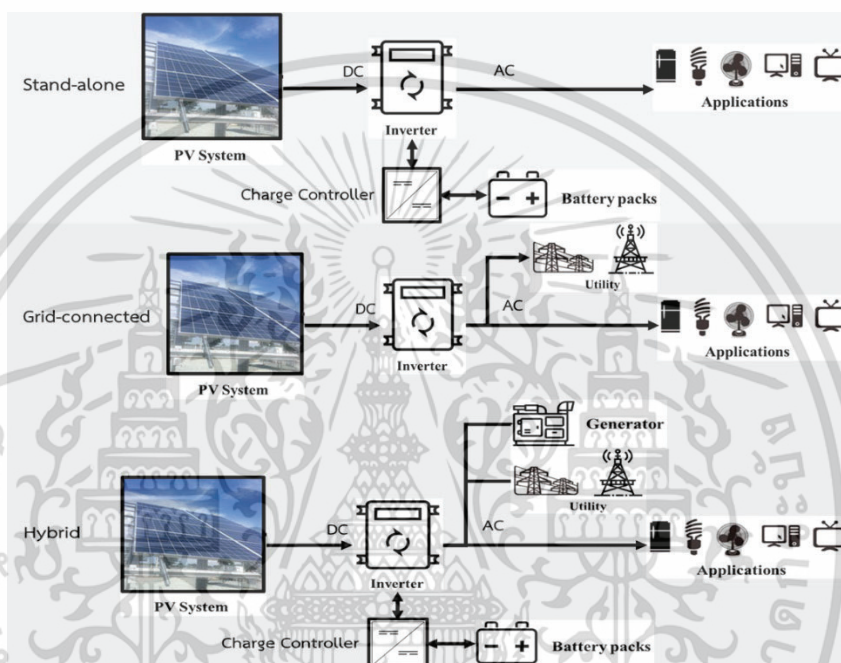
เซลล์แสงอาทิตย์ที่มีค่าความต้านทานอนุกรมสูง จะให้ค่ากระแสไฟฟ้าในกรณีโหลดลัดวงจรน้อยลง เป็นผลให้ทำพลังงานที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ลดน้อยลงไปด้วยเช่นกัน แสดงดังรูปที่ (2.7)



รูปที่ 2.7 ผลกระทบของค่าความต้านทานอนุกรมที่มีต่อคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ [27]

## 2.3 ระบบเซลล์แสงอาทิตย์

การผลิตกระแสไฟฟ้าด้วยระบบเซลล์แสงอาทิตย์ สามารถแบ่งการทำงานออกได้เป็น 3 ระบบ คือ ระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบอิสระ (PV Standalone system) ระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบเชื่อมต่อกับสายส่งไฟฟ้า (PV Grid connected system) และระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบผสมผสาน (PV Hybrid system) แสดงได้ดังรูปที่ (2.8) โดยในแต่ละระบบสามารถอธิบายได้ดังนี้



รูปที่ 2.8 การผลิตกระแสไฟฟ้าด้วยระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในรูปแบบต่าง ๆ [28]

ระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบอิสระ (PV Standalone system) [28] เป็นระบบผลิตไฟฟ้าที่ได้รับการออกแบบสำหรับใช้งานในพื้นที่ที่ไม่มีระบบสายส่งไฟฟ้า โดยกักเก็บพลังงานไฟฟ้าที่ผลิตได้ลงแบตเตอรี่

ระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบเชื่อมต่อกับสายส่งไฟฟ้า (PV Grid connected system) [28] เป็นระบบผลิตไฟฟ้าที่ถูกออกแบบสำหรับการผลิตไฟฟ้าผ่านอุปกรณ์เปลี่ยนระบบไฟฟ้ากระแสตรง เป็นไฟฟ้ากระแสสลับ เชื่อมต่อร่วมกับระบบสายส่งไฟฟ้า

ระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบผสมผสาน (PV Hybrid system) [28] เป็นระบบผลิตไฟฟ้าที่ถูกออกแบบสำหรับทำงานร่วมกับอุปกรณ์ผลิตไฟฟ้าอื่น ๆ เช่น ระบบเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อกับระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม และเครื่องยนต์ดีเซล เป็นต้น โดยรูปแบบของระบบนี้จะขึ้นอยู่กับความต้องการของผู้ออกแบบ

ในปัจจุบันการติดตั้งระบบเซลล์แสงอาทิตย์ได้ถูกออกแบบให้มีการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โดยจะยกตัวอย่างรูปแบบการติดตั้ง และมีรายละเอียดดังนี้

ติดตั้งระบบเซลล์แสงอาทิตย์บนผิวน้ำ (Floating solar system) การติดตั้งแผงเซลล์แสงอาทิตย์บนโครงสร้างที่ลอยอยู่บนผิวน้ำ โดยทั่วไปเป็นอ่างเทียมหรือทะเลสาบ เทคโนโลยีนี้มีการเติบโตอย่างรวดเร็วในตลาดพลังงานหมุนเวียนตั้งแต่ปี พ.ศ. 2560 ข้อดีของการติดตั้งระบบในลักษณะนี้คือ ไม่ต้องใช้ที่ดิน โดยต้นทุนของการติดตั้งนี้เมื่อเทียบกับการวางบนที่ดินนั้นใกล้เคียงกัน และไม่ต้องสูญเสียที่ดินโดยเปล่าประโยชน์ คุณภาพของน้ำจะดีขึ้น ลดการระเหยได้ถึง 80% [31-32] เพราะถูกแผงเซลล์แสงอาทิตย์ปกคลุมไว้โครงสร้างแบบลอยตัวทำให้กลไกระบายความร้อนทำงานดีขึ้น สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิตพลังงานไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ได้ถึง 8-10 % [31-32] และสามารถปรับแผงเซลล์แสงอาทิตย์เพื่อรับแสงอาทิตย์ได้ง่าย แสดงดังรูปที่ (2.9)



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างระบบเซลล์แสงอาทิตย์บนผิวน้ำ (Floating solar system) [28]

ระบบผลิตไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตามดวงอาทิตย์ (Solar Tracking System) จากการศึกษาพบว่าในช่วงแผงเซลล์แสงอาทิตย์สามารถผลิตไฟฟ้าได้เกินร้อยละ 85 [31-32] อยู่ในช่วงประมาณ 11.00 นาฬิกา ถึง 16.00 นาฬิกา ซึ่งหมายความว่าแผงเซลล์แสงอาทิตย์จะมีประสิทธิภาพที่ดีได้เพียง 5 ชั่วโมงต่อวันเท่านั้น จากปัญหาในข้างต้นจึงได้มีการคิดวิธีการที่จะทำให้แผงเซลล์แสงอาทิตย์สามารถผลิตกำลังไฟฟ้าได้มากขึ้นแสดงดังรูปที่ (2.10) โดยระบบการติดตามดวงอาทิตย์ แบ่งออกได้ดังนี้

Passive Trackers องศาของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ เพื่อให้ระบบสามารถผลิตพลังงานไฟฟ้าได้มากที่สุด ณ ช่วงเวลาหนึ่ง โดยไม่ใช้มอเตอร์เกียร์และตัวควบคุมในการทำงาน แต่จะใช้แสงแดดที่ให้ความร้อนกับน้ำ จนน้ำระเหยไปอีกทาง จนทำให้แผงเซลล์แสงอาทิตย์ หมุนตามทิศของดวงอาทิตย์

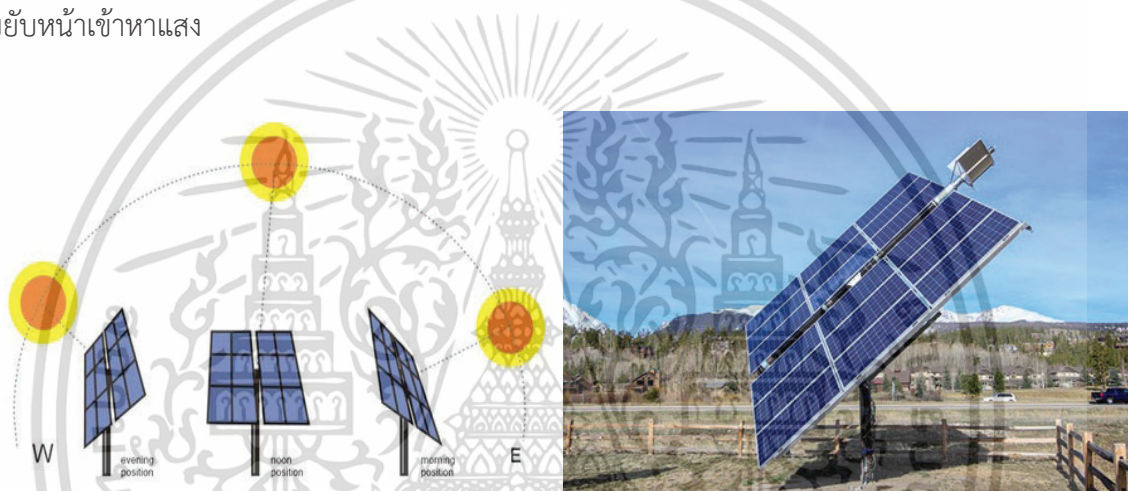
Active Trackers คือการใช้อุปกรณ์ตรวจจับความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ และมอเตอร์หรือตัวขับเคลื่อน เพื่อทำการปรับทิศทางและองศาของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ เพื่อให้ระบบสามารถผลิตพลังงาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ไฟฟ้าได้มากที่สุด ณ ช่วงเวลาหนึ่ง กล่าวคือหลักการของการติดตามนั้น ทำให้แผงเซลล์แสงอาทิตย์ได้รับแสงอย่างเต็มที่ (ตั้งฉากกับดวงอาทิตย์) Active Trackers สามารถแบ่งออกเป็นสองประเภทใหญ่ได้ ดังนี้

การติดตามแบบแกนเดียว (Single Axis Trackers) ระบบติดตามดวงอาทิตย์จะสามารถเลือกหมุนได้แค่ทิศทางเดียว (แนวนอนหรือแนวตั้ง) โดยการหมุนแบบแนวนอนจะเหมาะกับการใช้ในภูมิประเทศที่มีความเข้มรังสีดวงอาทิตย์เยอะช่วงกลางวัน แต่ช่วงอื่นจะมีค่าน้อย แต่การหมุนแบบแนวตั้งจะเหมาะกับภูมิประเทศที่ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ไม่เยอะมาก แต่มีระยะเวลาของช่วงกลางวันที่ยาวนาน

การติดตามแบบสองแกน (Dual Axis Tracker) จะมีการหมุนสองทางนั่นคือแนวนอนและแนวตั้ง โดยระบบควบคุมจะมีโปรแกรม เพื่อที่จะควบคุมให้แผงเซลล์แสงอาทิตย์สามารถรับรู้ทิศทางของแสงแดดและขยับหน้าเข้าหาแสง



รูปที่ 2.10 ระบบผลิตไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์แบบติดตามดวงอาทิตย์ (Solar Tracking System) [28]

## 2.4 ปัจจัยที่มีผลต่อการสูญเสียพลังงานไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์

การสูญเสียในระบบเซลล์แสงอาทิตย์เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ แบ่งออกเป็น 2 ปัจจัยหลักๆ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.4.1 การสูญเสียในเซลล์แสงอาทิตย์เป็นผลมาจากปัจจัยภายนอก คือ อุณหภูมิ และความเข้มรังสีดวงอาทิตย์

2.4.2 การสูญเสียพลังงานทางแสง แบ่งออกเป็น 2 หัวข้อ ได้แก่

ปัจจัยนอกเหนือการควบคุม ได้แก่ การสะท้อนบนบริเวณผิวหน้าของเซลล์แสงอาทิตย์ และทิศทางมุมในการติดตั้งแผงเซลล์ หรือการเกิดเงาบังบริเวณผิวหน้าของแผง

ปัจจัยที่สามารถควบคุมได้ คือ ฝุ่นละอองที่เกาะบริเวณหน้าแผงเซลล์ สามารถชำระล้างออกได้

## 2.5 การประเมินประสิทธิภาพระบบเซลล์แสงอาทิตย์

มาตรฐานที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทย คือ IEC61724 โดยอธิบายถึง วิธีการตรวจวัดค่าต่าง ๆ จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ และกระบวนการวิเคราะห์สมรรถนะของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ เพื่อเป็นการเปรียบเทียบสมรรถนะระหว่างระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยกันเอง และยังเป็น การตรวจสอบถึงระดับสมรรถนะของระบบเซลล์แสงอาทิตย์อีกด้วย โดยการวิเคราะห์จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ

### 2.5.1 ข้อมูลจากการวัดจริงจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์

ตามมาตรฐานข้อมูลจากการตรวจวัดจะแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ ข้อมูลสภาพแวดล้อม ได้แก่ ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ อุณหภูมิสภาพแวดล้อม อุณหภูมิแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และข้อมูลทางไฟฟ้า ได้แก่ แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า กำลังไฟฟ้า จากระบบเซลล์แสงอาทิตย์และที่จ่ายไปยังโหลด

### 2.5.2 ข้อมูลจากการคำนวณ

การคำนวณเพื่อให้ทราบตัวแปรที่บ่งบอกถึงสมรรถนะของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ โดยใช้ค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริงจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ โดยมีรายละเอียดการคำนวณดังนี้

พลังงานแสงอาทิตย์  $E_{i,\tau}$  แสดงดังสมการที่ (2.9)

$$E_{i,\tau} = \tau_r \cdot \sum_{\tau} P_i \quad (2.9)$$

พลังงานแสงอาทิตย์ต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่  $E_{r,\tau}$  แสดงดังสมการที่ (2.10)

$$E_{r,\tau} = E_{i,\tau} \cdot A_c \quad (2.10)$$

พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์  $E_{A,\tau}$  แสดงดังสมการที่ (2.11)

$$E_{A,\tau} = \tau_r \cdot \sum_{\tau} P_{DC} \quad (2.11)$$

พลังงานไฟฟ้าก่อนเข้าโครงข่าย  $E_{GRID,\tau}$  แสดงดังสมการที่ (2.12)

$$E_{GRID,\tau} = \tau_r \cdot \sum_{\tau} P_{AC} \quad (2.12)$$

พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อกำลังการติดตั้ง  $Y_{A,\tau}$  แสดงดังสมการที่ (2.13)

$$Y_{A,\tau} = \frac{E_{A,\tau}}{P_o} \quad (2.13)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ทางทฤษฎี  $Y_{r,\tau}$  แสดงดังสมการที่ (2.14)

$$Y_{r,\tau} = \frac{E_{i,\tau}}{G_{STC}} \quad (2.14)$$

พลังงานไฟฟ้าใช้จริงที่ผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์  $Y_{f,\tau}$  แสดงดังสมการที่ (2.15)

$$Y_{f,\tau} = \frac{E_{GRID,\tau}}{P_o} \quad (2.15)$$

สมรรถนะของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ PR แสดงดังสมการที่ (2.16)

$$PR = \frac{Y_f}{Y_r} \quad (2.16)$$

เมื่อ	$P_i$	คือ ค่ากำลังงาน (kW)
	$\sum \tau$	คือ ผลรวมทั้งหมดตลอดระยะเวลาในการเก็บข้อมูล
	$\tau_r$	คือ ระยะเวลาในการสุ่มตรวจข้อมูล (Hours)
	$\tau_r$	คือ ระยะเวลาในการเก็บข้อมูล (Hours)
	$A_c$	คือ พื้นที่ของเซลล์แสงอาทิตย์
	$P_{DC}$	คือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ (kW)
	$P_o$	คือ ค่ากำลังไฟฟ้าติดตั้งสูงสุดของเซลล์แสงอาทิตย์ (kWp)
	$G_{STC}$	คือ ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่ $STC = 1 \text{ kW/m}^2$
	$E_{i,\tau}$	คือ พลังงานแสงอาทิตย์ ( $\text{kWh/m}^2$ )
	$E_{r,\tau}$	คือ พลังงานแสงอาทิตย์ต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่ (kWh)
	$E_{A,\tau}$	คือ พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ (kWh)
	$E_{GRID,\tau}$	คือ พลังงานไฟฟ้าก่อนเข้าโครงข่าย (kWh)
	$Y_{A,\tau}$	คือ พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อกำลังการติดตั้ง ( $\text{kWh/kWp}$ )
	$Y_{r,\tau}$	คือ พลังงานไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ทางทฤษฎี ( $\text{kWh/kWp}$ )
	$Y_{f,\tau}$	คือ พลังงานไฟฟ้าใช้จริงที่ผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ ( $\text{kWh/kWp}$ )
	PR	คือ สมรรถนะของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ( $\text{kWh/kWp}$ )

## บทที่ 3

### วิธีการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการออกแบบและพัฒนาวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) โดยมีรายละเอียดการดำเนินการและกระบวนการวิจัยดังต่อไปนี้

#### 3.1 ลำดับการดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
2. ศึกษาวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง
3. ดำเนินการสร้างและทดสอบแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
4. สร้างแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) เพื่อปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์
5. ทดสอบแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ เปรียบเทียบกับค่าการผลิตไฟฟ้าจริงของพื้นที่เป้าหมาย



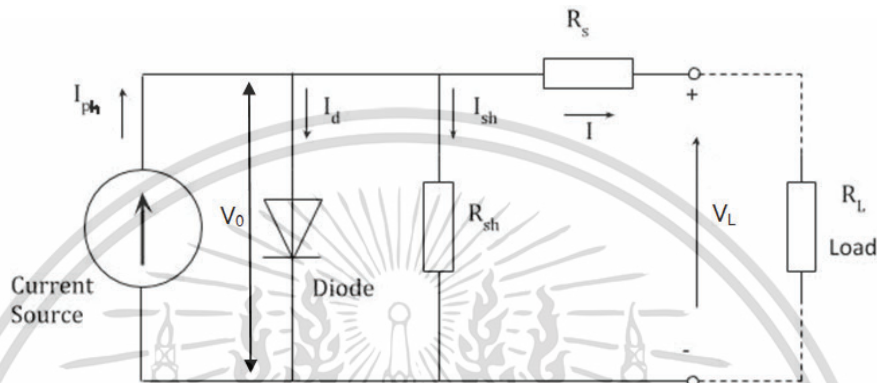
รูปที่ 3.1 แผนภาพลำดับการดำเนินการวิจัย

#### 3.2 แบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์

สร้างแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์จากวงจรสมมูลแบบหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์ แสดงดังรูปที่ (3.2) ด้วยการเขียนโปรแกรมออกมาในรูปแบบของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาษาซีพลัสพลัส (C++) โดยสร้างแบบจำลองให้ทำการประมวลผลออกเป็นสองส่วนคือ แสดงผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าหนึ่งแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และแสดงผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ สมการและตัวแปรจากคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองมีรายละเอียดดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.2 วงจรสมมูลหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์ [27-29]

สมการตั้งต้นของแบบจำลองได้วิเคราะห์จากวงจรสมมูลหนึ่งไดโอดของเซลล์แสงอาทิตย์ ออกมาเป็นสมการแสดงคุณสมบัติทางกระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ในรูปแบบฟังก์ชันเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential equation) ดังสมการที่ (3.1)

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{q(V_L + IR_s)}{nkT_m} \right) - 1 \right] - \frac{(V_L + IR_s)}{R_{sh}} \quad (3.1)$$

สมการประกอบด้วยห้าตัวแปรหลัก ได้แก่ ค่ากระแสไฟฟ้าแสง ( $I_{ph}$ ) ค่ากระแสไฟฟ้าอิมิต์ย้อนกลับ ( $I_0$ ) ค่าอุดมคติของไดโอดตามเทคโนโลยีของเซลล์แสงอาทิตย์ ( $n$ ) ความต้านทานอนุกรม ( $R_s$ ) และความต้านทานขนาน ( $R_{sh}$ )

ค่ากระแสไฟฟ้าแสงเกิดจากความเข้มรังสีดวงอาทิตย์กระตุ้นทำให้เกิดกระแสไฟฟ้าภายในเซลล์แสงอาทิตย์ [19-22] และแปรผันตรงกับความเข้มรังสีดวงอาทิตย์และอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ อย่างไรก็ตามจะมีการเปลี่ยนแปลงอย่างมากเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของความเข้มรังสีแสงอาทิตย์อย่างมาก เช่นเดียวกัน ดังสมการที่ (3.2)

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{ref}} [I_{sc,ref} + \mu_{sc}((T_m - T_{ref}))] \quad (3.2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ส่งผลโดยตรงต่อกระแสไฟฟ้าอิมิต์ย้อนกลับของเซลล์แสงอาทิตย์ [19-22] ดังสมการที่ (3.3)-(3.5)

$$I_0 = I_{0,ref} \left( \frac{T_m}{T_{ref}} \right)^3 \exp \left[ \left( \frac{qE_g}{nk} \left( \frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_m} \right) \right) \right] \quad (3.3)$$

$$I_{0,ref} = I_{sc} \exp \left( \frac{q(-V_{oc})}{nk T_m} \right) \quad (3.4)$$

ดังนั้น

$$I_0 = \left[ I_{sc} \exp \left( \frac{q(-V_{oc})}{nk T_m} \right) \right] \left( \frac{T_m}{T_{ref}} \right)^3 \exp \left[ \left( \frac{qE_g}{nk} \left( \frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_m} \right) \right) \right] \quad (3.5)$$

ค่าความต้านทานขนานภายในเซลล์แสงอาทิตย์ [19-22] สามารถคำนวณ ดังสมการที่ (3.6)

$$R_{sh} = \frac{V_m + (I_m R_s)}{I_{sc,ref} - I_{sc,ref} \left\{ \exp \left[ \frac{q(V_m + I_m R_s - V_{oc,ref})}{nk T_m} \right] \right\} + I_{sc,ref} \left\{ \exp \left[ \frac{q(-V_{oc,ref})}{nk T_m} \right] \right\} - \frac{P_m}{V_m}} \quad (3.6)$$

เมื่อ	I	คือ กระแสไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (A)
	$I_{ph}$	คือ กระแสไฟฟ้าแสงจากความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ (A)
	$I_0$	คือ กระแสไฟฟ้าไบอัสอิมิต์ย้อนกลับ (A)
	$V_L$	คือ แรงดันไฟฟ้าเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (V)
	$R_s$	คือ ค่าความต้านทานอนุกรม ( $\Omega$ )
	$R_{sh}$	คือ ค่าความต้านทานขนาน ( $\Omega$ )
	n	คือ ค่าอุดมคติของไดโอดตามเทคโนโลยีของเซลล์แสงอาทิตย์ แสดงดังตารางที่ (3.1)
	$T_m$	คือ อุณหภูมิแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (Kelvin)
	q	คือ ประจุอิเล็กตรอนมีค่าเท่ากับ $1.602 \times 10^{-19}$ C
	k	คือ ค่าคงที่ของ Boltzmann มีค่าเท่ากับ $1.380 \times 10^{-23}$ J/Kelvin
	G	คือ ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ ( $W/m^2$ )
	$G_{ref}$	คือ ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่ STC ( $W/m^2$ )
	$\mu_{sc}$	คือ สัมประสิทธิ์อุณหภูมิของกระแสไฟฟ้า (Kelvin/A)
	$T_{ref}$	คือ อุณหภูมิแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ STC (Kelvin)
	$I_{sc, ref}$	คือ กระแสไฟฟ้าขณะลัดวงจรที่ STC (A)
	$V_{oc, ref}$	คือ แรงดันไฟฟ้าขณะเปิดวงจรที่ STC (V)
	$E_g$	คือ ค่าช่องว่างแถบพลังงานของเซลล์แสงอาทิตย์ (eV)

