รายงานโครงงานวิศวกรรมไฟฟ้า วิชา 2102499 ปีการศึกษา 2562

การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระยะสั้นมาก

A comparison of intraday solar power forecasting methods

นายชญานนท์ โพธาวนานนท์ เลขประจำตัว 5930084921

นายสรารุต พรานนท์สถิตย์ เลขประจำตัว 5930515021

อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร. จิตโกมุท ส่งศิริ

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อ

การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าระยะภายใน 1 วันมีความสำคัญในการการบริหารจัดการระบบกักเก็บพลังงานสำรองพร้อมจ่ายให้มีความคุ้มค่าที่สุดในเชิงเศรษฐศาสตร์ และยังเพิ่มความมั่นคงของระบบโครงข่ายไฟฟ้า โครงงานนี้มีจุดประสงค์จะพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ระยะ 4 ชั่วโมงล่วงหน้าโดยคำนวณทุกๆ 30 นาที ในการออกแบบนั้นจะพิจารณา 2 แนวทาง คือการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ และการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง โดยมีการแบ่งแบบจำลองออกตามช่วงเวลาใน 1 วัน กล่าวคือมีแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ในช่วงเช้า กลางวัน และเย็น แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมานั้นใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์ถดถอยและแบบจำลองป่าสุ่ม จากนั้นเปรียบเทียบสมรรถนะกับแบบจำลองอื่นที่ใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้น, การถดถอยหลายตัวแปรแบบปรับเส้นโค้ง (MARS) และโครงข่ายประสาทเทียม การทดลองจัดทำขึ้นโดยใช้ข้อมูลจาก 2 แหล่งคือ ข้อมูลที่ได้จากเครื่องมือวัด ณ ตึกวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย และโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในภาคกลางจำนวนหนึ่งโรงในช่วงระหว่างปี พ.ศ. 2560–2561 ผลการทดลองพบว่าการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์ถดถอยและแบบจำลองป่าสุ่มมีค่าความผิดพลาด NRMSE ในการพยากรณ์ 30 นาทีล่วงหน้าเท่ากับ 7.14% และ 6.93% ตามลำดับ ส่วนกรณีพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง พบว่าค่าความผิดพลาด NRMSE มีค่าเท่ากับ 6.40% และ 6.02% ตามลำดับ ผลลัพธ์ชี้ให้เห็นว่าการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงให้สมรรถนะที่ดีกว่าการพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ และเทคนิคการพยากรณ์ที่มีสมรรถนะดีที่สุดคือการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงด้วยแบบจำลองป่าสุ่ม

คำสำคัญ: การพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์, การพยากรณ์ในระยะระหว่างวัน, กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์, แบบจำลองป่าสุ่ม, แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์

Abstract

Intraday solar power forecasting is crucial to ensuring power continuity and economical dispatch in PV systems. This study is focused on an 4-hour ahead solar power forecasting in a resolution of 30 min. We present 2 approaches, namely, indirect approach and direct approach which are forecasting solar power via irradiance prediction and PV conversion and forecasting solar power directly respectively. The proposed models for the two approaches are split and responsible for providing predictions at three different times of the days: morning, midday, and evening. In this work, we develop SVR and RF models and compare the performance to baseline models which are linear regression, MARs and ANN models. All models are designed to produce intraday solar power forecasts using ground data which were collected from two measurement stations in central region of Thailand from 2017-2018. The result shows that the direct approach yielded better performance, achieving NRMSE of 7.14% and 6.93%, compared to the indirect approach which achieved NRMSE of 6.40% and 6.02% on SVR and RF model respectively. The best model in terms of forecast accuracy is achieved by the random forest model that directly predicts solar power.

Keywords: solar power forecasting, intraday forecast, Photovoltaic system, random forest, support vector regression

สารบัญ

1 บทนำ **7**

2 ภาพรวมของโครงงาน **8**
2.1 วัตถุประสงค์ . . . 8
2.2 ขอบเขต . . . 9
2.3 ผลลัพธ์ที่คาดหวัง . . . 9

3 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง **9**
3.1 การคัดเลือกคุณลักษณะ . . . 10
3.1.1 สหสัมพันธ์ . . . 10
3.1.2 วิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน . . . 11
3.2 แบบจำลองท้องฟ้าใส . . . 11
3.2.1 การตรวจจับวันท้องฟ้าใสจากข้อมูลวัด . . . 12
3.3 เทคนิคการประมาณ . . . 13
3.3.1 Linear regression . . . 13
3.3.2 Multivariate adaptive regression splines (MARS) . . . 14
3.3.3 Support Vector Regression . . . 14
3.3.4 Random Forest . . . 16
3.4 ดัชนีการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ . . . 17

4 การจัดเตรียมข้อมูล **18**
4.1 ที่มาของข้อมูล . . . 18
4.2 การประมวลข้อมูลเบื้องต้น . . . 18
4.2.1 การจัดการกับข้อมูลสูญหาย . . . 18
4.2.2 การลดอัตราสุ่มข้อมูล . . . 19
4.2.3 การจัดการกับข้อมูลที่ผิดพลาด . . . 19
4.3 การวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลเบื้องต้น . . . 20

5 แบบจำลองการพยากรณ์ **21**
5.1 แบบจำลองพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ . . . 22
5.2 แบบจำลองสำหรับแปลงความเข้มแสงอาทิตย์เป็นกำลังไฟฟ้า . . . 24
5.3 แบบจำลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง . . . 25