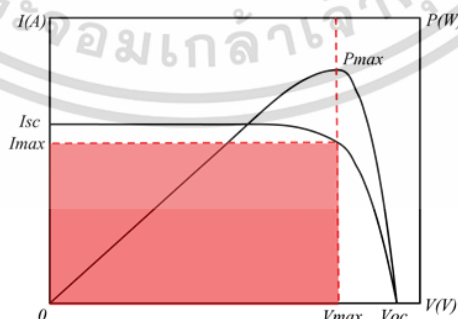
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- $P_m$  คือ กำลังไฟฟ้าสูงสุดที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (W)  
 $V_m$  คือ แรงดันไฟฟ้าสูงสุดที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (V)  
 $I_m$  คือ กระแสไฟฟ้าสูงสุดที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ (A)

ตารางที่ 3.1 ค่าอุดมคติของไดโอดตามเทคโนโลยีของเซลล์แสงอาทิตย์ [19-22]

เทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์	ค่าคงที่
Monocrystalline	1.2
Polycrystalline	1.3
CdTe	1.5
CIS	1.5
GaAs	1.3
Amorphous silicon single junction	1.8
Amorphous silicon double junction	3.3
Amorphous silicon triple junction	5.0

ดำเนินการสร้างแบบจำลองที่แสดงการประมวลผลออกมาเป็นการผลิตไฟฟ้าของหนึ่งแผงเซลล์เซลล์แสงอาทิตย์จากสมการที่ (3.1)-(3.6) ด้วยการแปลงและเขียนออกมาให้อยู่ในรูปของภาษาซีพลัสพลัส (C++) ผลลัพธ์ของแบบจำลองเป็นรูปแบบกราฟคุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ (I-V curve) แสดงดังรูปที่ (3.3) เพื่อดำเนินการหาค่ากำลังผลิตไฟฟ้าสูงสุดของแผงเซลล์แสงอาทิตย์จากผลคูณสูงสุดที่สุดของชุดข้อมูลกระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้าจากผลลัพธ์การประมวลผลของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์

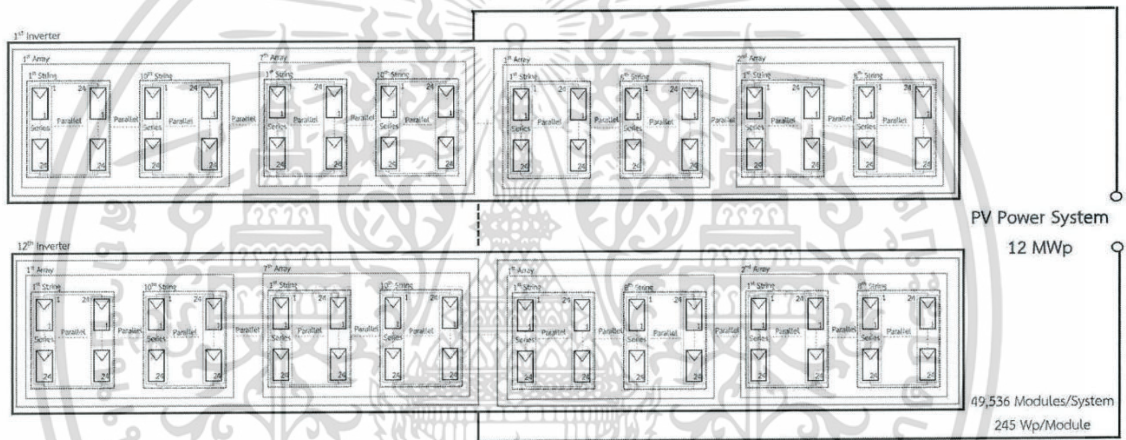


รูปที่ 3.3 คุณสมบัติทางไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ (I-V curve) จากความสัมพันธ์กระแสไฟฟ้าแรงดันไฟฟ้า และกำลังไฟฟ้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนต่อไปดำเนินการสร้างสมการของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ของพื้นที่เป้าหมายจากการนำแผงเซลล์แสงอาทิตย์มาเชื่อมต่อตามการเชื่อมต่อจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ โดยอาศัยหลักการเมื่อนำแผงเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อแบบอนุกรมจะเป็นการเพิ่มแรงดันไฟฟ้า และการเชื่อมต่อแบบขนานกันเป็นการเพิ่มกระแสไฟฟ้า รายละเอียดและรูปสมการของของพื้นที่เป้าหมายมีดังต่อไปนี้

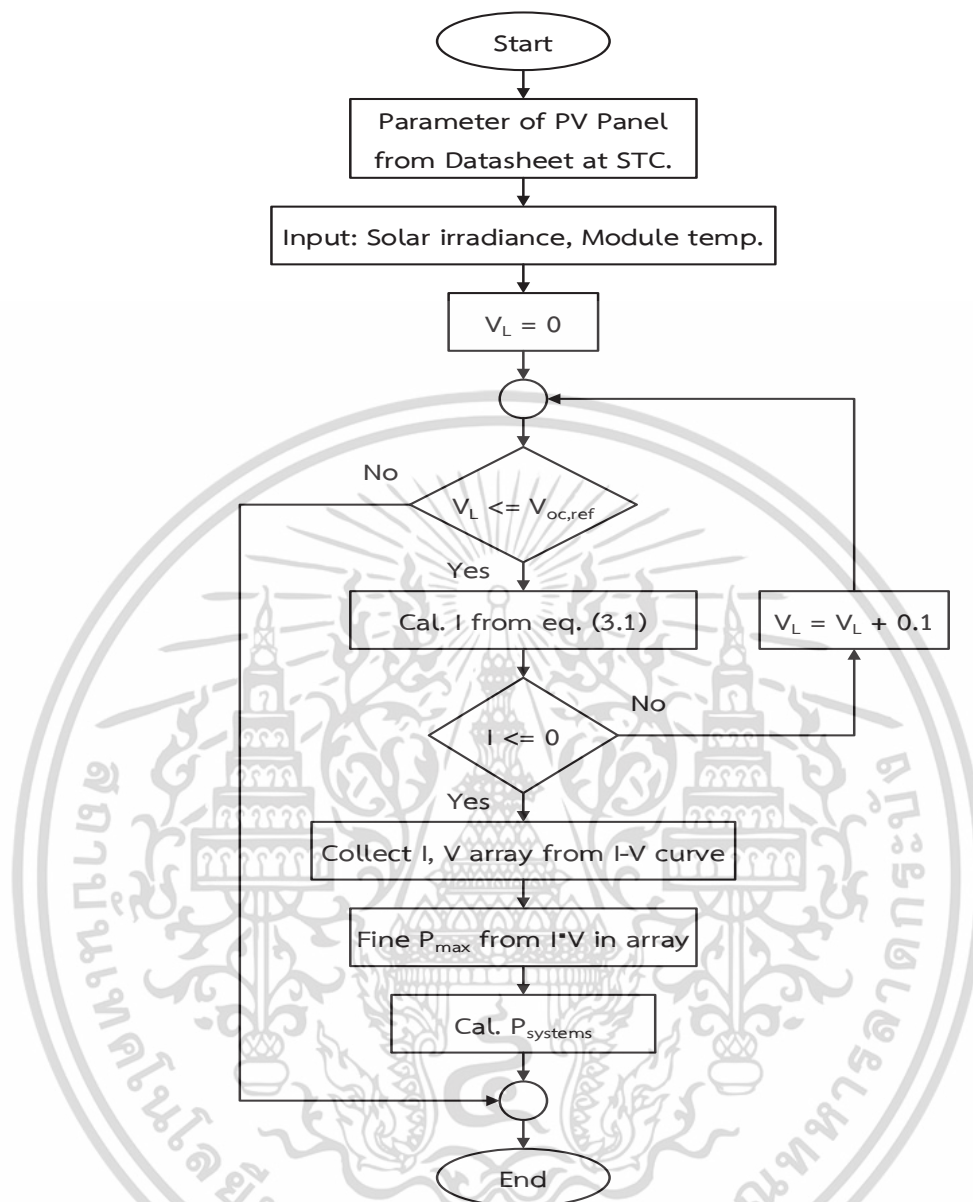
ระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในพื้นที่จังหวัดนครปฐม โดยระบบมีขนาด 12 MWp ประกอบด้วยแผงเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 245 Wp เชื่อมต่อแบบอนุกรมจำนวน 24 แผง วงจรจากชุดต่อแบบอนุกรมขนานกัน 2 ชุด เป็น 1 สตริง อินเวอเตอร์ 1 เครื่อง ประกอบด้วย 8 สตริง จำนวน 2 อาร์เรย์ 10 สตริง จำนวน 7 อาร์เรย์ และระบบเซลล์แสงอาทิตย์ประกอบด้วยอินเวอเตอร์ทั้งสิ้น 12 เครื่อง คำนวณและแปลงออกมาดังสมการที่ (3.7)



รูปที่ 3.4 การเชื่อมต่อวงจรของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp

$$P_{\text{systems}} = 12 \cdot [86 \cdot (2 \cdot I_{\text{max}} \cdot (24 \cdot V_{\text{max}}))] \quad (3.7)$$

จากการวิเคราะห์และดำเนินการสร้างสมการของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ไปจนถึงแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ของพื้นที่เป้าหมายทั้งหมด สามารถแสดงลำดับขั้นตอนของกระบวนการ (flowchart) แสดงดังรูปที่ (3.5)



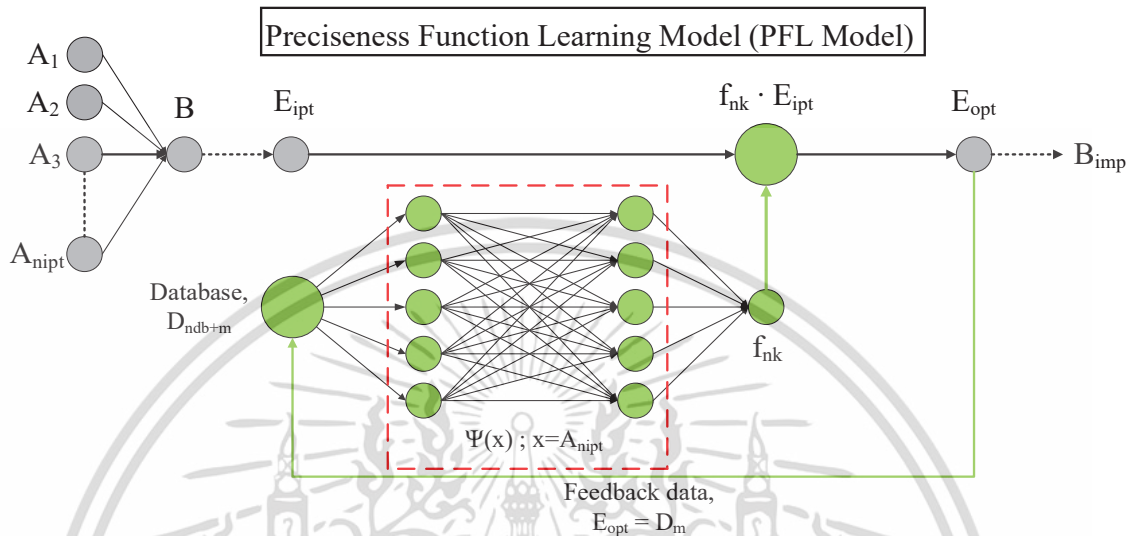
รูปที่ 3.5 แผนภาพลำดับการประมวลผลของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์

### 3.3 แบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ

แบบจำลองที่นำเสนอคือวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของข้อมูลโดยอาศัยฐานข้อมูลที่แสดงพฤติกรรมของสิ่งที่กำลังศึกษา จำนวนของฐานข้อมูลจะมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับพฤติกรรมทั้งหมดของสิ่งที่กำลังศึกษา แบบจำลองใช้กระบวนการที่เรียกว่า "แบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ" (PFL Model) กระบวนการนี้อาศัยหลักการหาเส้นโค้งที่เหมาะสมที่สุดเพื่อเป็นตัวแทนของฐานข้อมูลในแต่ละ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จุดที่สนใจเพื่อประมาณค่าของฐานข้อมูลออกมาในรูปแบบการเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของข้อมูล โครงสร้างและวิธีการดำเนินการของกระบวนการ ดังแสดงในรูปที่ (3.6)



รูปที่ 3.6 โครงสร้างของแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model)

รายละเอียดและวิธีการแต่ละขั้นตอนสามารถอธิบายได้ ดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1: กำหนดรูปสมการของแบบจำลองจากสิ่งที่กำลังศึกษา ประกอบด้วยอินพุตเพื่อให้ได้ผลลัพธ์เป็นเอาต์พุต และใช้อัตพุตนั้นเป็นอินพุตของแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) เพื่อปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล สามารถเขียนเป็น ดังสมการที่ (3.8)

$$f(A_1, A_2, A_3, \dots, A_{n_{ipt}}) = B = E_{ipt} \quad (3.8)$$

เมื่อ  $A_1, A_2, A_3, \dots, A_{n_{ipt}}$  คือ อินพุตของแบบจำลองจากสิ่งที่กำลังศึกษา

$B$  คือ ผลลัพธ์ของกระบวนการคำนวณของแบบจำลองจากสิ่งที่กำลังศึกษา

$E_{ipt}$  คือ อินพุตของแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model)

ขั้นตอนที่ 2: ดำเนินการค้นหาค่า factor เพื่อนำไปคูณกับข้อมูลที่ต้องการปรับปรุงความแม่นยำ แสดงดังสมการที่ (3.9)-(3.11)

$$f_{nk} * E_{ipt} = E_{opt} = B_{imp} \quad (3.9)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$B_{\text{imp}} = f_{n_k} * E_{\text{ipt}} \quad (3.10)$$

$$f_{n_k} = \left[ \frac{\Psi(x)}{E_{\text{ipt}}} \right]_{n_{\text{db}}} ; x = A_{n_{\text{ipt}}} \quad (3.11)$$

- เมื่อ  $f_{n_k}$  คือ ค่า factor ที่ใช้ในการปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล
- $E_{\text{opt}}$  คือ ผลลัพธ์ของแบบจำลองที่นำเสนอที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ
- $B_{\text{imp}}$  คือ ข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ
- $\Psi(x)$  คือ ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของอินพุตและเอาต์พุตของฐานข้อมูล  $n_{\text{db}}$  จากสิ่งที่กำลังศึกษา
- $n_{\text{db}}$  คือ จำนวนข้อมูลของฐานข้อมูล

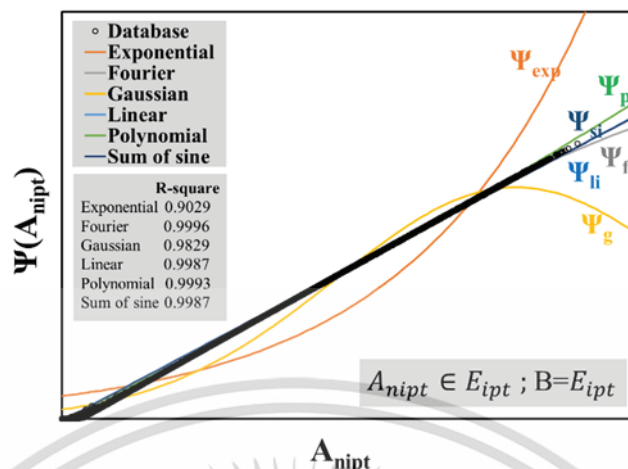
เพื่อค้นหาฟังก์ชันความสัมพันธ์ของอินพุตและเอาต์พุตของแบบจำลองที่กำลังศึกษา โดยวิเคราะห์พฤติกรรมการกระจายตัวของฐานข้อมูลออกมาในรูปฟังก์ชัน โดยกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve-fitting) ได้แก่ แบบจำลองเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential models) แบบจำลองอนุกรมฟูเรียร์ (Fourier series models) แบบจำลองเกาส์เซียน (Gaussian models) แบบจำลองโพลีโนเมียล (Polynomial models) และ แบบจำลองผลรวมของไซน์ รูปฟังก์ชันแสดงดังตารางที่ (3.2)

ตารางที่ 3.2 รูปแบบฟังก์ชันเพื่อดำเนินการค้นหาค่า factor [19-22]

ชนิดของฟังก์ชัน	รูปแบบของฟังก์ชัน
Exponential	$\Psi_{\text{exp}}(x) = a_s e^{b_s x}$
Fourier	$\Psi_{\text{ft}}(x) = a_{s_0} + \sum_{i=1}^{n_{s_f}} a_{s_i} \cos(iw_s x) + b_{s_i} \sin(iw_s x)$
Gaussian	$\Psi_g(x) = \sum_{i=1}^{n_{s_g}} a_{s_i} e^{\left[ -\frac{(x-b_{s_i})^2}{c_{s_i}} \right]}$
Linear	$\Psi_{li} = a_s x + b_s$
Polynomial	$\Psi_p(x) = \sum_{i=1}^{n_{s_p}+1} p_{s_i} x^{n_{s_p}+1-i}$
Sum of sine	$\Psi_{s_i}(x) = \sum_{i=1}^{n_{s_{s_i}}} a_{s_i} \sin(b_{s_i} x + c_{s_i})$

รูปฟังก์ชันจากตารางที่ (3.2) เมื่อ  $A_{n_{\text{ipt}}} \in E_{\text{ipt}}$  แสดงดังรูปที่ (3.7)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.7 ตัวอย่างรูปฟังก์ชันของฐานข้อมูลของแบบจำลองในรูปแบบที่แตกต่างกัน

รูปที่ (3.7) แสดงเส้นแนวโน้มจากการประมาณค่าของฐานข้อมูลในรูปแบบฟังก์ชันต่าง ๆ ด้วยกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve-fitting) ของฐานข้อมูล ในแต่ละฟังก์ชันมีเส้นแนวโน้มที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับปริมาณและการกระจายของฐานข้อมูล วิธีเลือกฟังก์ชันเพื่อการปรับปรุงแม่นยำข้อมูลคือการเลือกฟังก์ชันที่เหมาะสมที่สุดเพื่อเป็นตัวแทนของฐานข้อมูล โดยใช้กระบวนการปรับเส้นโค้งที่แม่นยำที่สุดซึ่งเลือกจากฟังก์ชันที่มีค่า R-square ใกล้เคียงกับ 1 มากที่สุด ดังสรุปในตารางที่ (3.3)

ตารางที่ 3.3 ตัวอย่างค่า R-square ของรูปฟังก์ชันจากกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve-fitting)

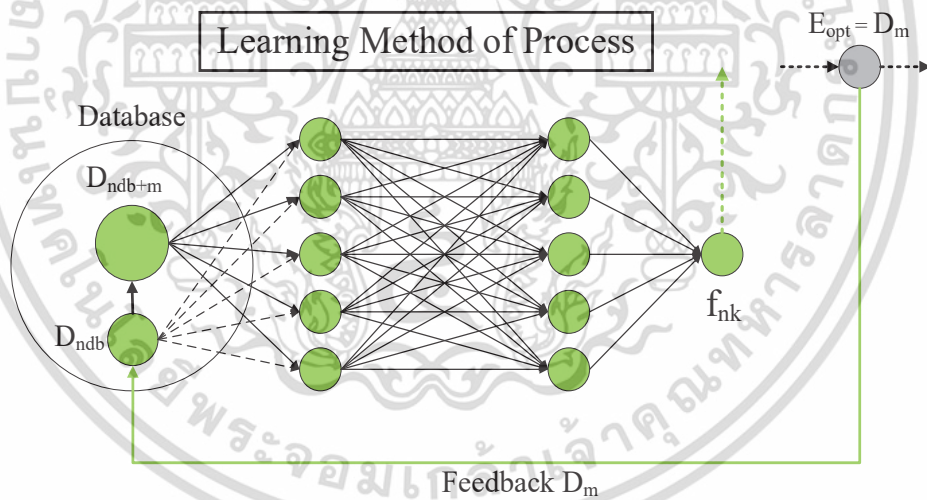
Curve Fitting Types	R-Square
Exponential	0.9029
Fourier	0.9996
Gaussian	0.9829
Linear	0.9987
Polynomial	0.9993
Sum of Sine	0.9987

แบบจำลองที่นำเสนอจะเลือกฟังก์ชันการปรับเส้นโค้งของฐานข้อมูลที่มีค่า R-square ใกล้เคียงกับ 1 มากที่สุดจากตารางที่ (3.3) ข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ แสดงดังสมการที่ (3.12)

$$B_{imp} = \left[ \frac{\Psi_x(A_{n_{ipt}})}{E_{ipt}} \right]_{n_{db}} * E_{ipt} \tag{3.12}$$

- เมื่อ  $B_{imp}$  คือ ข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ
- $\Psi_x(A_{n_{ipt}})$  คือ ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของอินพุตและเอาต์พุตของฐานข้อมูล  $n_{db}$  จากสิ่งที่กำลังศึกษา
- $E_{ipt}$  คือ ค่าอินพุตของแบบจำลองที่นำเสนอเพื่อใช้สำหรับการปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล

ขั้นตอนที่ 3: แบบจำลองที่นำเสนอจะอัปเดตข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำแล้วลงฐานข้อมูลเสมอทุกครั้งหลังการประมวลผล นั่นคือแบบจำลองที่นำเสนอจะเรียนรู้ข้อมูลพฤติกรรมใหม่ของสิ่งที่กำลังศึกษาที่เพิ่งลงในฐานข้อมูล เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำในการประมวลผลครั้งถัดไป กระบวนการโครงสร้างวิธีการเรียนรู้ของแบบจำลองที่เสนอแสดงไว้ในรูปที่ (3.8)



รูปที่ 3.8 โครงสร้างวิธีการเรียนรู้ของแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model)

รายละเอียดและวิธีการแต่ละขั้นตอนสามารถอธิบายในรูปแบบการ ดังต่อไปนี้

$$\text{Database} = D_{n_{db}} \tag{3.13}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$n_{db} = \frac{\sum_{i=0}^{n_{db}} x_i}{\bar{x}_{n_{db}}} \quad (3.14)$$

เมื่อ	$D_{n_{db}}$	คือ ฐานข้อมูลในการปรับปรุงความแม่นยำครั้งแรก
	$n_{db}$	คือ จำนวนข้อมูลของฐานข้อมูลในการปรับปรุงความแม่นยำครั้งแรก
	$x_i$	คือ จำนวนข้อมูลในฐานข้อมูล
	$\bar{x}_{n_{db}}$	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลในฐานข้อมูล

$$Data_{new} = B_{imp} = E_{opt} = D_m \quad (3.15)$$

$$m = \frac{\sum_{j=0}^m x_j}{\bar{x}_m} \quad (3.16)$$

เมื่อ	$D_m$	คือ ข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ
	$m$	คือ จำนวนข้อมูลอินพุตของแบบจำลองที่นำเสนอ
	$x_j$	คือ จำนวนข้อมูลจากการปรับปรุงความแม่นยำ
	$\bar{x}_m$	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจากการปรับปรุงความแม่นยำ

เมื่อนำสมการที่ (3.14) + สมการที่ (3.16) และผลลัพธ์จะแสดงดังสมการที่ (3.17)

$$n_{db+m} = \frac{\sum_{i=0}^{n_{db}} x_i + \sum_{j=0}^m x_j}{\bar{x}_{n_{db+m}}} \quad (3.17)$$

เมื่อ	$n_{db+m}$	คือ จำนวนข้อมูลของฐานข้อมูลใหม่
	$\bar{x}_{n_{db+m}}$	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลในฐานข้อมูลใหม่

$$Database_{new} = D_{n_{db+m}} \quad (3.18)$$

เมื่อ	$D_{n_{db+m}}$	คือ ฐานข้อมูลใหม่ที่อัปเดตซึ่งมีจำนวนข้อมูลเท่ากับ $n_{db+m}$ .
-------	----------------	---

ด้วยการปรับปรุงความแม่นยำจากแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) ที่ได้ดำเนินการตามกระบวนการเพิ่มข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำลงในฐานข้อมูล เพื่อให้แบบจำลอง

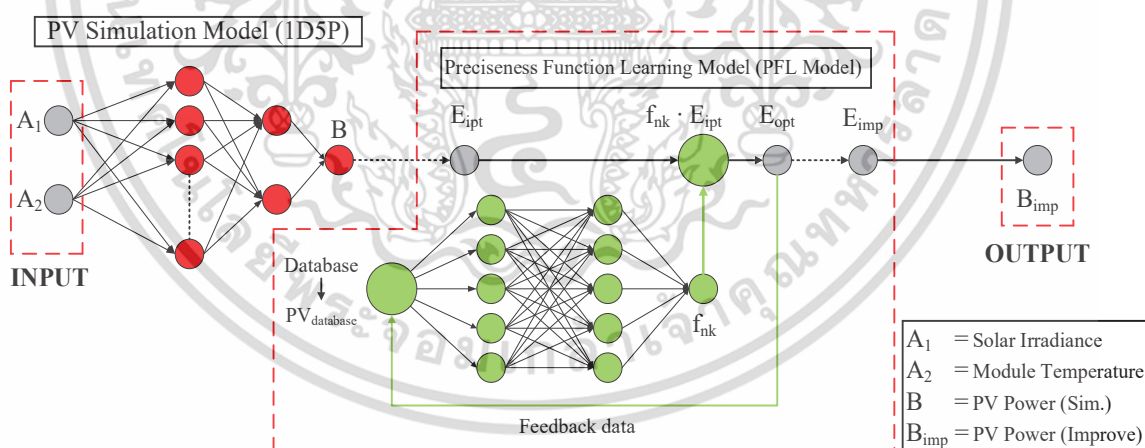
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่นำเสนอมีประสิทธิภาพมากขึ้นในการประมวลผลครั้งต่อไป รูปสมการสุทธิของแบบจำลองที่นำเสนอแสดงดังสมการที่ (3.19)

$$B_{\text{imp}} = \left[ \frac{\Psi_x(A_{n_{\text{ipt}}})}{E_{\text{ipt}}} \right]_{n_{\text{db}}+m} * E_{\text{ipt}} \quad (3.19)$$

เมื่อ  $B_{\text{imp}}$  คือ ข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ  
 $\Psi_x(A_{n_{\text{ipt}}})$  คือ ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของอินพุตและเอาต์พุตของฐานข้อมูล  $n_{\text{db}}$  จากสิ่งที่กำลังศึกษา  
 $E_{\text{ipt}}$  คือ ค่าอินพุตของแบบจำลองที่นำเสนอเพื่อใช้สำหรับการปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล  
 $n_{\text{db}}+m$  คือ จำนวนข้อมูลของฐานข้อมูลใหม่

### 3.4 การดำเนินการปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ



รูปที่ 3.9 โครงสร้างของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนการดำเนินการปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) แสดงดังรูปที่ (3.9) โดยมีรายละเอียดการดำเนินการและกระบวนการแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ดังต่อไปนี้

ส่วนที่ 1: แบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ประกอบด้วยอินพุตสองอินพุต ได้แก่ ความเข้มรังสีแสงอาทิตย์ และอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ และประกอบด้วยเอาต์พุตหนึ่งเอาต์พุต คือ กำลังการผลิตไฟฟ้า

ส่วนที่ 2: ดำเนินการปรับปรุงความแม่นยำของผลลัพธ์ของแบบจำลองที่กำลังศึกษาด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model)

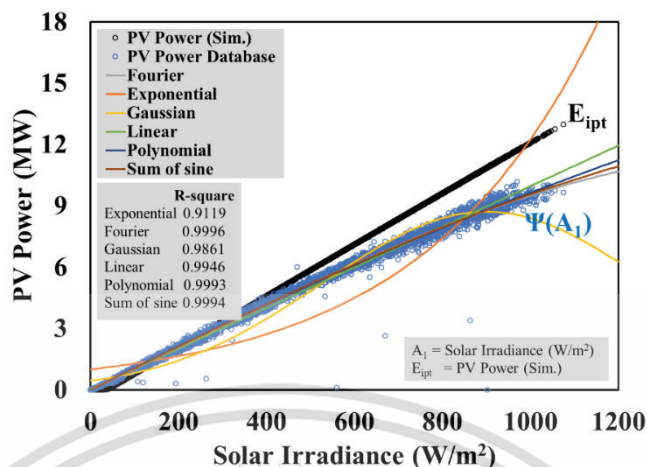
เหตุผลในการปรับปรุงแม่นยำข้อมูล คือผลลัพธ์จากแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เป็นผลลัพธ์ในทางอุดมคติ เนื่องจากในความเป็นจริงแล้วระบบเซลล์แสงอาทิตย์ได้มีการสูญเสียพลังงานในการผลิตไฟฟ้าในรูปแบบต่าง ๆ และระบบมีองค์ประกอบหลายอย่างที่สามารถส่งผลกระทบต่อการผลิตไฟฟ้า ซึ่งเป็นที่มาของงานวิจัยนี้ ฐานข้อมูลของแบบจำลองที่กำลังศึกษานี้ คือ ข้อมูลระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทยจำนวน 1 ระบบ ฐานข้อมูลของแต่ละระบบควรมีจำนวนข้อมูลอย่างน้อยหนึ่งปี เนื่องจากพฤติกรรมโดยรวมของการผลิตไฟฟ้าของระบบในประเทศไทยมีผลตามการเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศตามฤดูกาล โดยประเทศไทยมีสามฤดูกาลที่เกิดขึ้นในหนึ่งปี

รูปแบบฟังก์ชันของแบบจำลองที่กำลังศึกษา คือแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ตามสมการที่ (3.1) ซึ่งกำหนดได้ดังสมการที่ (3.20)

$$f(A_1, A_2) = B = E_{ipt} \quad (3.20)$$

เมื่อ	$A_1$	คือ ความเข้มรังสีแสงอาทิตย์ ( $G, W/m^2$ )
	$A_2$	คือ อุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ ( $T_{m, } ^\circ C$ )
	$B, E_{ipt}$	คือ ค่าการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ( $P_{max}, MW$ )

เมื่อ  $G \in P_{max}$  แสดงความสัมพันธ์ดังรูปที่ (3.10)



รูปที่ 3.10 การปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์

แบบจำลองที่เสนอได้ประมวลผลและทำการเลือกฟังก์ชันฟูรีเย (Fourier function) ดังสมการที่ (3.21) ที่มีค่า R-square ใกล้เคียงกับหนึ่งมากที่สุด โดยมีค่าเท่ากับ 0.9996 ตามตารางที่ (3.4)

$$\psi_{ft}(A_1) = a_{s_0} + \sum_{i=1}^{n_{sf}} a_{s_i} \cos(iw_s A_1) + b_{s_i} \sin(iw_s A_1) \quad (3.21)$$

ตารางที่ 3.4 ค่า R-square ของรูปฟังก์ชันจากกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve-fitting)

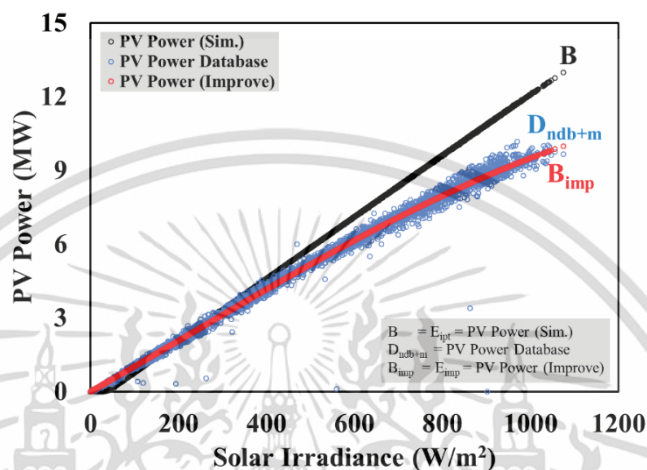
Curve Fitting Types	R-Square
Exponential	0.9119
Fourier	0.9996
Gaussian	0.9861
Linear	0.9946
Polynomial	0.9993
Sum of Sine	0.9994

ข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำเป็นผลลัพธ์จากสมการที่ (3.22) ผลลัพธ์จากการปรับปรุงความแม่นยำข้อมูลของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ แสดงดังรูปที่ (3.11)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$B_{\text{imp}} = \left[ \frac{\psi_{ft}(A_1)}{E_{\text{ipt}}} \right]_{n_{\text{db}+m}} * E_{\text{ipt}} \quad (3.22)$$

เมื่อ  $B_{\text{imp}}$  คือ ค่าการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์หลังการปรับปรุงความแม่นยำ (MW)



รูปที่ 3.11 ผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ

### 3.5 การทดสอบแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ

โดยงานวิจัยนี้ได้คำนึงถึงความสำคัญของความแม่นยำของข้อมูล เพราะข้อมูลจากการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าที่แม่นยำสามารถเป็นประโยชน์ในการตรวจสอบความผิดพลาดของระบบเซลล์แสงอาทิตย์และรวมถึงการวางแผนในการบริหารจัดการนำค่าการผลิตไฟฟ้าไปใช้ในด้านต่าง ๆ ทำให้เกิดประโยชน์สูงสุด

การทดสอบของงานวิจัยนี้ทดสอบเพื่อเป็นการยืนยันความถูกต้อง และแม่นยำ สำหรับการปรับปรุงความแม่นยำแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) โดยกระบวนการปรับปรุงความแม่นยำจำทำการเลือกฟังก์ชันแบบอัตโนมัติจากฟังก์ชันที่มีค่า R-square ใกล้เคียงกับหนึ่งมากที่สุด ในการนำมาเป็นค่า factor เพื่อปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล รายละเอียดการทดสอบมีดังนี้

1. ทดสอบผลการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าการผลิตไฟฟ้าจริง รายวัน ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ช่วงเวลา 06.00 ถึง 18.00 นาฬิกา โดยแบ่งการเปรียบเทียบออกเป็น 2 เจ็อนไซ คือ วันที่สภาพอากาศราบร้อน ไม่แปรปรวน มีค่าความเข้มแสงดวงอาทิตย์รายวันสูง เพิ่มขึ้น-ลดลงแบบคงที่ออกมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในรูปแบบประจักษ์กว่า และ วันที่มีสภาพอากาศแปรปรวน ค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์เปลี่ยนแปลงแบบฉับพลัน

2. ทดสอบผลการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าการผลิตไฟฟ้าจริง รายเดือน ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp จังหวัดนครปฐม ใช้ข้อมูลในปี พ.ศ.2562

3. ทดสอบผลการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าการผลิตไฟฟ้าจริง รายฤดูกาล ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp จังหวัดนครปฐม ใช้ข้อมูลในปี พ.ศ.2562

การทดสอบนี้เพื่อตรวจสอบแบบจำลองที่ใช้ในการปรับปรุงความแม่นยำของผลลัพธ์เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจากการวัดจริง โดยใช้ค่าเฉลี่ย nRMSE (normalized RMSE) [26] ดังสมการที่ (3.23)

$$nRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\text{simulate}_i - \text{measured}_i}{\text{measured}_i} \right)^2} \times 100 \quad (3.23)$$

### 3.6 รายละเอียดของพื้นที่เป้าหมายสำหรับการทดสอบ

งานวิจัยนี้ศึกษาแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) เพื่อเป็นการทดสอบ และยืนยันว่าแบบจำลองสามารถคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าได้ภูมิอากาศที่หลากหลาย โดยรายละเอียดของพื้นที่เป้าหมาย คือ ระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp ประกอบด้วยแผงเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 245 Wp รายละเอียดดังตารางที่ (3.5) จำนวน 49,536 แผง ในพื้นที่จังหวัดนครปฐม



รูปที่ 3.12 ระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.5 คุณสมบัติทางไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ [4]

Parameters of PV panel	Value and Units
Rated Power of PV Panel, $P_m$	245 Wp
Open Circuit Voltage of PV Panel, $V_{oc}$	37.1 V
Short Circuit Current of PV Panel, $I_{sc}$	8.8 A
Maximum Power Voltage of PV Panel, $V_m$	30.1 V
Maximum Power Current of PV Panel, $I_m$	8.14 A
Ideality factor of PV Panel (n)	1.3



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

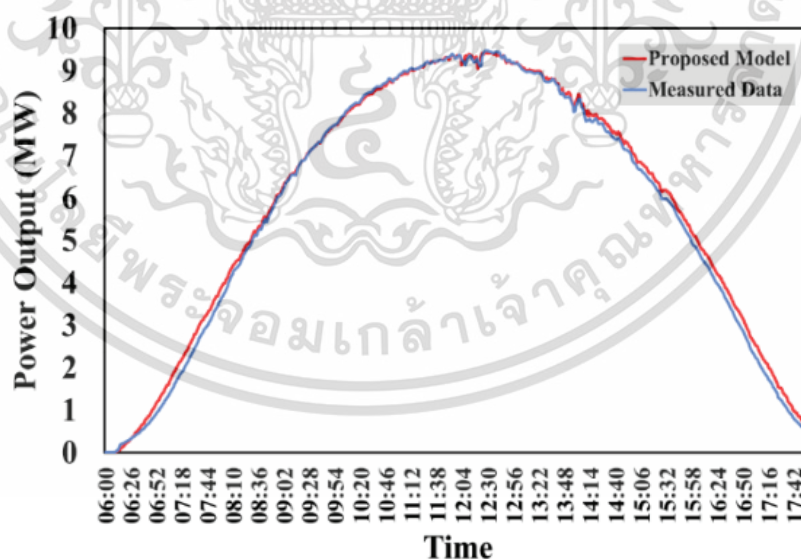
## บทที่ 4

### ผลการวิจัย และอภิปรายผล

ผลการทดสอบเปรียบเทียบค่าการผลิตไฟฟ้าระหว่างแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) และค่าที่วัดจริงจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ในประเทศไทย โดยค่าความคลาดเคลื่อน nRMSE (normalized RMSE) [26] ที่ยอมรับได้ เพื่อแสดงว่าการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ไม่เกิดปัญหา หรือมีข้อผิดพลาด มีค่าเท่ากับ  $\pm 5\%$  โดยอ้างอิงจากความแม่นยำของแบบจำลองจากงานวิจัยที่ผ่านมาที่มีค่าเท่ากับ 3-5% [5] รายละเอียดผลการทดสอบมีดังนี้

#### 4.1 ผลทดสอบการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์รายวัน

ทดสอบแบบจำลองที่นำเสนอโดยเปรียบเทียบผลลัพธ์จากการจำลองการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) กับค่าจริงจากการวัด แบบรายวัน เพื่อเป็นการทดสอบแบบจำลองที่นำเสนอสามารถคาดการณ์การผลิตไฟฟ้า ณ การเปลี่ยนแปลงของความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ได้อย่างแม่นยำ โดยมีผลการทดสอบดังนี้

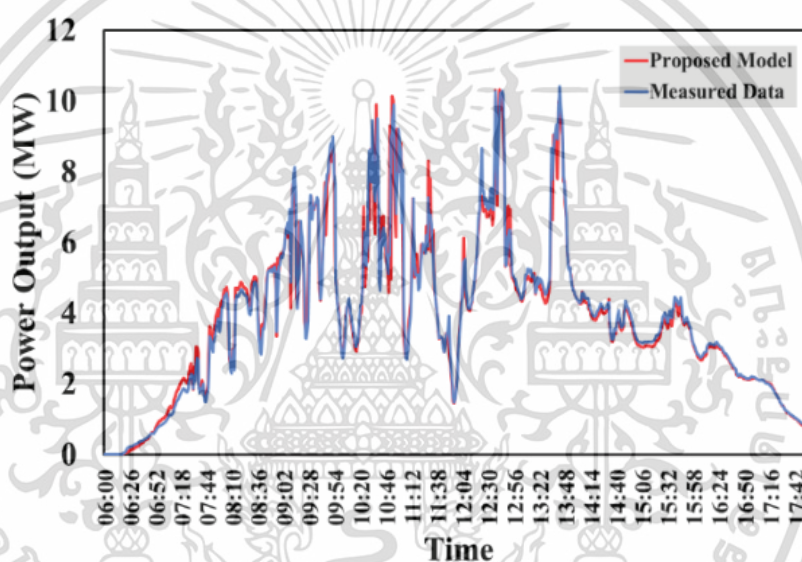


รูปที่ 4.1 ผลลัพธ์เปรียบเทียบการผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ในสภาพอากาศแจ่มใส มีเมฆเบาบาง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ (4.1) ในกรณีสภาพอากาศแจ่มใส มีเมฆเบาบาง พบว่าพฤติกรรมการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ รายวัน มีลักษณะเป็นรูปประฆังคว่ำ การผลิตไฟฟ้ามีความสม่ำเสมอตามความเข้มแสงที่เพิ่มขึ้นและลดลงอย่างคงที่ และผลลัพธ์การเปรียบเทียบกับค่าจริงที่วัดได้ สามารถแสดงค่า nRMSE (normalized RMSE) เท่ากับ 1.79 % แสดงดังตารางที่ (4.1)

เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอกับค่าที่ได้จากการวัดจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ในกรณีความเข้มรังสีดวงอาทิตย์เปลี่ยนแปลงแบบฉับพลัน พบว่า การผลิตไฟฟ้ามีการเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน แสดงดังรูปที่ (4.2) และคำนวณค่า nRMSE (normalized RMSE) เท่ากับ 3.19 % แสดงดังตารางที่ (4.1)



รูปที่ 4.2 ผลลัพธ์เปรียบเทียบการผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ในสภาพอากาศแปรปรวน มีเมฆเปลี่ยนแปลงแบบฉับพลัน

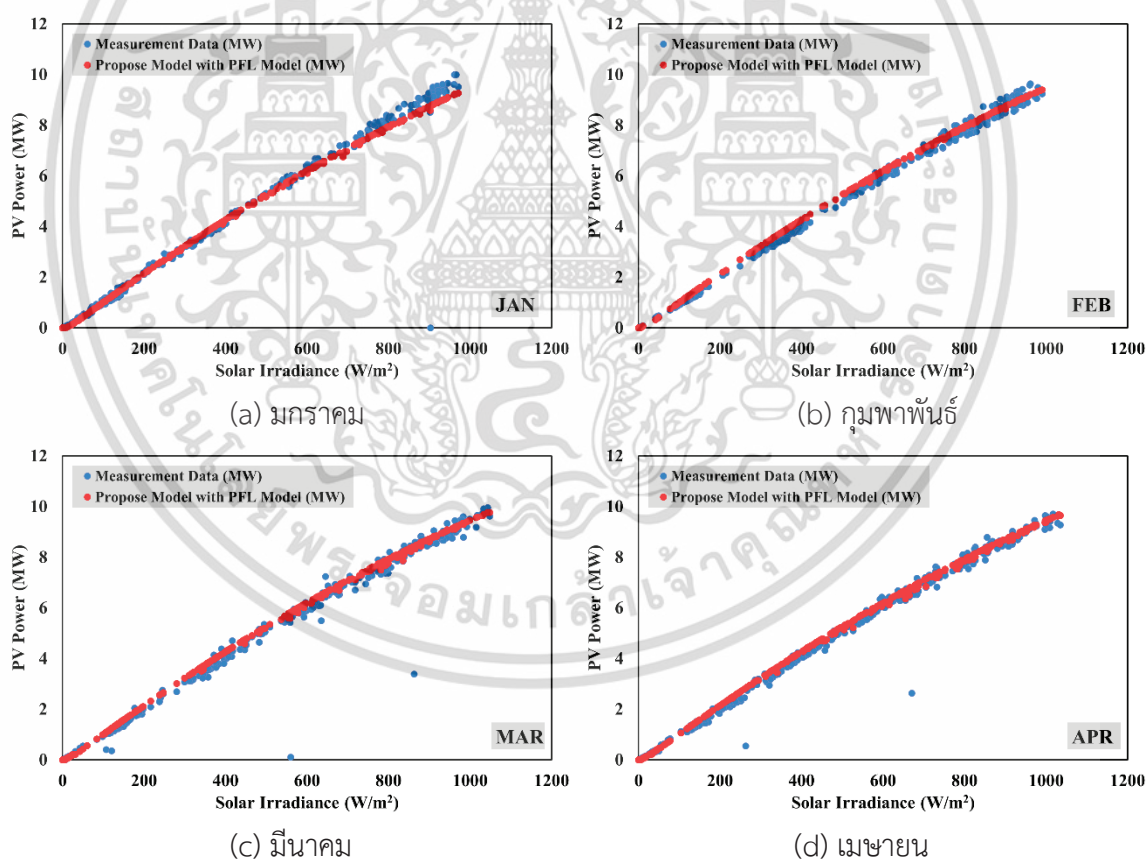
ตารางที่ 4.1 ผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองเปรียบเทียบกับค่าที่วัดจริง รายวัน

Case Day	ค่าที่วัดจริง (MW)	ผลจำลอง (MW)	nRMSE (Normalized RMSE)
สภาพอากาศดี	71.43	72.70	1.79 %
สภาพอากาศแปรปรวน	64.57	66.63	3.19 %

ตารางที่ (4.1) แสดงผลการเปรียบเทียบการผลิตไฟฟ้า และผลความคลาดเคลื่อนของการผลิตไฟฟ้าจริงจากแบบจำลองที่นำเสนอ ในกรณีสภาพอากาศที่แตกต่างกัน พบว่า ในสภาพอากาศเกิดการเปลี่ยนแปลงแบบฉับพลันมีค่าความคลาดเคลื่อนมากกว่า และผลิตไฟฟ้าได้น้อยกว่ากรณีสภาพอากาศแจ่มใส มีเมฆเบาบาง สาเหตุอาจเกิดมาจาก ความไวในการตอบสนองของอุปกรณ์การวัดความเข้มรังสีดวงอาทิตย์และอุปกรณ์การวัดทางไฟฟ้า มีความไม่เข้าคู่ในขณะวัดและบันทึกค่า ณ เวลาเดียวกัน

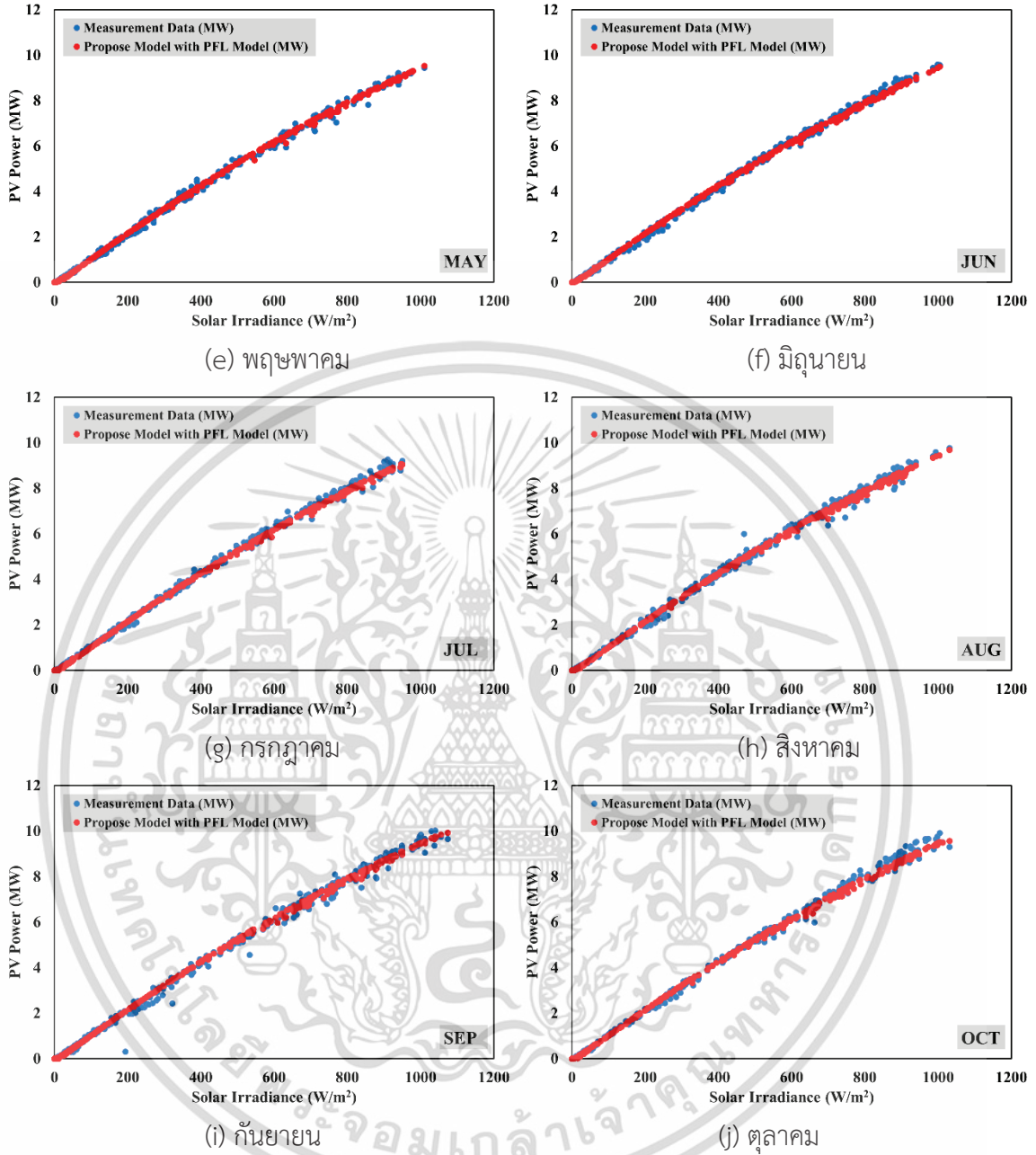
## 4.2 ผลทดสอบการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์รายเดือน

ทำการทดสอบเปรียบเทียบการผลิตไฟฟ้ารายเดือนระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอกับค่าวัดจริงจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ณ ความสัมพันธ์การเปลี่ยนแปลงความเข้มรังสีแสงอาทิตย์ที่มีผลต่อการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เพื่อยืนยันความแม่นยำของแบบจำลองที่นำเสนอ ณ การคาดการณ์การผลิตไฟฟ้ารายเดือนในกรณีการเปลี่ยนแปลงความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่แตกต่างกัน แสดงดังรูปที่ (4.3)



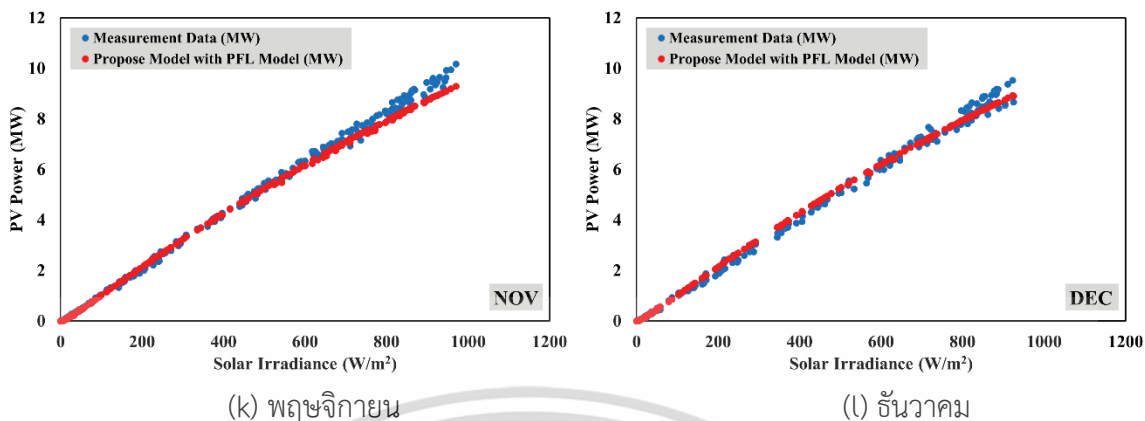
รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ รายเดือน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ รายเดือน (ต่อ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าที่วัดได้ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ รายเดือน (ต่อ)

จากการทดสอบพบว่าการผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์มีความสัมพันธ์แบบมีนัยยะสำคัญตามการเปลี่ยนแปลงความเข้มรังสีแสงอาทิตย์ กล่าวคือ เมื่อค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์มีค่าเพิ่มขึ้น ค่าการผลิตไฟฟ้าจะมีค่าเพิ่มขึ้นเช่นเดียวกัน และผลการผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์มีลักษณะของข้อมูลออกมาเป็นเชิงเส้นตามผลลัพธ์จากการคาดการณ์ของแบบจำลองที่นำเสนอ

ตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบผลการผลิตไฟฟ้าและค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง รายเดือน

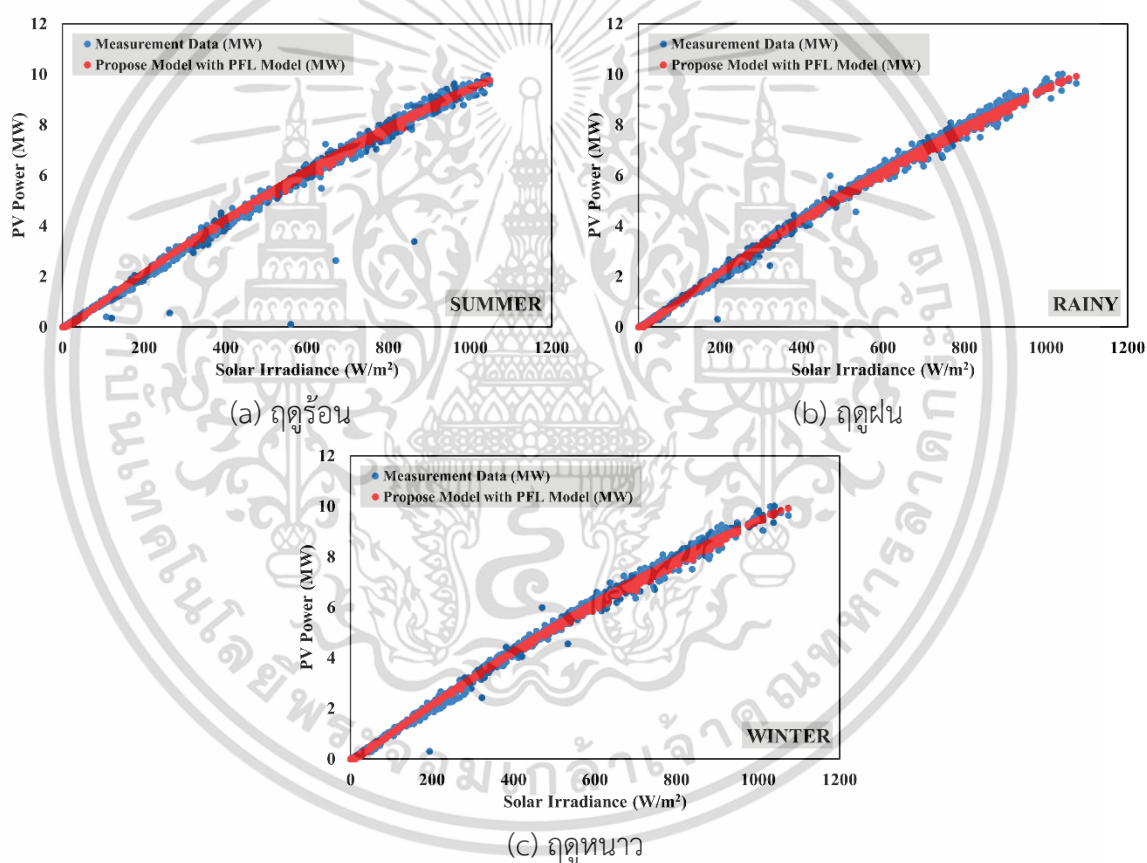
(MW)	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Avg.
*M.	1368	1436	1880	1793	1315	1550	1489	1647	1668	1350	1071	839	1450
*P.	1348	1470	1934	1827	1316	1549	1468	1640	1674	1334	1040	840	1453
*nR.	1.46	2.34	2.91	1.91	0.07	0.11	1.41	0.46	0.37	1.17	2.85	0.13	1.26

\*M. คือ Measurement Data, P. คือ Proposed Model with PFL Model และ nR. คือ nRMSE (%)

จากตารางที่ (4.2) แสดงค่าการผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1450 MWh และค่าการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองเฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1453 MWh พบว่าการผลิตไฟฟ้าจริงมีค่าความคลาดเคลื่อน nRMSE (normalized RMSE) เฉลี่ยจากผลลัพธ์ของแบบจำลอง เท่ากับ 1.26 %

### 4.3 ผลทดสอบการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ตามฤดูกาล

ทำการทดสอบการเปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองที่นำเสนอกับการผลิตไฟฟ้าจริงจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์ เพื่อยืนยันความแม่นยำของแบบจำลองที่นำเสนอในการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ในทุกสภาพอากาศตามฤดูกาล แบ่งออกเป็นสามฤดูกาล ได้แก่ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว โดยสภาพภูมิอากาศในแต่ละฤดูกาลมีความแตกต่างกัน ซึ่งสภาพภูมิอากาศเป็นตัวแปรที่สำคัญสำหรับการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ รวมถึงค่ารังสีความเข้มแสงอาทิตย์ อุณหภูมิ แวลต์ลุ่ม และอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ เป็นต้น โดยจะแสดงผลการเปรียบเทียบออกมาในรูปความสัมพันธ์ระหว่างการผลิตไฟฟ้าและค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ แสดงดังรูปที่ (4.4)



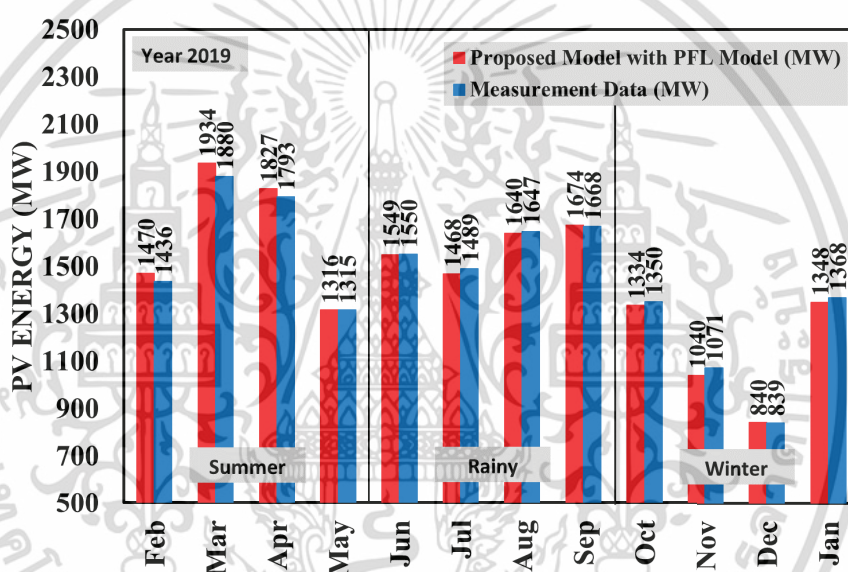
รูปที่ 4.4 เปรียบเทียบผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าระหว่างแบบจำลองที่นำเสนอและค่าจริงที่วัดได้ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ ตามฤดูกาล

ผลการทดสอบ พบว่าการผลิตไฟฟ้าจริงจากระบบเซลล์แสงอาทิตย์มีแนวโน้มพฤติกรรมการผลิตไฟฟ้าคล้ายตามผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจากแบบจำลองที่นำเสนอ ในทั้งสามฤดูกาล ณ ความแตกต่างของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่เปลี่ยนแปลงไป และกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่าแบบจำลองที่นำเสนอสามารถคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ได้อย่างแม่นยำ ในสภาพอากาศที่แตกต่างกันที่เกิดขึ้นตามแต่ละฤดูกาล

ผลการทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงจากการวัดของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp จังหวัดนครปฐม ในแต่ละฤดูกาล ของข้อมูลประจำปี พ.ศ. 2562 โดยทำการวิเคราะห์ผลการทดสอบจากผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ แสดงดังรูปที่ (4.5)



รูปที่ 4.5 ผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ได้รับการปรับปรุงความแม่นยำ

ตารางที่ 4.3 เปรียบเทียบผลการผลิตไฟฟ้าและค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ตามฤดูกาล

Data	Month			Average	Year
	Summer	Rainy	Winter		
Measured Data (MWh)	1606	1589	1157	1450	17406
Proposed Model (MWh)	1637	1583	1141	1453	17440
nRMSE (%)	1.81	0.59	1.40	1.26	0.21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ (4.3) แสดงผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ต่อปีมีค่า 17406 MWh และค่าการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองต่อปีมีค่า 17440 MWh พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อน nRMSE (normalized RMSE) เท่ากับ 0.21 % และการวิเคราะห์พฤติกรรมการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เมื่อเทียบกับผลการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าจากแบบจำลองที่นำเสนอทั้งสามฤดูกาล มีรายละเอียดดังนี้

ในฤดูฝนแสดงผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1589 MWh และค่าการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองเฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1583 MWh พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อน nRMSE (normalized RMSE) เท่ากับ 0.59 % พบว่าแบบจำลองจะมีความแม่นยำสูงสุดระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในพื้นที่นี้ทำงานได้ดีที่สุด เนื่องจากฝุ่นถูกชะล้างออกจากด้านหน้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์โดยน้ำฝน และเนื่องจากการสะสมอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ไม่สูงเท่ากับในฤดูร้อนด้วยเหตุนี้จึงทำให้สูญเสียพลังงานในการผลิตไฟฟ้าค่อนข้างน้อย

ในฤดูหนาวแสดงผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1157 MWh และค่าการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองเฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1141 MWh พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อน nRMSE (normalized RMSE) เท่ากับ 1.40 % พบว่าแบบจำลองจะมีความแม่นยำน้อยกว่าในฤดูฝน แต่แม่นยำมากกว่าในฤดูร้อน เนื่องจากมีฝุ่นจำนวนมากที่ด้านหน้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ ส่งผลให้เกิดการสูญเสียพลังงานในการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ แต่ไม่มีความร้อนสะสมบนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ ทำให้แบบจำลองที่นำเสนอสามารถคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าได้แม่นยำกว่าในช่วงฤดูร้อน

ในฤดูร้อนแสดงผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1606 MWh และค่าการคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลองเฉลี่ยต่อเดือนมีค่า 1637 MWh พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อน nRMSE (normalized RMSE) เท่ากับ 1.81 % พบว่าแบบจำลองมีความแม่นยำน้อยกว่าทั้งสองฤดูกาล เนื่องจากอุณหภูมิในฤดูร้อนจะสูง การสะสมความร้อนของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ทำให้อุณหภูมิสูงขึ้นตามไปด้วย

ระบบเซลล์แสงอาทิตย์นี้ จังหวัดนครปฐม จะไม่มีการทำความสะอาดแผงเซลล์แสงอาทิตย์ทุกวัน แต่จะมีเป็นรอบการทำความสะอาด ดังนั้นฝุ่นที่สะสมจึงส่งผลต่อประสิทธิภาพการผลิตพลังงานไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์

## บทที่ 5

# สรุปผลการวิจัย

### 5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองการทำนายการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ฟังก์ชันความแม่นยำ (PFL Model) โดยแบบจำลองที่นำเสนอถูกสร้างขึ้นจากการใช้โปรแกรมที่เขียนโดยภาษาคอมพิวเตอร์ ซีพลัสพลัส (C++) และใช้เทคนิคในการปรับเส้นโค้ง ประมาณค่าฐานข้อมูล ออกมาเป็นฟังก์ชันในหลายรูปแบบ และแบบจำลองที่นำเสนอจะเลือกฟังก์ชันแบบอัตโนมัติจากฟังก์ชันการปรับเส้นโค้งที่ประมาณค่าใกล้เคียงกับการแสดงพฤติกรรมทั้งหมดของฐานข้อมูล เพื่อนำมาปรับปรุงความแม่นยำข้อมูลที่ต้องการ และในส่วนของแบบจำลองที่นำเสนอสามารถเพิ่มความแม่นยำให้สูงขึ้นในการประมวลผลในทุก ๆ ครั้ง กล่าวได้ว่าหลังจากปรับปรุงความแม่นยำแล้ว เอาต์พุตของแบบจำลองที่นำเสนอจะถูกเพิ่มลงในฐานข้อมูลของแบบจำลอง เพื่อให้แบบจำลองเพิ่มการเรียนรู้พฤติกรรมข้อมูลที่ได้รับการปรับปรุงแล้ว และจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผลครั้งต่อ ๆ ไปได้แม่นยำมากยิ่งขึ้น โดยการทดสอบพบว่าแบบจำลองที่นำเสนอสามารถคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าได้อย่างแม่นยำ และสามารถระบุพฤติกรรมความผิดปกติจากการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ได้ โดยมีรายละเอียดดังนี้

#### 5.1.1 ทำการทดสอบแบบจำลองกับระบบเซลล์แสงอาทิตย์ขนาด 12 MWp

ผลทดสอบกับการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์รายวัน พบว่า ทั้งกรณีวันที่มีสภาพอากาศแจ่มใสไม่แปรปรวน มีเมฆเบาบาง และกรณีวันที่สภาพอากาศแปรปรวน เมฆมาก มีการเปลี่ยนแปลงของค่าความเข้มแสงอาทิตย์แบบฉับพลัน การผลิตไฟฟ้าจริงของทั้งสองกรณีมีค่าการผลิตไฟฟ้าใกล้เคียงกับผลลัพธ์การคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลอง ตามการเปลี่ยนแปลงของค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์

ผลทดสอบกับการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์รายเดือน พบว่า การผลิตไฟฟ้าจริงทั้ง 12 เดือน ของระบบเซลล์แสงอาทิตย์มีแนวโน้มและมีค่าใกล้เคียงเป็นไปตามผลลัพธ์การคาดการณ์การผลิตไฟฟ้าจากแบบจำลองที่นำเสนอ โดยมีค่าความคลาดเคลื่อน nRMSE (normalized RMSE) ที่ยอมรับได้ อยู่ในช่วง 0.07 – 2.34 %

ผลทดสอบกับการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในแต่ละฤดูกาล พบว่า การผลิตไฟฟ้าจริงของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว มีค่าความคลาดเคลื่อนจากผลลัพธ์การผลิตไฟฟ้าของแบบจำลอง เท่ากับ 1.81 % 0.59 % และ 1.40 % ตามลำดับ โดยปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อการ

ผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์นี้ คือการสะสมของฟูลนบนหน้าแผงเซลล์แสงอาทิตย์ โดยระบบนี้มีการความสะอาดเป็นรอบกำหนดของระบบ แต่ไม่ได้มีการทำความสะอาดทุกวัน และการสะสมความร้อนที่แผงเซลล์แสงอาทิตย์ ด้วยเหตุนี้ความแม่นยำของแบบจำลองที่นำเสนอในฤดูร้อนจึงต่ำที่สุด

ปัจจัยหลักที่มีผลต่อการผลิตไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ คือค่าความเข้มรังสีแสงอาทิตย์ซึ่งผลการเปลี่ยนแปลงกระแสไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์สูง และอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ซึ่งผลการเปลี่ยนแปลงแรงดันไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์สูง เช่นเดียวกัน แบบจำลองที่นำเสนอใช้ความสัมพันธ์ของค่าความเข้มรังสีแสงอาทิตย์และค่าการผลิตกระแสไฟฟ้า เพื่อช่วยในกระบวนการปรับปรุงความแม่นยำ แต่ไม่ได้ใช้ค่าอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์มาเป็นพารามิเตอร์ในแบบจำลองที่นำเสนอนี้ เป็นเหตุให้ส่งผลต่อความแม่นยำของแบบจำลองในกรณีสภาวะที่มีการสะสมของอุณหภูมิ

โดยสรุปพบว่าเมื่อจำนวนข้อมูลของฐานข้อมูลของแบบจำลองมีจำนวนมากขึ้น ส่งผลให้แบบจำลองมีความแม่นยำมากขึ้นตามไปด้วย



## เอกสารอ้างอิง

- [1] Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Kobsak Sriprapha, Wilailak Siriwongruangsarn, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “A simplified model for the estimation of energy production of PV Module” **The International Electrical Engineering Congress**, 2017, vol. I, March 2017. pp. 273-276.
- [2] Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Kobsak Sriprapha, Chabar Suriyaammaranon, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “Comparison of PV Module Power Output Measurements” **The International Electrical Engineering Congress**, 2017, vol. I, March 2017. pp. 281-284.
- [3] Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Perawut Chinnavornrungsee, Kobsak Sriprapha, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “Accuracy Development of PV Power Generation Estimation Models In THAILAND” **The International Photovoltaic Science and Engineering Conference (PVSEC-30) & Global Photovoltaic Conference 2020 (GPVC 2020)**, 2020, vol. I, November 2020. pp. 163.
- [4] Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Perawut Chinnavornrungsee, Sasiwimon Songtraai, Phassapon Manosukritkul, Kobsak Sriprapha, Chabar Suriyaammaranon, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “A Method to Improve the Accuracy of Simulation Models: A Case Study on Photovoltaic System Modelling” **Energies**, 2021, vol. 14, issue. 2, January 2021. 372 pp. 1-19.
- [5] Kittisontirak, S.; Bupi, A.; Chinnavornrungsee, P.; Sriprapha, K.; Thajchayapong, P.; Titiroongruang, W. An Improved PV Output Forecasting Model by Using Weight Function: A Case Study in Cambodia. *Int. J. Photoenergy* **2016**, 2016, 1–10
- [6] Li, P.; Zhou, K.; Lu, X.; Yang, S. A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting. *Appl. Energy* **2020**, 259, 114216.
- [7] Guifang, G. Modeling of solar photovoltaic cells and output characteristic simulation based on Simulink. *J. Chem. Pharm. Res.* **2014**, 6, 1791–1795.
- [8] De Soto, W.; Klein, S.A.; Beckman, W. Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance. *Sol. Energy* **2006**, 80, 78–88.

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [9] Karatepe, E.; Boztepe, M.; Colak, M. Neural network based solar cell model. *Energy Convers. Manag.* **2006**, *47*, 1159–1178.
- [10] Brano, V.L.; Orioli, A.; Ciulla, G.; Di Gangi, A. An improved five-parameter model for photovoltaic modules. *Sol. Energy Mater. Sol. Cells* **2010**, *94*, 1358–137.
- [11] Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Kobsak Sriprapha, Wilailak Siriwongrunsan, Wisut Titiroongruang, Surasak Niemcharoen. A simplified model for the estimation of energy production of PV module. 2017 International Electrical Engineering Congress (iEECON), 2017.
- [12] Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Kobsak Sriprapha, Wilailak Siriwongrunsan, Wisut Titiroongruang, Surasak Niemcharoen. Comparison of PV module power output measurements. 2017 International Electrical Engineering Congress (iEECON), 2017.
- [13] Vinod; Kumar, R.; Singh, S.K. Solar photovoltaic modeling and simulation: As a renewable energy solution. *Energy* **2018**, *4*, 701–712.
- [14] Maninder Kaur, E. Simulation Model for PV Array & its Characteristics. *Int. J. Electr. Eng. Educ.* **2014**, *1*, 1694–2426.
- [15] Tsai, H.L. Insolation-oriented model of photovoltaic module using Matlab/Simulink. *Sol. Energy* **2010**, *84*, 1318–1326.
- [16] Altas, I.H.; Sharaf, A.M. A photovoltaic array simulation model for Matlab-Simulink GUI environment. In *Proceedings of the International Conference on Clean Electrical Power, Capri, Italy, 21–23 May 2007*; pp. 341–345.
- [17] Vengatesh, R.P.; Rajan, S.E. Investigation of cloudless solar radiation with PV module employing Matlab-Simulink. In *Proceedings of the International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology, Nagercoil, India, 23–24 March 2011*; pp. 141–147.
- [18] Maffezzoni, P.; Codecasa, L.; D’Amore, D. Modeling and Simulation of a Hybrid Photovoltaic Module Equipped with a Heat-Recovery System. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **2009**, *56*, 4311–4318.

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [19] Pandiarajan, N.; Muthu, R. Mathematical modeling of a photovoltaic module with Simulink. In Proceedings of the International Conference on Electrical Energy Systems, Chennai, India, 3–5 January 2011; pp. 258–263.
- [20] Rustemli, S.; Dincer, F. Modeling of Photovoltaic Panel and Examining Effects of Temperature in Matlab/Simulink. *Electron. Electr. Eng.* **2011**, *3*, 35–40.
- [21] Nema, S.; Nema, R.K.; Agnihotri, G. MATLAB/Simulink based study of photovoltaic cells/modules/array and their experimental verification. *Int. J. Energy Environ.* **2010**, *1*, 487–500.
- [22] Bellia, H.; Youcef, R.; Fatima, M. A detailed modeling of photovoltaic module using MATLAB/SIMULINK. *J. Astron. Geophys.* **2014**, *3*, 53–61.
- [23] E. C. Levy. Complex-curve fitting. *IRE Transactions on Automatic Control*, Volume: AC-4, Issue: 1, May 1959, 37-43.
- [24] A. O'Hagan. Curve Fitting and Optimal Design for Prediction. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, Volume 40, Issue1, 1978, 1-24.
- [25] McIntosh, K.R.; Honsberg, C.B. The Influence of Edge Recombination on a Solar Cell's IV Curve. In Proceedings of the 16th Euro-pean Photovoltaic Solar Energy Conference, Glasgow, UK, 1–5 May 2000
- [26] Chai, T.; Draxler, R.R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geosci. Model Dev.* **2014**, *7*, 1247–1250.
- [27] รศ.ดร. สมเกียรติ ศุภเดช. เซมิคอนดักเตอร์ฟิสิกส์. กรุงเทพฯ : คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2542.
- [28] ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ, เทคโนโลยีการสร้างและการใช้งานเซลล์แสงอาทิตย์.
- [29] สมชัย วงษ์เมตตา. “การสร้างและพัฒนาเซลล์อาทิตย์แบบซิลิกอน”, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมศาสตร์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้า วิทยาเขตเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.2525.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [30] Bernhard, K.J. 1998. Crystalline Silicon Solar Cells. Translated by Swadlincore, R.W.UK: John Wiley&Sons.
- [31] Green, M.A. 1992. Solar Cells Operating Principles, **Technology and System Applications**. New South Wales: The University of New South Wales.
- [32] Godfrey boyle. Renewable Energy. 2011,76-80.
- [33] Jianhua Zhao, Aihua Wang, and Martin A. Green. “19.8% efficient “honeycomb” textured multicrystalline and 24.4% monocrystalline silicon solar cells.” **APPLIED PHYSICS LETTERS**, 1997, Vol. 73, pp.1991-1993
- [34] O. Schuitz, S. W. Glunz and G. P. Willeke. “Multicrystalline Silicon Solar Cells Exceeding 20% Efficiency.” **Process in photovoltaics: research and applications, 2004**, Vol. 12, pp. 553-558
- [35] Steven S. Hegedus and William N. Shafarman. “Thin-Film Solar Cells: Device Measurements and Analysis.” **Process in photovoltaics: research and applications, 2004**, Vol. 12, pp. 155-176
- [36] S. Benagli, D. Borrello, E. Vallet-Sauvain, J. Meier, U. Kroll, J. Hoetzel, J. Bailat, J. Steinhäuser, M. Marmelo, G. Monteduro and L. Castens. “High-Efficiency Amorphous Silicon Devices on LPCVD-ZNO TCO prepared in Industrial KAITM-M R&D Reactor.” **24th European Photovoltaic Solar Energy Conference, 21-25 September 2009**. pp. 2293-2298
- [37] X. Wu, R.G. Dhere, D.S. Albin, T.A. Gessert, C. DeHart, J.C. Keane, A. Duta, T.J. Coutts, S. Asher, D.H. Levi, H.R. Moutinho, Y. Yan, T. Moriarty, S. Johnston, K. Emery, and P. Sheldon. “High-Efficiency CTO/ ZTO/ CdS/ CdTe Polycrystalline Thin-Film Solar Cells.” **NCPV Program Review Meeting, 14-17 October 2001**
- [38] Carlson D.E., Wronski C.R. “Amorphous Silicon Solar Cell.” **Applied Physics Letters**, Vol. 28, 1976, p. 671.

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [39] Van Sark, Wilfried G. J. H. M., Korte, Lars, Roca, Francesco (Eds.). 2012. “Physics and Technology of Amorphous-Crystalline Heterostructure Silicon Solar Cells” **Engineering Materials**.15



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ผลงานทางวิชาการที่รับการตีพิมพ์และเผยแพร่

1. Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Kobsak Sriprapha, Wilailak Siriwongrunsan, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “A simplified model for the estimation of energy production of PV Module” **The International Electrical Engineering Congress**, 2017, vol. I, March 2017. pp. 273-276.
2. Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Kobsak Sriprapha, Chabar Suriyaammaranon, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “Comparison of PV Module Power Output Measurements” **The International Electrical Engineering Congress**, 2017, vol. I, March 2017. pp. 281-284.
3. Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Perawut Chinnavornrungeee, Kobsak Sriprapha, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “Accuracy Development of PV Power Generation Estimation Models In THAILAND” **The International Photovoltaic Science and Engineering Conference (PVSEC-30) & Global Photovoltaic Conference 2020 (GPVC 2020)**, 2020, vol. I, November 2020. pp. 163.
4. Aekkawat Bupi, Songkiate Kittisontirak, Perawut Chinnavornrungeee, Sasiwimon Songtraai, Phassapon Manosukritkul, Kobsak Sriprapha, Chabar Suriyaammaranon, Wisut Titiroongruang and Surasak Niemcharoen. “A Method to Improve the Accuracy of Simulation Models: A Case Study on Photovoltaic System Modelling” **Energies**, 2021, vol. 14, issue. 2, January 2021. 372 pp. 1-19.

# iEECON 2017

The 2017 International Electrical Engineering Congress

8-10 MARCH 2017, PATTAYA THAILAND

**SMART MOBILITY**

“Smart Mobility for Smart Future”

**Proceedings**

Organized by

Technical Co-sponsored by

Sponsored by

**VOLUME I**

**POWER & ENERGY**

**SPECIAL SESSION**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## A simplified model for the estimation of energy production of PV Module.

Aekkawat Bupi<sup>a</sup>, Songkiate Kittisontrak<sup>b</sup>, Kobsak Sriprapha<sup>b</sup>, Wilailak Siriwongrunsan<sup>c</sup>, Wisut Titiroongruang<sup>a</sup> and Surasak Niemcharoen<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand.

<sup>b</sup>National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC), National Science and Technology Development Agency (NSTDA), Pathum Thani, Thailand.

<sup>c</sup>College of Data Storage Innovation, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand.  
Email: [aekkawat.bupi@outlook.com](mailto:aekkawat.bupi@outlook.com)

**Abstract** — This paper describes the objective of the model to produce electricity from solar cell applications MATLAB / SIMULINK Compared with the data of electricity from photovoltaic power systems in Cambodia. Using models 1D5P (equivalent circuit analysis of one of the diodes, solar cells based on 5 parameters are the main factors in the equation that represents the equivalent circuit). 2 parameters are used to simulate the solar irradiance and module temperature from the retention of a calculation to determine the solar farm to generate electricity. And compared with the actual electricity. By comparing the results of the simulation with high accuracy. And display of the RMSE range of 0.01 to 0.18 and with an average of RMSE is 0.09.

**Keywords** — PV, 1D5P, RMSE

### 1. INTRODUCTION

This paper presents a model for the production of electricity from solar cell by Matlab/Simulink program. This Program can be simulated the production of electricity which will get the result equivalent to the actual in efficiently. This modeling has started to study the equivalent circuit in one diode. The single-diode equivalent circuits (1D) are commonly to study the model and one diode five parameters (1D5P) consist of a photo current ( $I_{ph}$ ), a diode, a parallel resistance ( $R_{sh}$ ) expressing a leakage current ( $I_0$ ), and a series resistance ( $R_s$ ).

The 28 kWp PV subsystem installed in Cambodia were used in this study [2]. Technology type is crystalline Si solar cells. The system consists 112 modules, each module is 245 Wp/module. In this article, it has been tested with only one module. To observe PV module power output.

In this paper, we described the comparison of PV simulation model with actual PV module power output. The parameters were used to verify model is PV module power output.

### II. A MODEL OF PV MODULE (1D5P MODEL)

Figure 1 shows the structure of PV power system simulation model with MATLAB/Simulink software. The model used two main parameters for calculation which solar irradiance and module temperature. The simulation model was developed by single-diode equivalent circuits (1D5P model) for simulated PV module power output and compared with other commercial software simulations to confirm the modeling which showed the correct characteristic of PV, as shown in (1):

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{q(V_L + IR_s)}{n \cdot k \cdot T} \right) - 1 \right] - \frac{(V_L + IR_s)}{R_{sh}} \quad (1)$$

where  $I_{ph}$  is photo current (A),  $I_0$  is the leakage current of the diode (A),  $q$  is electron charge ( $1.602 \times 10^{-19}$  C),  $k$  is Boltzmann constant ( $1.381 \times 10^{-23}$  J/K),  $T$  is actual cell temperature (K),  $R_s$  is series resistance ( $\Omega$ ), and  $R_{sh}$  is shunt resistance ( $\Omega$ ) and the ideal factor according to the PV technology involved.

In this study, the RMSE (Root Mean Square Error) technique is a frequently used measure of the differences between values (sample and population values) predicted by a model or an estimator and the values actually observed. The parameter was defined by

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{Simulate} - P_{Measured})^2} \quad (2)$$

where the measured data is  $P_{Measured}$  and the Simulation data is  $P_{Simulated}$ .

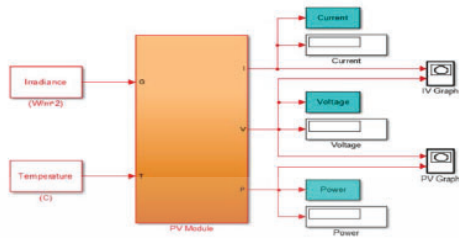


Fig.1 Structure of PV module simulation model (1D5P).

III. SIMULATION OF PV MODULE

Compare the electricity between models with electricity in one year from the power systems in Cambodia.

A. Daily PV Module System Output Simulation.

In case of sunny day, 14<sup>th</sup> Feb 2015, Comparison between the actual cost of electricity is calculated from the model with data from the truth. Found that the error is very low (RMSE = 0.037) as shown in Figure 2, and found that the electricity from the model were lower than the actual electricity. As shown in Table 1 and a deviation of 3.38 %.

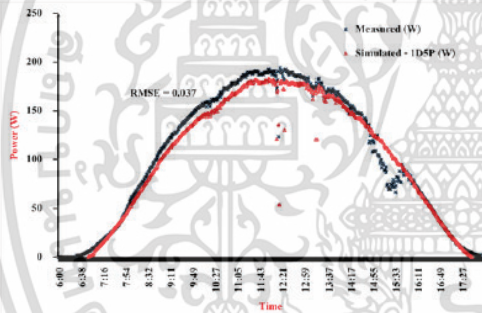


Fig.2 Simulated-1D5P and measured PV power output on 14<sup>th</sup> Feb 2015.

TABLE 1: Comparisons Simulated-1D5P with measured PV power output on 14<sup>th</sup> Feb 2015.

	Measured data	Simulated - 1D5P	Error (%)
Energy (kWh)	1250.73	1202.87	3.83
DC Yield	44.67	42.96	3.83
DC PR	7.19	6.92	3.83

B. Monthly PV Module Power Output Simulation.

In comparison, RMSE of each month, you can see that very little has changed. Is ranged from 0.1 to 0.18 and 0.09, with an average of RMSE show that this model can be replicated effectively. As shown in Figure 3 and Table 2.

When comparing the results of the monthly electricity production from solar farm in Cambodia for a period of one year, found that the electricity from the solar farm is actually the average monthly electricity equal to 4.04 kWh and the power generation of the model, with an average of 4.02 kWh per month, show that model (1D5P) can simulate the electricity efficiently. As shown in Figure 4 and Table 3.

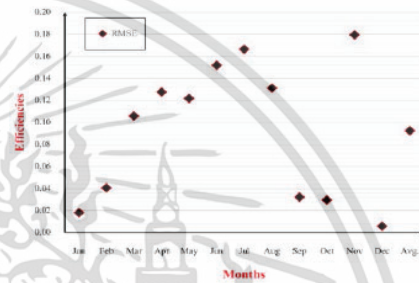


Fig.3 The efficiencies of Simulated-1D5P.

TABLE 2: The efficiencies of Simulated-1D5P in Cambodia.

Months	RMSE
Jan	0.02
Feb	0.04
Mar	0.11
Apr	0.13
May	0.12
Jun	0.15
Jul	0.17
Aug	0.13
Sep	0.03
Oct	0.03
Nov	0.18
Dec	0.01
Avg.	0.09

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

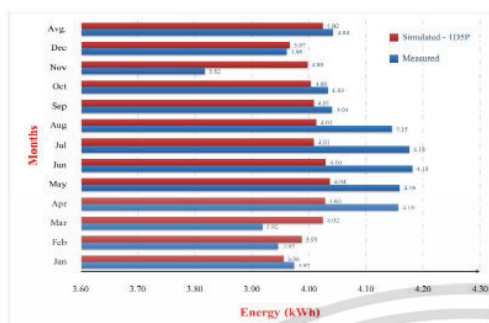


Fig.4 Comparison of PV power output in each month

TABLE 3: Comparisons of Simulated-1D5P with measured monthly PV module power output in Cambodia.

Months	Measured data (kWh)	Simulated - 1D5P (kWh)
Jan	3.97	3.96
Feb	3.95	3.99
Mar	3.92	4.02
Apr	4.16	4.03
May	4.16	4.04
Jun	4.18	4.03
Jul	4.18	4.01
Aug	4.15	4.01
Sep	4.04	4.01
Oct	4.03	4.00
Nov	3.82	4.00
Dec	3.96	3.97
Avg.	4.04	4.02
RMSE	-	0.09

#### IV. CONCLUSIONS

This paper presents a comparison between the models produced by the solar power program. MATLAB / SIMULINK Created from an analysis of one diode equivalent circuit of a solar cell by 5 parameters as primary key (1D5P) with real electricity from solar farm in Cambodia by bringing solar irradiance and module temperature in the calculation model. To

get the electricity and compared with information on electricity in one year, results showed that the model has high accuracy by the results of the RMSE of each month in the range of 0.01 to 0.18 and the average RMSE is 0.09.

#### REFERENCES

- [1] S. Kittisontirak, A. Bupi, P. Chinnavornrunsee, K. Sriprapha, P. Thajchayapong, and W. Titiroonguang, "An Improved PV Output Forecasting Model by Using Weight Function: A Case Study in Cambodia," *International Journal of Photoenergy*, Volume 2016 (2016)
- [2] Alsayid, B., Jallad, J., "Modeling and simulation of photovoltaic cells/modules/arrays," *Int. J. Res. Comput. Sci. (IJRRCS)*, 2011, 2(6).
- [3] Walker, Geoff, "Evaluating MPPT converter topologies using a Matlab PV model," *Aust. J. Electr. Electron. Eng.*, 2001, 21(1).
- [4] J. A. Gow and C. D. Manning, "Development of a photovoltaic array model for use in power-electronics simulation studies," *Electric Power Application*, 1999, *IEE Proceeding*, Vol. 146, pp. 193-200.
- [5] T. Chai and R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? - Arguments against avoiding RMSE in the literature," *Geoscientific Model Development*, volume 7, 2014, pp.1247-1250.
- [6] M.G. Villalva, J.R. Gazoli, and E.R. Filho, "Comprehensive Approach to Modeling and Simulation of Photovoltaic Arrays," *Power Electronics Conference*, 2009, pp. 1244-1254.
- [7] A. Chatterjee, A. Keyhani, and D. Kapoor, "Identification of Photovoltaic Source Models," *Energy Conversion, IEEE Transaction*, 2011, vol.PP, pp. 1-7.

## Comparison of PV Module Power Output Measurements.

Aekkawat Bupi<sup>a</sup>, Songkiate Kittisontirak<sup>b</sup>, Kobsak Sriprapha<sup>b</sup>, Chabar Suriyaammaranon<sup>a</sup>, Wisut Titiroongruang<sup>a</sup> and Surasak Niemcharoen<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand.

<sup>b</sup>National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC), National Science and Technology Development Agency (NSTDA), Pathum Thani, Thailand.

Email: [aekkawat.bupi@outlook.com](mailto:aekkawat.bupi@outlook.com)

**Abstract** — This paper describes the objective of the model to produce electricity from solar program. MATLAB / SIMULINK Compared with actual production data from electricity plants. This information is taken from the program PVSYS (crawlers electricity from real factories). The models created from an analysis of the equivalent circuit model of a diode, solar cell, with 5 parameters are the main factors used in the calculations were called 1-D5-P. The comparison takes into account the impact on solar irradiance and module temperature. The result of the comparison. The model has high accuracy and is close to the actual data to generate electricity.

**Keywords** — PV, Solar irradiance, Module temperature, RMSE

### I. INTRODUCTION

At present, renewable energy has an important role in meeting the world energy balance. The need for renewable energy is rapidly increasing in the world, especially the solar energy resource such as solar cells due to its properties like being abundant, clean, pollution-free, and sustainable. The most important steps after installation of photovoltaic system are checking and maintenance. If we can estimate the energy production of PV system, it will be available to check the system fault by comparing the real data with estimated data. The models to estimate the energy production of PV system usually start from PV module's modeling.

Many researchers have provided the models of PV module. The single-diode equivalent circuits (1D) are commonly to study the model and one diode five parameters (1D5P) consist of a photo current ( $I_{ph}$ ), a diode, a parallel resistance ( $R_{sh}$ ) expressing a leakage current ( $I_0$ ), and a series resistance ( $R_s$ ).

This paper proposed model of energy production in Photovoltaic module using Matlab/Simulink. This model was implement base on single diode equivalent circuit. The energy production of Photovoltaic module that is affected by irradiance and module temperature are included in model. In addition, the simulation result was compared to the Photovoltaic with

standard test condition (STC) and use information of PV module on table 1.

TABLE 1: The information of the PV module

List	Data
Rated Power, $P_m$ (W)	250
Open Circuit Voltage, $V_{oc}$ , ref (V)	37.50
Short Circuit Current, $I_{sc}$ , ref (A)	8.76
Maximum Power Voltage, $V_m$ (V)	30.50
Maximum Power Current, $I_m$ (A)	8.20
Temperature coefficients of $P_{max}$	-0.42 / %°C
Temperature coefficients of $V_{oc}$	-0.31 / %°C
Temperature coefficients of $I_{sc}$	0.04 / %°C
Temperature reference ( $T_0$ )	25 °C
Temperature reference ( $T_{ref}$ )	273 Kelvin
Electron charge ( $q$ )	$1.602 \times 10^{-19}$ C
Boltzmann constant ( $k$ )	$1.380 \times 10^{-23}$ J/Kelvin
Diode ideality (Si-poly: A)	0.13
Band gap energy of semiconductor ( $E_g$ )	1.12
R serie ( $R_s$ )	0.23

### II. MODELING

#### A. Single diode equivalent circuit of a solar cell.

Figure 1 shows Single diode equivalent circuit (1D) of a solar cell used in this model. The model consists of a photo current ( $I_{ph}$ ), a diode, a parallel resistance ( $R_{sh}$ ) expressing a leakage current ( $I_0$ ), and a series resistance ( $R_s$ ). This is called 5 parameter model (5P) Which makes this model is called 1D5P model.

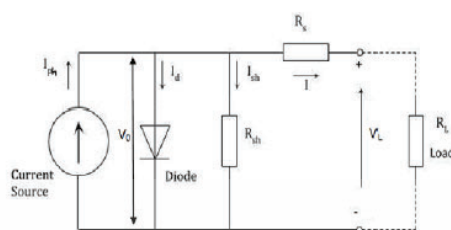


Fig. 1 Single diode equivalent circuit (1D) of a solar cell.

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{q(V_L + IR_s)}{n k T} \right) - 1 \right] - \frac{(V_L + IR_s)}{R_{sh}} \quad (1)$$

where  $I_{ph}$  is photo current (A),  $I_0$  is the leakage current of the diode (A),  $q$  is electron charge ( $1.602 \times 10^{-19}$  C),  $k$  is Boltzmann constant ( $1.381 \times 10^{-23}$  J/K),  $T$  is actual cell temperature (K),  $R_s$  is series resistance ( $\Omega$ ), and  $R_{sh}$  is shunt resistance ( $\Omega$ ) and the ideal factor according to the PV technology involved.

#### B. Performance of model (Simulated-1D5P)

The RMSE (Root Mean Square Error) technique is a frequently used measure of the differences between values (sample and population values) predicted by a model or an estimator and the values actually observed. The parameter was defined by

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{Simulated} - P_{Measured})^2} \quad (2)$$

where the measured data is  $P_{Measured}$  and the Simulation data is  $P_{Simulated}$ .

### III. SIMULATION OF PV MODULE

#### A. Various Solar Irradiance and Constant Temperature.

The simulation results of electric power from PV module were generated and compared to the simulation of PVSYSY programs at the solar irradiance which varies 200, 400, 600, 800, and 1000  $W/m^2$  where the temperature of the PV modules was constant 45 °C.

Testing shows that the comparison between models (1D5P) with PVSYSY programs at various Solar Irradiance by a constant temperature, which shows that the model is accurate in predicting the characteristics and the electric power output of solar cells, compared with the actual data as shown in figure 2.

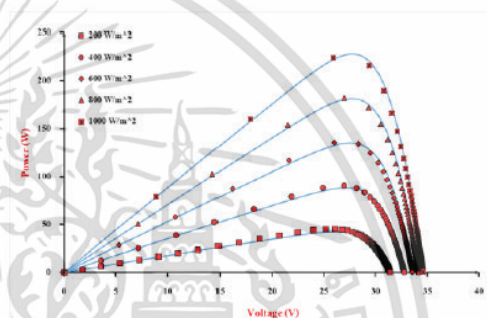
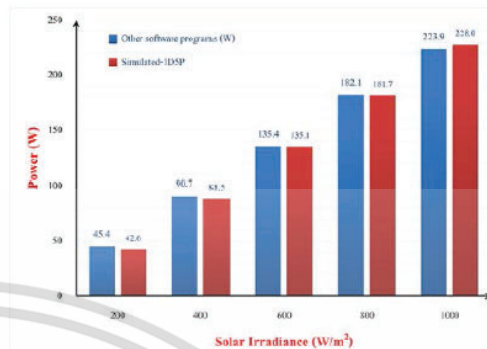


Figure 2: Comparison of PV power output under difference solar irradiance (module temperature = 45 °C).

Table 2 shows comparison of the simulation results from model (1D5P) with PVSYSY programs at various solar irradiances. It can be seen that RMSE values are very low in range 0.002 to 0.062.

TABLE 2: Comparisons Simulated-1D5P with PVSYSY programs by varying the solar irradiance.

Solar irradiance (W/m²)	PVSYSY (W)	Simulated-1D5P	RMSE
200	45.38	42.56	0.062
400	90.72	88.52	0.024
600	135.35	135.10	0.002
800	182.09	181.73	0.002
1000	223.93	228.00	0.018

### B. Various Temperature and Constant Irradiance.

The simulation results of electric power from PV module were compared to the simulation of PVSYSY programs at the module temperature which varies 10, 25, 40, 55, and 70 °C where the solar irradiance was 1000 W/m<sup>2</sup>.

Testing shows that the comparison between models (1D5P) with PVSYSY programs at various Temperature by a constant Irradiance, which shows that the model (1D5P) is accurate in predicting the characteristics and the electric power output of solar cells, compared with the actual data as shown in figure 3.

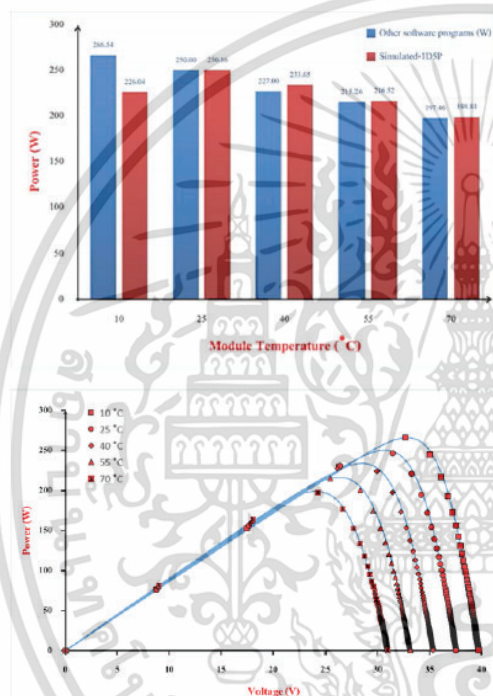


Figure 3: Comparison of PV power output under difference module temperature (solar irradiance = 1000 W/m<sup>2</sup>).

Table 3 shows comparison of the simulation results from model (1D5P) with PVSYSY programs at various solar

irradiances. It can be seen that RMSE values are in the range of 0.007 to 0.029.

TABLE 3: Comparisons Simulated-1D5P with PVSYSY programs by varying the module temperature.

Module temperature (°C)	PVSYSY (W)	Simulated-1D5P	RMSE
10	266.54	226.04	0.015
25	250.00	250.16	0.001
40	227.00	233.65	0.029
55	215.26	216.52	0.006
70	197.46	198.81	0.007

### IV. CONCLUSIONS

This paper describes a proven model to produce electricity from solar program. MATLAB / SIMULINK created from a single diode equivalent circuit analysis of solar electricity to simulate accurately. By comparison, the power of solar cells was calculated from the model against actual data to generate electricity from the plant. This information is taken from the program PVSYSY at various Temperature and various Solar Irradiance found that, compared to various Solar Irradiance, RMSE is very low in the range of 0.002 to 0.062 and compared with various Temperature, RMSE ranges from 0.007 to 0.029. shows that there is very low. The model has high accuracy and is close to the actual data to generate electricity.

### REFERENCES

- [1] S. Kittisontirak, A. Bupi, P. Chinnavornruengsee, K. Sriprapha, P. Thajchayapong, and W. Titiroongruang, "An Improved PV Output Forecasting Model by Using Weight Function: A Case Study in Cambodia," *International Journal of Photoenergy*, Volume 2016 (2016)
- [2] Alsayid, B., Jallad, J., "Modeling and simulation of photovoltaic cells/modules/arrays," *Int. J. Res. Comput. Sci. (IJRRCS)*, 2011, 2(6).
- [3] Walker, Geoff, "Evaluating MPPT converter topologies using a Matlab PV model," *Aust. J. Electr. Electron. Eng.*, 2001, 21(1).
- [4] J. A. Gow and C. D. Manning, "Development of a photovoltaic array model for use in power-electronics simulation studies," *Electric Power Application*, 1999, *IEE Proceeding*, Vol. 146, pp. 193-200.
- [5] T. Chai and R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? - Arguments against avoiding RMSE in the literature," *Geoscientific Model Development*, volume 7, 2014, pp.1247-1250.

www.pvsec-30.com



# PVSEC-30 & GPVC 2020

**The 30<sup>th</sup> International Photovoltaic Science and Engineering Conference (PVSEC-30) & Global Photovoltaic Conference 2020 (GPVC 2020)**

**Hybrid Conference On-site & On-line**

**November 8 -13, 2020**

ICC JEJU, Jeju, Republic of Korea

**Proceedings**



**Hosted by**  
Korea Photovoltaic Society (KPVS)

**Supported by**  
Jeju Special Self-Governing Province

**Organized by**  
PVSEC-30 & GPVC 2020 Organizing Committee

**Co-organized by**  
Graduate School of Integrated Energy-AI, Jeonbuk National Univ.  
Hydrogen Education & Research Consortium, Yeungnam Univ.  
GIST Research Institute for Solar and Sustainable Energies  
Clean Energy Priority Research Center, Yeungnam Univ.  
Korea Research Institute of Chemical Technology (KRICT)  
Photovoltaics Laboratory, Korea Institute of Energy Research (KIER)  
College of Information and Communication Engineering, Sungkyunkwan Univ.  
KU-KIST Graduate School of Energy and Environment (GREEN SCHOOL)  
Research Center for Photoenergy Harvesting & Conversion Technology, Dongguk Univ.  
Yeungnam University Institute of Solar Energy Research  
Optoelectronics Convergence Research Center at Chonnam National Univ.  
Research Institute for Clean Energy (RICE), Sungkyunkwan Univ.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TB-05-OP-2

## ACCURACY DEVELOPMENT OF PV POWER GENERATION ESTIMATION MODELS IN THAILAND

Aekkawat Bupi<sup>1\*</sup>, Songkiate Kittisontirak<sup>2</sup>, Perawat Chinnavornrungee<sup>2</sup>, Kobsak Sriprapha<sup>2</sup>,  
Wisut Titiroongruang<sup>1</sup>, and Surasak Niemcharoen<sup>1\*\*</sup>

<sup>1</sup>Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Chalongkrung Rd, Ladkrabang Bangkok, Thailand

<sup>2</sup>National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC), National Science and Technology Development Agency (NSTDA), Pathum Thani, Thailand

\*Presenting author (aekkawat.bupi@outlook.com)

\*\*Corresponding author (surasak.ni@kmitl.ac.th)

The research presents the estimation model of PV power generation for more efficient data management in Thailand. The estimation data is improved for accuracy by accuracy process, it contains a statistical database of target areas in which the amount of data will be on all possible behaviors. The proposed model improves data with functions obtained by optimizing curves to represent the data at each point to estimate the diffusion behavior of the statistical database of target areas [1]. In order to verify the accuracy of the proposed model with actual PV power generation, as shown in Fig.1. The database of the process should have at least 1-year because the overall behavior of PV power generation in Thailand depends on the seasonal weather in which Thailand has three seasons in a period of 1-year. By testing, comparing PV power generation the estimation results with measurement data (PV system installs 12 MW in the central region, Thailand) can be divided into two conditions which are comparison on seasons, as shown in Fig.2. The result, the average %RMSE in the summer is 1.81 %, rainy is 0.59 % and the winter is 1.40 %. From the result is found that the proposed model has the highest accuracy in the rainy season, it can accurately estimate PV power generation despite the sudden climate change.

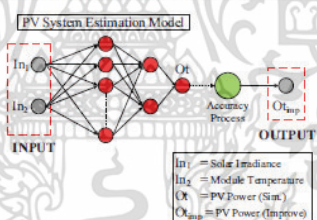


Figure 1. PV System Estimation Model [2] with Accuracy Process for Climatic Features of the Target Area.

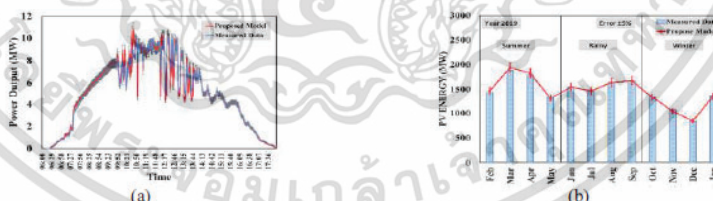


Figure 2. Proposed model and measured data of PV power output on daily (a) and seasons (b).

### References

- [1] P.Li, K.Zhou, X.Lu, S.Yang, "A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting", Applied Energy, Volume 259, 1 February 2020, 114216.
- [2] H.Bellia, R.Youcef, M.Fatima, "A detailed modeling of photovoltaic module using MATLAB/SIMULINK", Journal of Astronomy and Geophysics, Volume 3, Issue 1, June 2014, Pages 53-61.



*energies*

IMPACT  
FACTOR  
2.702

Building stock  
efficiency



Societal  
engagement



Local renewable  
generation



# Citizen Participations in Low-Carbon Energy Systems

Volume 14 • Issue 2 | January (II) 2021



[mdpi.com/journal/energies](https://mdpi.com/journal/energies)  
ISSN 1996-1073

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Article

## A Method to Improve the Accuracy of Simulation Models: A Case Study on Photovoltaic System Modelling

Aekkwat Bupi <sup>1,\*</sup>, Songkiate Kittisontirak <sup>2</sup>, Perawat Chinnavornrungrsee <sup>2</sup>, Sasiwimon Songtra <sup>3</sup>, Phassapon Manosukritkul <sup>4</sup>, Kobsak Sriprapha <sup>3</sup>, Wisut Titiroongruang <sup>1</sup> and Surasak Niemcharoen <sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup> Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Chalokkrung Rd, Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand; wisut.ti@kmitl.ac.th

<sup>2</sup> National Energy Technology Center (ENTEC), National Science and Technology Development Agency (NSTDA), 112 Thailand Science Park, Thanon Phahonyotin, Tambon Klong Nueng, Amphoe Klong Luang, Pathum Thani 12120, Thailand; songkiate.kittisontirak@nectec.or.th (S.K.); perawat.chinnavornrungrsee@nectec.or.th (P.C.)

<sup>3</sup> National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC), National Science and Technology Development Agency (NSTDA), 112 Thailand Science Park, Thanon Phahonyotin, Tambon Klong Nueng, Amphoe Klong Luang, Pathum Thani 12120, Thailand; sasiwimon.songtra@nectec.or.th (S.S.); kobsaksriprapha@nectec.or.th (K.S.)

<sup>4</sup> King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Prince of Chumphon Campus, Chum Kho, Pathio District, Chumphon 86160, Thailand; phasapon.ma@kmitl.ac.th

\* Correspondence: aekkwat.bupi@outlook.com (A.B.); surasakni@kmitl.ac.th (S.N.)



**Citation:** Bupi, A.; Kittisontirak, S.; Chinnavornrungrsee, P.; Songtra, S.; Manosukritkul, P.; Sriprapha, K.; Titiroongruang, W.; Niemcharoen, S. A Method to Improve the Accuracy of Simulation Models: A Case Study on Photovoltaic System Modelling. *Energies* **2021**, *14*, 372. <https://doi.org/10.3390/en14020372>

Received: 7 December 2020

Accepted: 4 January 2021

Published: 11 January 2021

**Publisher's Note:** MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



**Copyright:** © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

**Abstract:** This research presents a method to improve data accuracy for the more efficient data management of the studied applications. The data accuracy was improved using the preciseness function learning model (PFL model). It contains a database in which the amount of data is more or less dependent on all of the possible behavior of the studied application. The proposed model improves data with functions obtained by optimizing curves to represent the data at each point, which estimate the database's diffusion behavior, and functions can be built around all of the various forms of databases. The proposed model always updates its database after processing. It has been learning to optimize the processing precision. In order to verify the precision of the proposed model through its application to a PV system simulation model, the process's database should contain at least one year. This is because the overall behavior of the PV power output in Thailand depends on the seasonal weather; Thailand has three seasons in a period of one year. The testing was performed by comparing the PV power output. The simulation results with the actual measurement data (12 MW PV system) can be divided into two conditions: the daily comparison and the seasonal PV power output. As a result, the proposed model can accurately simulate the PV power output despite the sudden daily climate change. The average nRMSE (normalized RMSE) of the proposed model is very low (1.23%), and ranges from 0.30% to 2.26%. Therefore, it has been proven that this model is very accurate.

**Keywords:** preciseness function learning model (PFL model); learning; photovoltaic; solar irradiance; module temperature

### 1. Introduction

The application of mathematical models makes process improvement more convenient because sometimes it is not able to perform experiments and modify the processes. The model helps us to obtain in-depth information to be used for the benefits of education or business. The adequacy of the model which is used relies on its accuracy in processing the results. Suppose the model has low accuracy; it will cause more disadvantages than benefits. The primary source of this research will be a recognition of the importance of the model's accuracy. At present, photovoltaic generators have been installed as a substitute for various sources of electrical energy, for applications such as home appliances, utilities,

external battery packs, and generators, etc. The most critical steps after the installation of the PV system are maintenance and checking. If we estimate the PV system's energy production, we will be available to check for system faults by comparing the measured data with the simulation data for energy management, and checking whether it exceeds its maximum benefit. Data accuracy is a critical factor for effective energy data management. As such, this research will present a PV system estimation model with a preciseness function learning model.

Many researchers have conducted studies on the creation of PV models, from one-panel simulations to systems simulations of solar cells. PV models are mainly affected by the module temperature and solar irradiance. Most of the modeling research is the analysis of single-diode equivalent circuits (five parameters model) [1–18]. These models have five parameters: photocurrent, the ideal factor according to the photovoltaic technology, parallel resistance, leakage current, and series resistance. In many studies, the data accuracy has been improved after simulating the data from the model by different methods. For example, the improvement of the accuracy of PV models by the use of weight functions obtained by 1-year measured data has been studied [1]. This method makes the model more accurate by evaluating the database using a polynomial equation. This equation is a data evaluation in one form of a curve-fitting process. Other research has shown the linear weighting method for PV power forecasting models [2]. This method updates the model data using a linear equation in order to obtain the final result. Based on several studies on the improvement of the accuracy of the database, each method [3–6] has different strengths depending on the distribution behavior of the database. Therefore, this research combines each method's strengths and develops it as a new data precision improvement method in order to make the model more efficient for the best data management.

This research aims to improve the processing accuracy of models in order to make the models more useful. The method used to improve the data accuracy is the incorporation of the strengths of the creation of a function from a database to solve problems if a high distribution of information is created. This model can be made more effective by adding output data into the database to enable the model to be self-learning, and to calculate more precisely in the next calculations. The case studies applied to this process were the power output simulation model of photovoltaic systems, and comparison of the efficiency with the other methods or processes of accuracy improvement researched earlier. The test used data from photovoltaic systems in Thailand ( $14^{\circ}10'78.1''$  north latitude and  $100^{\circ}16'94.9''$  east longitude). There were two inputs in this model, which are solar irradiance and module temperature, and the output of the model was the power output value of the photovoltaic system. The test was to bring the PV power output value from the accuracy improved model in the different forms, including this research process compared to the actual PV power output in three seasons: the summer, the rainy season, and the winter. The climate changes of the target area have a profound effect on the performance of photovoltaic systems, and also the timing of the installation of the system that causes energy loss in various fields. For this reason, the research devised a method to optimize the data accuracy of the PV system simulation model in order to be as accurate as possible in any climate change. The proposed model detects an abnormality in the power generation of the system and uses the obtained data to check the system for the most efficient system.

## 2. Materials and Methods of the PV System Simulation Model

### 2.1. Proposed Model for Accuracy Improvement (Interactive Curve Fitting)

The model was created from the analysis of the most suitable curve to represent the data in each point of interest in order to estimate the value of the data, which is called a 'curve-fitting process' [19,20], and to select the target function in many forms for analysis, which is called the 'optimization process'. The functions used in this model are shown as follows.

Exponential models provide a 1-term and a 2-term exponential model given by Equations (1) and (2).

$$\psi_{exp,1} = ae^{bx} \quad (1)$$

$$\psi_{exp,2} = ae^{bx} + ce^{dx} \quad (2)$$

Exponential models are often used when the quantity's rate of change is proportional to the quantity's initial amount. If the coefficient associated with  $b$  and/or  $d$  is negative,  $y$  represents exponential decay. If the coefficient is positive,  $y$  represents exponential growth.

The Fourier series models are the summation of the sine and cosine functions that describe a periodic signal. It represents them in either the trigonometric form or the exponential form. This fitting curve, shown in Equation (3), provides this trigonometric Fourier series form:

$$\psi_{ft} = a_0 + \sum_{i=1}^{n_f} a_i \cos(i\omega x) + b_i \sin(i\omega x) \quad (3)$$

where  $a_0$  is the model's  $a$  constant (intercept) term in the data, and is associated with the  $i = 0$  cosine term;  $\omega$  is the signal's fundamental frequency;  $n_f$  is the number of terms (harmonics) in the series  $1 \leq n_f \leq 5$ .

The Gaussian model fits peaks; and is given by

$$\psi_{gs} = \sum_{i=1}^{n_g} a_i e^{-\left(\frac{x-b_i}{c_i}\right)^2} \quad (4)$$

where  $a$  is the amplitude,  $b$  is the centroid,  $c$  is related to the peak width, and  $n_g$  is the number of peaks to fit; this provides a 1-term and a 2-term Gaussian model.

Polynomial models for curves are given by

$$\psi_p = \sum_{i=1}^{n_p+1} p_i x^{n_p+1-i} \quad (5)$$

where  $n_p + 1$  is the polynomial order,  $n_p$  is the polynomial degree, and  $1 \leq n_p \leq 5$ . The order gives the number of coefficients to be fitted, and the degree gives the highest power of the predictor variable.

The sum of sines model fits periodic functions, and is given by

$$\psi_{si} = \sum_{i=1}^{n_{si}} a_i \sin(b_i x + c_i) \quad (6)$$

where  $a$  is the amplitude,  $b$  is the frequency, and  $c$  is the phase constant for each sine wave term.  $n_{si}$  is the number of terms in the series, and it provides 1-term and a 2-term Sum of Sines models.

Each of the methods above is estimated to be accurately calculated as a function based on the studied database's distributed behavior.

## 2.2. One Diode Equivalent Circuit

In order to understand solar cells' electrical properties, the equivalent circuit of solar cells [7,8]—as shown in Figure 1—was considered. The solar cell consists of a constant current source, which is the current of the solar cells caused by the solar irradiance ( $I_{ph}$ ), the  $p$ - $n$  junction of a diode, the series resistance in the solar cell ( $R_s$ ), and the parallel resistance within the solar cell ( $R_{sh}$ ).

The photocurrent ( $I_{ph}$ ) from solar irradiance will be divided through the diode and  $R_s$ , and then load ( $R_L$ ). The current flowing through  $R_s$  and  $R_L$  is  $I$ .

$$I_{ph} = I_d + I \quad (7)$$

$$I = I_{ph} - I_d \quad (8)$$

where  $I_{ph}$  is photocurrent (A),  $I_d$  is the current generated by the diode (A), and  $I$  is current that the solar cells produce (A).

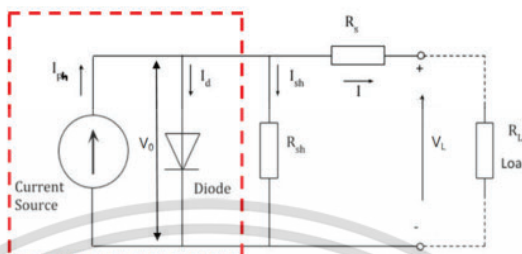


Figure 1. Ideal single diode equivalent circuit of a photovoltaic cell [7,8].

When  $R_s = 0$ , and  $I_d$  is given by

$$I_d = I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV_0}{nkT_m}\right) - 1 \right] \quad (9)$$

where  $I_d$  is the current generated by the diode (A),  $I_0$  is the reverse saturation current of the diode (A),  $q$  is the electron charge value ( $1.602 \times 10^{-19}$  C),  $k$  is the Boltzmann constant ( $1.381 \times 10^{-23}$  J/K),  $T_m$  is the actual temperature at the PV module (K),  $R_s$  is the series resistance ( $\Omega$ ),  $R_{sh}$  is the shunt or parallel resistance ( $\Omega$ ), and  $n$  is the ideal factor of a diode according to the PV technology involved (chosen from Table 1).

Table 1. The ideal factor depends on the PV technology [18,21].

PV Technology	Values
Monocrystalline	1.2
Polycrystalline	1.3
CdTe	1.5
CIS	1.5
GaAs	1.3
Amorphous silicon single junction	1.8
Amorphous silicon double junction	3.3
Amorphous silicon triple junction	5.0

By substituting Equation (9) into Equation (8), we obtain Equation (10):

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV_0}{nkT_m}\right) - 1 \right] \quad (10)$$

In the case of a short-circuit, the load to obtain the maximum current value of the solar cell ( $I_{sc}$ ),  $V_0 = 0$ , is given by

$$I = I_{ph} = I_{sc} \quad (11)$$

In this case, the photocurrent ( $I_{ph}$ ) is  $I_{sc}$ , and is equal to the current generated by the solar irradiance. The circuit is opened at the load point for the maximum solar cell voltage ( $V_{oc}$ ),  $I = 0$ , and  $V_0 = V_{oc}$ .

$$I_{ph} = I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV_{oc}}{nkT_m}\right) - 1 \right] \quad (12)$$

$$\ln \frac{I_{ph}}{I_0} = \frac{qV_{oc}}{nkT_m} - 1 \quad (13)$$

$$\text{So: } V_{oc} = \frac{nkT_m}{q} \left( \ln \frac{I_{ph}}{I_0} + 1 \right) \quad (14)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

where  $I_{ph}$  is the photocurrent (A),  $I_0$  is the reverse saturation current of the diode (A),  $q$  is the electron charge value ( $1.602 \times 10^{-19}$  C),  $k$  is the Boltzmann constant ( $1.381 \times 10^{-23}$  J/K),  $T_m$  is the actual temperature at the PV module (K),  $V_{oc}$  is the open-circuit voltage (V), and  $n$  is the ideal factor of a diode according to the PV technology involved (chosen from Table 1).

In the case of the load having  $0 < R_L < \infty$ , the solar cell supplies current ( $I$ ) and voltage ( $V$ ) to the load between  $0 < I < I_{sc}$  and  $0 < V < V_{oc}$ . The values of the current and voltage that cause both volumes to have the highest value are called the maximum current and the maximum voltage, respectively. This gives the maximum electric power, as shown in Figure 2.

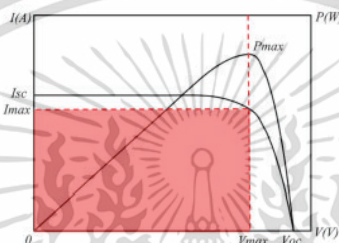


Figure 2. Electrical properties of the solar cells when exposed to solar irradiance.

### 2.3. Effects of the Series Resistance and Parallel Resistance of Solar Cells

From the equivalent circuit of a solar cell, as shown in Figure 3, while operating, it can be seen that the current from solar irradiance is represented by a constant current source ( $I_{ph}$ ). It emits an electrical current in the opposite direction to the current that flows through the  $p$ - $n$  junction in ideal ( $I_d$ ).

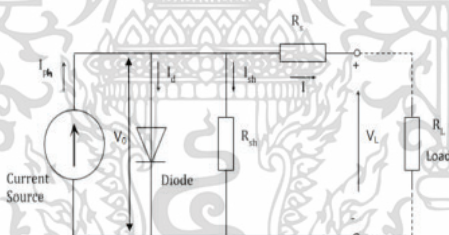


Figure 3. Equivalent circuit (Single diode) of a photovoltaic cell [7,8].

The series resistance occurred because of the semiconductor's resistance, the resistance of the ohmic contact area between the metal and the  $p$  and  $n$  parts, the resistance of the connecting wires, and the sum of all of the series resistance, abbreviated as  $R_s$ . Parallel resistance,  $R_{sh}$ , is a hypothetical resistance parallel to the boundary in the complete  $p$ - $n$  junction.

Ideally, the value of  $R_{sh}$  is infinite and, in the ideal solar cell, the value of  $R_s$  is zero. However, in practice, the semiconductor crystal has a breakdown. Joints, especially those with large areas, have defective parts, resulting in an incomplete  $p$ - $n$  junction. Therefore, the  $R_{sh}$  value is not infinite, and the result of the  $R_s$  value is not equal to zero. The effects of the  $R_s$  and  $R_{sh}$  values will change the properties of the solar cells. In general, the  $R_{sh}$  is not high enough to ignore the effect on the solar cell properties, but the  $R_s$  resistance will significantly affect the solar cell properties. In designing the structure's characteristics, the builders must then consider the effect of the  $R_s$  value.

$R_s = 0$  and  $I$  are given by

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV_0}{nkT_m}\right) - 1 \right] \quad (15)$$

If  $R_s > 0$  and  $R_{sh} < \infty$ ,  $V_0 = V_L + IR_s$  is given by

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{q(V_L + IR_s)}{nkT_m}\right) - 1 \right] - \frac{(V_L + IR_s)}{R_{sh}} \quad (16)$$

where  $I_{ph}$  is the photocurrent (A),  $I_0$  is the reverse saturation current of the diode (A),  $q$  is the electron charge value ( $1.602 \times 10^{-19}$  C),  $k$  is the Boltzmann constant ( $1.381 \times 10^{-23}$  J/K),  $T_m$  is the actual temperature at the PV module (K),  $R_s$  is the series resistance ( $\Omega$ ),  $R_{sh}$  is the shunt or parallel resistance ( $\Omega$ ), and  $n$  is the ideal factor of a diode according to the PV technology involved (chosen from Table 1).

From Equation (16) and Figure 4 showing  $R_s$ ' effect on solar cells, it can be seen that solar cells with a high  $R_s$  value will suffer fewer short-circuit currents. The slope of the graph was also decreased, resulting in much less energy from the solar cells. Therefore, when creating solar cells, there should be a way to reduce  $R_s$  to the minimum possible.

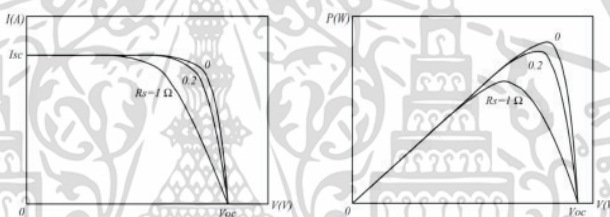


Figure 4. Influence of the series resistance on the solar cell output properties.

#### 2.4. Effect of Solar Irradiance on the Solar Cells

The solar irradiance has a great effect on how the solar cell's electric current and power change, as shown in Figure 5.

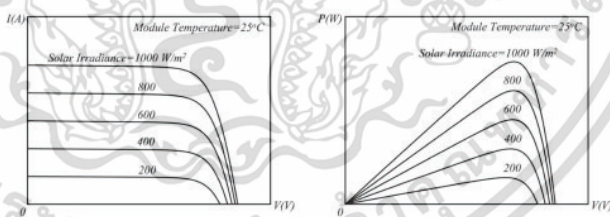


Figure 5. Effect of solar irradiance on the solar cells [7,8].

When  $V = 0$ ,  $I$  is given by

$$I = I_{ph} = I_{sc} \quad (17)$$

#### 2.5. Effect of Temperature on the Solar Cells

The temperature of the solar panel has a direct effect on the voltage. When the temperature is high, the voltage will drop and this will result in decreased power, as shown in Figure 6.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

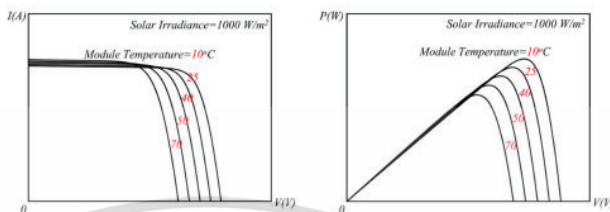


Figure 6. Effect of temperature on the solar cells [7,8].

When  $I = 0$ ,  $V_0 = V_{oc}$  is given by

$$V_{oc} = \frac{nkT_m}{q} \left( \ln \frac{I_{ph}}{I_0} + 1 \right) \quad (18)$$

## 2.6. Equation Using for PV Simulation Model

The basic structure of a solar cell consists of a  $p-n$  junction of a silicon semiconductor represented by a diode and current source in an equivalent circuit, as shown in Figure 3. When the solar irradiance falls onto the solar cell, it creates charges at the  $p-n$  junction, and moves by the electric field that occurs at the  $p-n$  junction. For this reason, it causes the voltage at both poles. When connected to the load, the current flowing into the circuit is directly proportional to the solar irradiance. Equation (19) shows that the solar cells' current and voltage properties are in the form of an exponential equation [7,8]:

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{q(V_L + IR_s)}{nkT_m} \right) - 1 \right] - \frac{(V_L + IR_s)}{R_{sh}} \quad (19)$$

where  $I_{ph}$  is the photocurrent (A),  $I_0$  is the reverse saturation current of the diode (A),  $T_m$  is the actual temperature at the PV module (K),  $R_s$  is the series resistance ( $\Omega$ ),  $R_{sh}$  is the shunt or the parallel resistance ( $\Omega$ ), and  $n$  is the ideal factor of a diode according to the PV technology involved (chosen from Table 1).

The PV system simulation model (1D5P) was created from Equation (19). It consists of a single diode (1D) and five main parameters (5P) [1–3]. The 5P consist of a current photo,  $I_{ph}$ ; the ideal factor according to the photovoltaic technology involved,  $n$ ; a parallel resistance,  $R_{sh}$ , expressing a leakage current,  $I_0$ ; and a series resistance,  $R_s$  [7–9]. The PV system simulation model was analyzed using Kirchhoff's law, and was used to estimate the photovoltaic power output.

The photocurrent,  $I_{ph}$  (A) depends on the solar irradiance and module temperature. However, changes a lot with the solar irradiance. Consequently, this photocurrent can be expressed as Equation (20):

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{ref}} [I_{sc,ref} + \mu_{sc}((T_m - T_{ref}))] \quad (20)$$

where  $I_{sc}$  is the short circuit current (A),  $T_m$  is the module temperature (K),  $T_{ref}$  is the module temperature at the standard test conditions (STC) (298 K),  $\mu_{sc}$  is the temperature coefficients of  $I_{sc}$  (A/°C),  $G$  is the solar irradiance ( $W/m^2$ ), and  $G_{ref}$  is the solar irradiance at STC ( $1000 W/m^2$ ).

The module temperature directly affects the reverse saturation current of the diode  $I_0$ , as shown in Equations (21)–(23):

$$I_0 = I_{0,ref} \left( \frac{T_m}{T_{ref}} \right)^3 \exp \left[ \left( \frac{qE_g}{nk} \left( \frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_m} \right) \right) \right] \quad (21)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$I_{0,ref} = I_{sc} \exp\left(\frac{q(-V_{oc})}{nkT_m}\right) \quad (22)$$

$$\text{So: } I_0 = \left[ I_{sc} \exp\left(\frac{q(-V_{oc})}{nkT_m}\right) \right] \left(\frac{T_m}{T_{ref}}\right)^3 \exp\left[\left(\frac{qE_g}{nk} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_m}\right)\right)\right] \quad (23)$$

where  $I_{sc}$  is the short circuit current (A),  $T_m$  is the module temperature (K),  $T_{ref}$  is the module temperature at STC (298 K),  $V_{oc}$  is the open-circuit voltage (V),  $E_g$  is the band energy gap of the solar cell, and  $n$  is the ideal factor according to the PV technology involved.

It is impossible to ignore the series resistance ( $R_s$ ) and the shunt resistance ( $R_{sh}$ ). The form of the circuit that takes the series resistance ( $R_s$ ) and the shunt resistance ( $R_{sh}$ ) is shown in Figure 3. The solar cell connects in series to increase the voltage, and connects in parallel to increase the electric current. The voltage and current will vary according to  $R_s$  and  $R_{sh}$ .

The shunt or parallel resistance,  $R_{sh}$ , is defined in Equation (24):

$$R_{sh} = \frac{V_m + (I_m R_s)}{I_{sc,ref} - I_{sc,ref} \left\{ \exp\left[\frac{q(V_m + I_m R_s - V_{oc,ref})}{nkT_m}\right] \right\} + I_{sc,ref} \left\{ \exp\left[\frac{q(-V_{oc,ref})}{nkT_m}\right] \right\} - \frac{P_m}{V_m}} \quad (24)$$

where  $R_{sh}$  is the shunt or parallel resistance ( $\Omega$ ),  $R_s$  is the series resistance ( $\Omega$ ),  $P_m$  is the rated power of the PV panel (W),  $V_m$  is the maximum power voltage of the PV panel (V),  $I_m$  is the maximum power current of the PV panel (A),  $V_{oc,ref}$  is the open circuit voltage of the PV panel (V),  $I_{sc,ref}$  is the short circuit current of the PV panel (A).

### 3. Method of Accuracy Improvement

#### 3.1. Preciseness Function Learning Model (PFL Model)

The proposed model is the data precision improvement process method based on a database that shows the application's behavior to be studied. The amount of database data is either large or small, depending on all of the application's behavior. The proposed model uses a process called the 'Preciseness function learning model' (PFL model). The process relies on various curve-fitting principles to bring out each format's strengths to improve the data accuracy. The structure and method of operation of the process are shown in Figure 7.

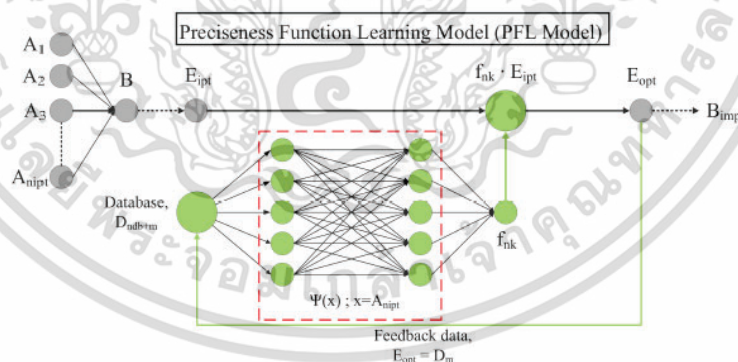


Figure 7. Structure of the Preciseness Function Learning Model (PFL Model).

The details and methods of each step can be explained as follows.

Step 1: The application's functional format contains an input to obtain the output, and takes the output as the input of the model in order to improve the data's accuracy. This can be written as Equation (25):

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f(A_1, A_2, A_3, \dots, A_{n_{ipt}}) = B = E_{ipt} \quad (25)$$

where  $A_1, A_2, A_3, \dots, A_{n_{ipt}}$  are the input of the studied application's computational process,  $B$  is the output of the studied application's computational process, and  $E_{ipt}$  is the input of the proposed model and the data that is used to improve the accuracy.

Step 2: The finding of the factors to improve the data's accuracy can be accomplished as follows:

$$f_{nk} \times E_{ipt} = E_{opt} = B_{imp} \quad (26)$$

$$\text{So: } B_{imp} = f_{nk} \times E_{ipt} \quad (27)$$

$$f_{nk} = \left[ \frac{\psi(x)}{E_{ipt}} \right]_{n_{db}} ; x = A_{n_{ipt}} \quad (28)$$

where  $f_{nk}$  is the factor used to adjust the accuracy of the data,  $E_{opt}$  is the output of the proposed model and the data that has improved the accuracy,  $B_{imp}$  is the data that has been improved for accuracy,  $\psi(x)$  is the relative function of the input and output of the studied application with  $n_{db}$  databases, and  $n_{db}$  is the number of the database.

In order to find the relative function of the input and output of the studied application, we analyzed the database's value into equations by a curve-fitting process in Table 2 (Exponential models, Fourier series models, Gaussian models, Polynomial models, and sum of sines models).

Table 2. Curve-fitting functions of the database.

Types	Functions
Exponential	$\psi_{ex} p(x) = a_s e^{b_s x}$
Fourier	$\psi_{fl}(x) = a_s + \sum_{i=1}^{n_{sf}} a_{s_i} \cos(iw_s x) + b_{s_i} \sin(iw_s x)$
Gaussian	$\psi_g(x) = \sum_{i=1}^{n_{sg}} a_{s_i} e^{-\left(\frac{x-b_{s_i}}{c_{s_i}}\right)^2}$
Linear	$\psi_{li} = a_s x + b_s$
Polynomial	$\psi_p(x) = \sum_{i=1}^{n_{sp}+1} p_{s_i} x^{n_{sp}+1-i}$
Sum of sine	$\psi_{s_i}(x) = \sum_{i=1}^{n_{si}} a_{s_i} \sin(b_{s_i} x + c_{s_i})$

The  $A_{n_{ipt}} \in E_{ipt}$  is shown in Figure 8.

Figure 8 shows the trendline from the database's estimation in the form of various equations with a curve-fitting process. The curve-fitting of the database in various forms has different curves, depending on the amount of data or the data distribution. A method of improving the data accuracy is the selection of the equation model using the curve-fitting process with the most accurate curve adjustment, which is chosen from the equation model with the R-square closest to 1, as summarized in Table 3.

The proposed model selects a curve-fitting function of the database with an R-square value closest to 1 from Table 3. The accuracy-improved data is given by

$$B_{imp} = \left[ \frac{\psi_x(A_{n_{ipt}})}{E_{ipt}} \right]_{n_{db}} \times E_{ipt} \quad (29)$$

where  $B_{imp}$  is the accuracy improved data;  $\psi_x(A_{n_{ipt}})$  is the relative function of the input and output of the studied application with  $n_{db}$  databases, from which the  $x$  function form is selected;  $E_{ipt}$  is the input of the proposed model and the data used for the accuracy

improvement, and  $n$ ; where  $I_d$  is currently generated by the diode (A),  $I_0$  is the reverse saturation current of the  $db$  is the number of the database.

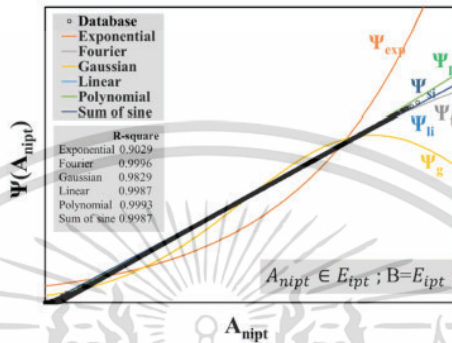


Figure 8. Example of a database of the model with curve-fitting in various forms.

Table 3. Example of the R-square values of the curve-fitting types.

Curve Fitting Types	R-Square
Exponential	0.9029
Fourier	0.9996
Gaussian	0.9829
Linear	0.9987
Polynomial	0.9993
Sum of Sine	0.9987

Step 3: The proposed model always updates its database after processing. That is, the proposed model learns to further optimize the processing precision. The Learning Method Structure process of the proposed model is shown in Figure 9.

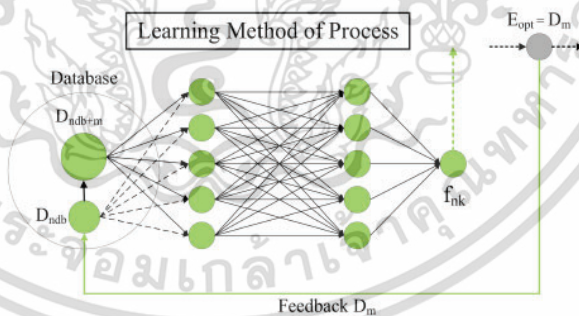


Figure 9. Learning method structure of the preciseness function learning model (PFL Model).

The details can be explained in equations, as follows:

$$\text{Database} = D_{n_{db}} \quad (30)$$

$$n_{db} = \frac{\sum_{i=0}^{n_{db}} x_i}{\bar{x}_{n_{db}}} \quad (31)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

where  $D_{n_{db}}$  is the database at the first precision improvement,  $n_{db}$  is the number of the database at the first precision improvement,  $x_i$  is the number of databases, and  $\bar{x}_{n_{db}}$  is the average amount of databases.

$$Data_{new} = B_{imp} = E_{opt} = D_m \quad (32)$$

$$m = \frac{\sum_{j=0}^m x_j}{\bar{x}_m} \quad (33)$$

where  $D_m$  is the accuracy improved data,  $m$  is the number of the data,  $x_j$  is the amount of data from the precision improvement, and  $\bar{x}_m$  is the average amount of data from the precision improvement.

When Equation (31) + Equation (33), we obtain Equation (34), as follows:

$$n_{db} + m = \frac{\sum_{i=0}^{n_{db}} x_i + \sum_{j=0}^m x_j}{\bar{x}_{n_{db}+m}} \quad (34)$$

where  $n_{db+m}$  is the number of the new database, and  $\bar{x}_{n_{db}+m}$  is the average amount new databases.

$$\text{So: } Database_{new} = D_{n_{db}+m} \quad (35)$$

where  $D_{n_{db}+m}$  is an updated database that contains the number of data  $n_{db+m}$ .

Through precision improvements from self-learning models, the data adds enhanced data to the database, in order to be more efficient in the next processing. This is given by

$$B_{imp} = \left[ \frac{\psi_x(A_{n_{ipt}})}{E_{ipt}} \right]_{n_{db}+m} \times E_{ipt} \quad (36)$$

where  $B_{imp}$  is the accuracy improved data;  $\psi_x(A_{n_{ipt}})$  is the relative function of the input and output of the studied application with  $n_{db+m}$  databases, and its selected  $x$  function form;  $E_{ipt}$  is the input of the proposed model, with the data that is used to improve the accuracy; and  $n_{db+m}$  is the number of the database.

### 3.2. Photovoltaic System Simulation Model with Preciseness Function Learning Model (PFL Model)

Figure 10 shows the structure of the photovoltaic simulation model with the preciseness reciprocation process. The structure describes the system of the model, which is divided into 2 parts:

- Part 1: Photovoltaic simulation model, which has two inputs (solar irradiance and module temperature) and one output (PV power).
- Part 2: Improving the accuracy of the photovoltaic simulation model's output by the proposed model (Preciseness Function Learning Model (PFL Model)).

The reason to improve the data's accuracy is that the results from the PV power output of the PV simulation model are the ideal result due to the loss of energy in various fields. Photovoltaic systems have many components that can affect electricity production, which is the source of this research. The structure's database is the PV systems data in the central region, Thailand. The database should contain at least one year because the overall behavior of photovoltaic power generation in Thailand depends on the seasonal weather. Thailand has three seasons in a period of one year.

The function format of the application is the 1D5P PV systems simulation model, according to Equation (19), which is given by

$$f(A_1, A_2) = B = E_{ipt} \quad (37)$$

where  $A_1$  is the solar irradiance ( $G, W/m^2$ ),  $A_2$  is the module temperature ( $T_m, ^\circ C$ ), and  $B = E_{ipt}$  is the PV power output from the 1D5P PV systems simulation model ( $P_{max}, MW$ ).  $G \in P_{max}$  is shown in Figure 11.

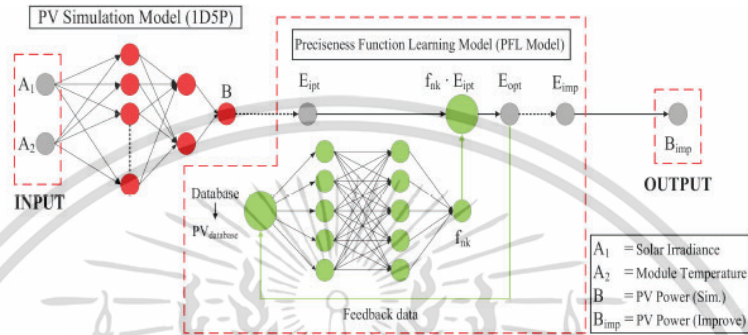


Figure 10. Structure of the photovoltaic simulation model with preciseness function learning model (PFL model).

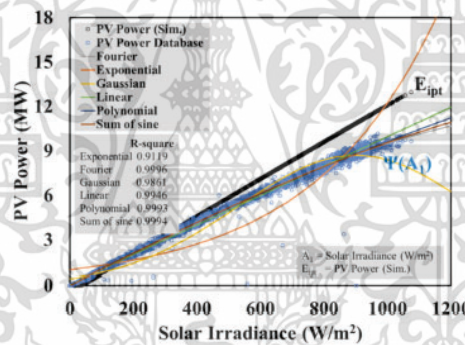


Figure 11. Accuracy improvement of the proposed model.

The proposed model selects a Fourier function with an R-square value closest to 1 (0.9996) from Table 4. The accuracy improved data is given by Equation (38). The simulation result is shown in Figure 12.

$$\text{So: } B_{imp} = \left[ \frac{\psi_{f1}(A_1)}{E_{ipt}} \right]_{n_{db}+m} \times E_{ipt} \quad (38)$$

$$\psi_{f1}(A_1) = a_{s0} + \sum_{i=1}^{n_{sf}} a_{si} \cos(iw_s A_1) + b_{si} \sin(iw_s A_1) \quad (39)$$

where  $B_{imp}$  is the accuracy improved PV power output ( $P_{max}, MW$ );  $a_{s0}$  is the model and  $a_{si}$  is the intercept constant term in the data, which is associated with the  $i = 0$  cosine term;  $w_s$  is the fundamental frequency of the signal; and  $n_{sf}$  is the number of harmonics terms in the series, in which  $1 \leq n_{sf} \leq 5$ .

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Table 4. R-square values of the curve-fitting types.

Curve Fitting Types	R-Square
Exponential	0.9119
Fourier	0.9996
Gaussian	0.9861
Linear	0.9946
Polynomial	0.9993
Sum of Sine	0.9994

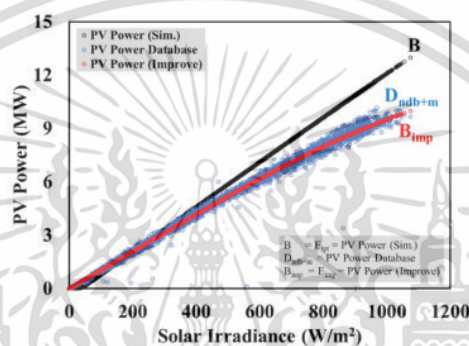


Figure 12. Simulation result of the accuracy improvement.

#### 4. Evaluate Results and Discussions

##### 4.1. Information and Simulation of the PV System

The case study applies the proposed model for the improvement of the PV system simulation model's accuracy using 2-year measured data (2018–2019) from the PV system in the central region of Thailand ( $14^{\circ}10'78.1''$  north latitude and  $100^{\circ}16'94.9''$  east longitude). The PV system consists of 48,980 PV panels and 12 inverters; one string consists of 24 PV panels connected in series, and two series are connected in parallel; seven arrays consisting of 10 strings are connected in parallel; two arrays consisting of eight strings are connected in parallel, and nine arrays are connected in one inverter. The experiment of the PV system is as shown in Table 5. The PV system has monitoring systems for all of the parameters, which are recorded every 1 min.

Table 5. Information about the PV systems for the experiment.

PV Systems	Rate Capacity	Panels	Number of PV Panel
Thailand (Central region)	12 MW	245 Wp	48,980

The pyranometer uses the KIPP&ZONEN band (CMP series) by installing it on the same plane as the PV panel, and the thermometer is installed under the PV panel. The PV panels uses the REC peak energy series band (REC245PE), as shown in Table 6.

In order to verify the accuracy of the proposed model with the application to the PV system simulation model, the testing and comparison of the simulation results with the actual measurement data can be divided into two conditions. These are the daily PV power output in two weather conditions (cloudy day and sunny day) and the effect of climate change for the electricity production of the photovoltaic systems. In this study, the model was designed to calculate the PV power output in different weather conditions, which are divided into seasons. These are in the summer (February–May), the rainy season (June–September), and the winter (October–January). The division of the seasons in Thailand

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

was taken from the Thai Meteorological Department. The test uses data from photovoltaic systems in Thailand (2018–2019). In order to verify the model that was used to improve the accuracy, the most accurate results to compare the % RMSE [22] values with the measured data is given by

$$\%RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\text{simulate}_i - \text{measured}_i}{\overline{\text{measured}}} \right)^2} \times 100 \quad (40)$$

where  $\text{simulate}_i$  is the simulation data,  $\text{measured}_i$  is the measured data and  $\overline{\text{measured}}$  is the average value of the measured data.

Table 6. Information of the PV panel for the experiment.

Parameters of PV Panel	Value and Units
Rated Power of PV Panel, $P_m$	245 Wp
Open Circuit Voltage of PV Panel, $V_{oc}$	37.1 V
Short Circuit Current of PV Panel, $I_{sc}$	8.8 A
Maximum Power Voltage of PV Panel, $V_m$	30.1 V
Maximum Power Current of PV Panel, $I_m$	8.14 A
Ideality factor of PV Panel ( $n$ )—Poly Crystalline [18]	1.3

#### 4.2. Daily PV System Simulation

Figure 13 shows a comparison of the PV power output between the proposed model and the actual measurement data of two weather conditions. The test results are as follows.

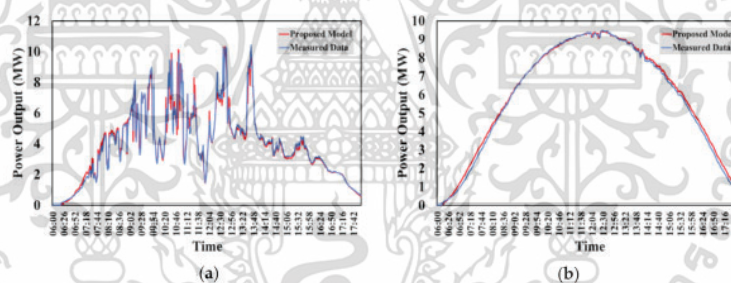


Figure 13. The proposed model and the measured data of the PV power output on a cloudy day (a) and a sunny day (b).

The PV power output of the proposed model tends to be in the same direction as the data from the actual measurement data on a cloudy day. This shows that this model can accurately simulate the PV power output in spite of sudden climate change. The nRMSE (normalized RMSE) is deficient (3.19%), as shown in Figure 13a.

The proposed model can accurately simulate the PV power output on a sunny day, and is very useful on days with the right weather conditions. The nRMSE (normalized RMSE) is lower than the cloudy day (1.79%), as shown in Figure 13b.

The PV power output of the proposed model and the actual measurement data are summarized in Table 7. The nRMSE (normalized RMSE) shows the accuracy of the proposed model.

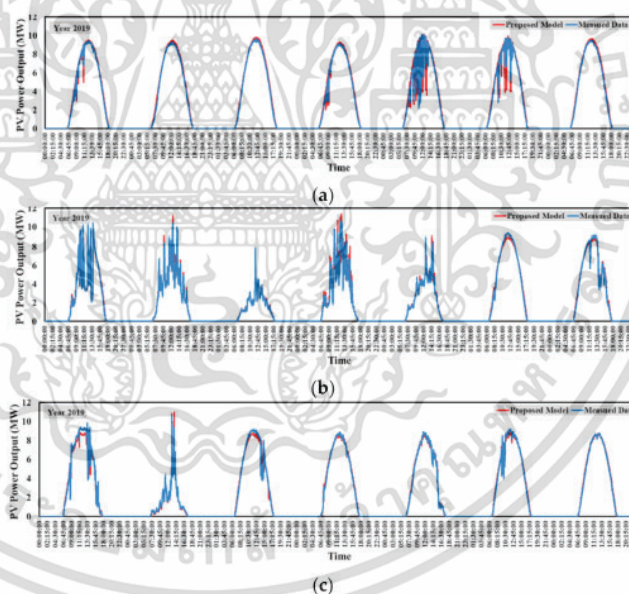
**Table 7.** Comparison of the results on a sunny day and a cloudy day.

Case Day	Measured Data (MW)	Proposed Model (MW)	nRMSE (Normalized RMSE)
Sunny Day	71.43	72.70	1.79
Cloudy Day	64.57	66.63	3.19

#### 4.3. Seasonal PV System Simulation

In order to compare the electricity generation data of the proposed model and the actual measurement, the conditions are divided into three seasons: the summer, the rainy season, and the winter. The climate in each season is different. The climate is an essential variable for the electricity generation of the PV system, including solar irradiance, ambient temperature, and module temperature, etc. In this research, the proposed model's accuracy is checked with the PV system simulation model application that calculates the PV system's electricity generation in all climatic conditions. In the test, this research randomly generated electricity for one week of the three seasons in 2019.

Figure 14 compares the PV power output between the proposed model and the actual measurement data for the random week of the different seasons. The simulation results of the sampling of the photovoltaic system's electricity production, the simulation results, and the data from the actual measurements tend to show a similar trend. The daily electricity generation data for all three seasons have different weather conditions. However, the proposed model shows that this model can accurately simulate the electricity production in the different weather conditions.



**Figure 14.** The proposed model and the measured data of the PV power output in the three seasons. (a) In the summer; (b) in the rainy season; (c) in the winter.

The accuracy of the proposed model of the monthly PV energy simulation compared with the actual measurement data in 2018 and 2019. When analyzing the simulation results of each season, such as in the summer, the rainy season, and the winter in Thailand's

tropical climate, the proposed model can simulate the PV energy precisely in all weather conditions, as shown in Figure 15.

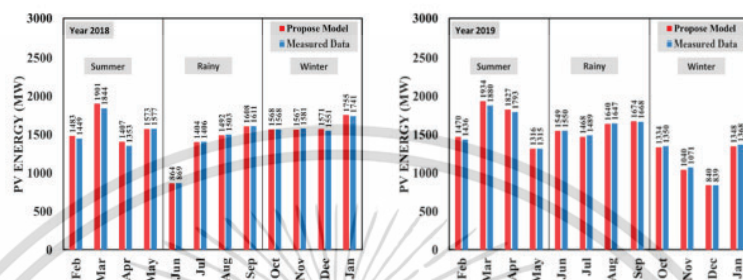


Figure 15. Comparison of the PV energy of the simulated and measured data of the different seasons.

Table 8 shows the proposed model of the monthly PV energy and the actual measurement data (2018). The proposed model results from 12 months of PV energy in Thailand, showing that the average PV energy is 1516 MWh/month, and the PV energy is 18193 MWh/year. The actual measurement data has an average PV energy of 1504 MWh/month, and PV energy of 18053 MWh/year. The nRMSE (normalized RMSE) ranges from 0.06% to 4.05%, which is very low. The average nRMSE (normalized RMSE) is 1.19% for 12 months 2018).

Table 8. Comparison of the results of the proposed model and the measured data in 2018–2019.

Data	2018				2019				2018–2019
	Summer	Rainy	Winter	Average	Summer	Rainy	Winter	Average	Average
Measured Data (MW)	1556	1347	1610	1504	1606	1589	1157	1450	1477
Proposed Model (MW)	1591	1342	1615	1516	1637	1583	1141	1453	1485
nRMSE (Normalized RMSE)	2.43	0.39	0.75	1.19	1.81	0.59	1.40	1.26	1.23

The test results of the PV energy of the proposed model and the actual measurement data on monthly basis (2019) showed that the average PV energy is 1453 MWh/month, and that the PV energy is 17440 MWh/year. The average PV energy is 1450 MWh/month, and the PV energy is 17406 MWh/year in the actual measurement data. The nRMSE (normalized RMSE) ranges from 0.07% to 2.91%, which shows that this value is deficient. The average nRMSE (normalized RMSE) is 1.26% for 12 months (in 2019).

In the comparison of the PV energy of the 24 months data of the proposed model (2018–2019) with the actual measurements for all three seasons, the average nRMSE (normalized RMSE) is 2.12% in the summer, 0.49% in the rainy season, and 1.08% in the winter. These are the results of the proposed model.

In the rainy season, the model is at its highest accuracy. We found that the solar cells in this area performed at their best because the dust was washed off the front of the solar panels by the rain, and because the temperature accumulation of the solar panels is not as high as it is in the summer. Because of this, it causes relatively little energy loss.

In the winter, the model is less accurate than it is in the rainy season, but more accurate than it is in the summer because there is a lot of dust on the front of the solar panel, which is a waste of energy for the solar cells. However, no heat is accumulated on the solar cells; thus, the models presented can be processed better than those in summer.

In the summer, the model is less accurate than both seasons because the summer temperature is high. The heat accumulation of the solar panel causes the temperature to rise.

In the actual case of a solar farm, the panel cleaning is not performed every day, but there is a cleaning cycle. Therefore, the accumulated dust affects the solar cell's electrical power generation efficiency.

The main factors that affect the PV system's electricity production are solar irradiance, which varies according to the solar cell's current, and the panel's temperature, which varies according to the voltage of the solar cell. The proposed model has a method that uses the relationship of solar irradiance and electricity generation to help improve the accuracy process, but the module temperature is not used as a parameter in this model. For this reason, the accuracy of the model in the summer is lower than it is in the rainy season.

#### 4.4. Comparison with the PV Model with the Weight Function

The precision of the proposed model was verified by the comparison with the PV Model with the weight function [1] and the actual data from the one-year measured data, as shown in Figure 16.

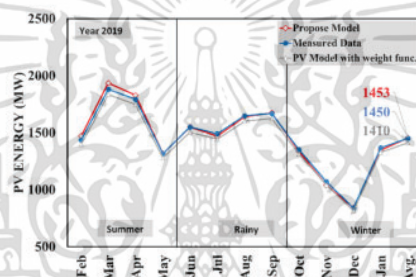


Figure 16. Comparison of the PV energy of the simulated and measured data of the different seasons.

The PV Model with the weight function [1] uses a method to quantify the difference between the simulated data and the actual measurement data in the polynomial equation form in order to improve the simulated data's accuracy. This method is accurate with a significant increase in the database, but as the database becomes more diffused, the accuracy of this method is lower.

On the other hand, the proposed model was designed to analyze various database behaviors diffused as equations in different forms of 'curve-fitting process'. The proposed model is a learning model that increases in accuracy every time it analyses and calculates data.

The results show that the proposed model has very high accuracy. The proposed model has a lower nRMSE than the PV Model with the weight function in all three seasons, as shown in Table 9.

Table 9. Comparison of the proposed model and the PV Model with the weight function in 2019.

Data	Proposed Model				PV Model with Weight Func.			
	Summer	Rainy	Winter	Average	Summer	Rainy	Winter	Average
Measured Data (MW)	1606	1589	1157	1450	1606	1589	1157	1450
Simulation Data (MW)	1637	1583	1141	1453	1564	1543	1124	1410
nRMSE (Normalized RMSE)	1.81	0.59	1.40	1.26	2.63	2.89	2.88	2.80

## 5. Conclusions

This research presents a simulation of a method to improve the accuracy of mathematical models (the Preciseness Function Learning Model (PFL Model)) using a PV simulation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

model of the PV system, a precision test of the model, and a comparison of the 2-year data of the proposed model with the actual measurements of the PV system. The accuracy depends on the function selected from the curve-fitting process.

The results show that the proposed model has the highest accuracy in the rainy season. The average nRMSE (normalized RMSE) of the proposed model is very low (1.23%), and it ranges from 0.30% to 2.26%. It has been proven that this model is very accurate. The proposed model is a learning model that can optimize the higher precision with which the proposed model performs. It can be said that, after the accuracy improvement, the PV power output will be added to the proposed model database in order to enable the model to learn and improve the accuracy of the data in the next prediction results. In the future, we plan to develop models to improve the data accuracy by correlating more than one input to the outputs, in order to reduce the loss or error from the calculation during the data precision improvement.

**Author Contributions:** A.B., S.K., P.C. designed this experiment and prepared the manuscript. The experiments were carried out by A.B., S.K., P.C., K.S. and A.B., S.K., A.B., S.K., P.C., S.S., P.M., K.S., W.T., S.N. have analyzed the results and discussed the manuscript during the preparation. All authors discussed the results and implications and commented on the manuscript at all stages. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** Details of organizations that funded the research and publication of article:

1. Thailand's National Electronics and Computer Technology Center.
2. Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang.
3. Thailand Graduate Institute of Science and Technology, Scholarship recipient code TG-44-22-59-016D.

**Institutional Review Board Statement:** The study was conducted according to the guidelines of the Declaration of Helsinki, and approved by the Institutional Review Board (or Ethics Committee) of King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang.

**Data Availability Statement:** Data available on request due to restrictions e.g., privacy or ethical. The data presented in this study are available on request from the corresponding author upon reasonable request.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

1. Kittisontirak, S.; Bupi, A.; Chinnavornrungrsee, P.; Sriprapha, K.; Thajchayapong, P.; Titiroongruang, W. An Improved PV Output Forecasting Model by Using Weight Function: A Case Study in Cambodia. *Int. J. Photoenergy* **2016**, *2016*, 1–10. [[CrossRef](#)]
2. Li, P.; Zhou, K.; Lu, X.; Yang, S. A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting. *Appl. Energy* **2020**, *259*, 114216. [[CrossRef](#)]
3. Guifang, G. Modeling of solar photovoltaic cells and output characteristic simulation based on Simulink. *J. Chem. Pharm. Res.* **2014**, *6*, 1791–1795.
4. De Soto, W.; Klein, S.A.; Beckman, W. Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance. *Sol. Energy* **2006**, *80*, 78–88. [[CrossRef](#)]
5. Karatepe, E.; Boztepe, M.; Colak, M. Neural network based solar cell model. *Energy Convers. Manag.* **2006**, *47*, 1159–1178. [[CrossRef](#)]
6. Brano, V.L.; Orioli, A.; Ciulla, G.; Di Gangi, A. An improved five-parameter model for photovoltaic modules. *Sol. Energy Mater. Sol. Cells* **2010**, *94*, 1358–1370. [[CrossRef](#)]
7. Bupi, A.; Kittisontirak, S.; Sriprapha, K.; Siriwongrungrsan, W.; Titiroongruang, W.; Niemcharoen, S. A simplified model for the estimation of energy production of PV module. In Proceedings of the 2017 International Electrical Engineering Congress (iEECON), Pattaya, Thailand, 8–10 March 2017.
8. Bupi, A.; Kittisontirak, S.; Sriprapha, K.; Siriwongrungrsan, W.; Titiroongruang, W.; Niemcharoen, S. Comparison of PV module power output measurements. In Proceedings of the 2017 International Electrical Engineering Congress (iEECON), Pattaya, Thailand, 8–10 March 2017.
9. Vinod; Kumar, R.; Singh, S.K. Solar photovoltaic modeling and simulation: As a renewable energy solution. *Energy* **2018**, *4*, 701–712. [[CrossRef](#)]
10. Maninder Kaur, E. Simulation Model for PV Array & its Characteristics. *Int. J. Electr. Eng. Educ.* **2014**, *1*, 1694–2426.
11. Tsai, H.L. Insolation-oriented model of photovoltaic module using Matlab/Simulink. *Sol. Energy* **2010**, *84*, 1318–1326. [[CrossRef](#)]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

12. Altas, I.H.; Sharaf, A.M. A photovoltaic array simulation model for Matlab-Simulink GUI environment. In Proceedings of the International Conference on Clean Electrical Power, Capri, Italy, 21–23 May 2007; pp. 341–345.
13. Vengatesh, R.P.; Rajan, S.E. Investigation of cloudless solar radiation with PV module employing Matlab-Simulink. In Proceedings of the International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology, Nagercoil, India, 23–24 March 2011; pp. 141–147.
14. Maffezzoni, P.; Codecasa, L.; D'Amore, D. Modeling and Simulation of a Hybrid Photovoltaic Module Equipped with a Heat-Recovery System. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **2009**, *56*, 4311–4318. [[CrossRef](#)]
15. Pandiarajan, N.; Muthu, R. Mathematical modeling of a photovoltaic module with Simulink. In Proceedings of the International Conference on Electrical Energy Systems, Chennai, India, 3–5 January 2011; pp. 258–263.
16. Rustemli, S.; Dincer, F. Modeling of Photovoltaic Panel and Examining Effects of Temperature in Matlab/Simulink. *Electron. Electr. Eng.* **2011**, *3*, 35–40. [[CrossRef](#)]
17. Nema, S.; Nema, R.K.; Agnihotri, G. MATLAB/Simulink based study of photovoltaic cells/modules/array and their experimental verification. *Int. J. Energy Environ.* **2010**, *1*, 487–500.
18. Bellia, H.; Youcef, R.; Fatima, M. A detailed modeling of photovoltaic module using MATLAB/SIMULINK. *J. Astron. Geophys.* **2014**, *3*, 53–61. [[CrossRef](#)]
19. Levy, E.C. Complex-curve fitting. *IRE Trans. Automatic Control* **1959**, *AC-4*, 37–43. [[CrossRef](#)]
20. O'Hagan, A. Curve Fitting and Optimal Design for Prediction. *J. R. Stat. Soc. Ser. B Methodol.* **1978**, *40*, 1–24.
21. McIntosh, K.R.; Honsberg, C.B. The Influence of Edge Recombination on a Solar Cell's IV Curve. In Proceedings of the 16th Euro-pean Photovoltaic Solar Energy Conference, Glasgow, UK, 1–5 May 2000.
22. Chai, T.; Draxler, R.R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geosci. Model Dev.* **2014**, *7*, 1247–1250. [[CrossRef](#)]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นาย เอกวัฒน์ บุพิ
วัน เดือน ปีเกิด	8 ธันวาคม พ.ศ.2534
ที่อยู่	467 หมู่ 7 บ้านบ่อน้ำ ตำบลหม่ม อำเภอมืองอุดรธานี จังหวัดอุดรธานี 41000
ประวัติการศึกษา	พ.ศ.2556 วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์ประยุกต์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง พ.ศ.2558 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไมโครอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ความชำนาญเฉพาะด้าน	1.) การออกแบบและพัฒนาแบบจำลองคาดการณ์หรือประเมินการผลิตไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ 2.) การออกแบบและพัฒนาแบบจำลองปรับปรุงความแม่นยำข้อมูล 3.) ชำนาญการใช้โปรแกรมภาษาคอมพิวเตอร์ในระดับปานกลาง ได้แก่ ภาษาซี (C) ภาษาซีพลัสพลัส (C++) ภาษาไพทอน (Python) และแมทแล็บ (Matlab)
ประสบการณ์การทำงาน	1.) Solar Cell Operations and Maintenance: SCM6 (1 - 4 September 2020 in The National Science and Technology Development Agency)
<b>Training Instructor</b>	2.) Solar Cell Operations and Maintenance: SCM5 (13 - 16 May 2019 in The National Science and Technology Development Agency)
<b>Training Instructor</b>	3.) Solar Cell Operations and Maintenance: SCM4 (3 – 6 Sep 2018 in The National Science and Technology Development Agency)
<b>Training Instructor</b>	4.) Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT): Accuracy Improvement of PV Output Forecasting Model for Tropical Climate Region.
<b>Project participants</b>	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน (ต่อ)

5.) Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT):

Potential Study of Electricity Production and Development of Concentrator Photovoltaic Prototype (CPV) in Thailand.

### Project participants

6.) Solar Energy Technology Laboratory (STL) in The National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC):

Study, design and installation of a demonstration of renewable energy power generation systems for communication base stations to increase the efficiency of the power system for communication units in remote areas.

### Project participants