6 ผลลัพธ์ของโครงงาน **26**
6.1 การคัดเลือกคุณลักษณะ . . . 27
6.2 การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ . . . 27
6.3 การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง . . . 30
6.4 ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ . . . 31
6.5 การเปรียบเทียบความซับซ้อนในการคำนวณ . . . 31

7 การวิเคราะห์และวิจารณ์ผลลัพธ์ของโครงงาน **33**

8 บทสรุป **35**

9 กิตติกรรมประกาศ **37**

เอกสารอ้างอิง **39**

10 ภาคผนวก **40**
10.1 ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง Support Vector Regression 40
10.2 ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง Random Forest 42
10.3 ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง XGBoost 43
10.4 ชุดโปรแกรมคำสั่ง 44

สารบัญรูป

1 สัดส่วนของงานวิจัยจำแนกตามเทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์ [AOE$^+$16] 8
2 ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ท้องฟ้าใสอ้างอิงในแต่ละการวนซ้ำโดยใช้ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าภาคกลางและตึกวิศวกรรมไฟฟ้า . 13
3 ตัวอย่างค่าความเข้มแสงของวันที่ถูกเลือกเป็นวันท้องฟ้าใสด้วยขั้นตอนการตรวจจับนี้ 13
4 รูปแสดงฟังก์ชันสูญเสียแบบ ε-incentive ของ linear SVR [SS04] 15
5 ตัวอย่างการแบบจำลองต้นไม้สำหรับปริภูมิตัวแปรต้น 2 มิติ 16
6 ตัวอย่างข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าและค่าความเข้มแสงในหนึ่งวันจากโรงไฟฟ้าภาคกลางและตึกวิศวกรรมไฟฟ้า 19
7 ตัวอย่างข้อมูลที่ผิดพลาดของกำลังผลิตไฟฟ้าและความเข้มแสงอาทิตย์จากตึกวิศวกรรมไฟฟ้าและโรงไฟฟ้าภาคกลาง . 19
8 ความสัมพันธ์ระหว่างกำลังผลิตไฟฟ้าและความเข้มแสงอาทิตย์ของข้อมูลจากโรงไฟฟ้าภาคกลางและตึกวิศวกรรมไฟฟ้า 20
9 การกระจายตัวของความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลาต่างๆ 20
10 ตัวอย่างรูปแบบการพยากรณ์ทางตรงของแบบจำลอง Random forest ณ **วันท้องฟ้าใส** 21
11 ตัวอย่างรูปแบบการพยากรณ์ทางตรงของแบบจำลอง Random forest ณ **วันสภาพอากาศทั่วไป** 22
12 ขั้นตอนการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า 22
13 แบบจำลองพยากรณ์ k-step ของความเข้มแสงอาทิตย์แยกตามช่วงเวลา 24
14 แบบจำลองพยากรณ์ k-step ของกำลังผลิตไฟฟ้าแยกตามช่วงเวลา 26
15 RMSE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละ**ระยะการพยากรณ์** 28
16 MBE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละ**ระยะการพยากรณ์** 28
17 RMSE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในการพยากรณ์ที่**แต่ละจุดเวลา** 28
18 MBE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในการพยากรณ์ที่**แต่ละจุดเวลา** 29
19 NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์** 29
20 NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์** 29
21 NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการพยากรณ์**ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์**ที่แต่ละจุดเวลา 30
22 NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการ**พยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์**ที่แต่ละจุดเวลา 30
23 NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**โดยตรง** 30
24 NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**โดยตรง** 31
25 NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการพยากรณ์**โดยตรง**ที่แต่ละจุดเวลา 31
26 NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการพยากรณ์**โดยตรง**ที่แต่ละจุดเวลา 31
27 ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์**โดยตรง**ในระยะ 30 นาทีด้วยแบบจำลอง Random Forest, SVR, MARs 32

สารบัญตาราง

1 สัญลักษณ์และตัวแปร . . . 9
2 พารามิเตอร์การกระจายของความเข้มแสงอาทิตย์แต่ละช่วงเวลา . . . 21
3 การคัดเลือกคุณลักษณะสำหรับพยากรณ์ $I(t+1)$ . . . 27
4 ความซับซ้อนในการคำนวณของวิธีพยากรณ์ด้วยแบบจำลองต่างๆ . . . 33
5 NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามระยะพยากรณ์** ณ ตึกวิศวกรรมไฟฟ้า . . . 35
6 NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามระยะพยากรณ์** ณ โรงไฟฟ้าภาคกลาง . . . 35
7 NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามเวลา** ณ ตึกวิศวกรรมไฟฟ้า . . . 36
8 NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามเวลา** ณ โรงไฟฟ้าภาคกลาง . . . 37
9 สมรรถนะของแบบจำลอง SVR เมื่อปรับค่า C . . . 41
10 สมรรถนะของแบบจำลอง SVR เมื่อปรับค่า γ . . . 41
11 สมรรถนะของแบบจำลอง SVR เมื่อปรับค่า ε . . . 41
12 สมรรถนะของแบบจำลอง RF เมื่อปรับค่า $n_{\text{min\_samples\_split}}$ และ $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ . . . 42
13 สมรรถนะของแบบจำลอง RF เมื่อปรับค่า d . . . 43
14 สมรรถนะของแบบจำลอง RF เมื่อปรับค่า m . . . 43
15 สมรรถนะของแบบจำลอง XGBoost เมื่อปรับค่า learning_rate . . . 44
16 สมรรถนะของแบบจำลอง XGBoost เมื่อปรับค่า colsample_bytree . . . 44
17 สมรรถนะของแบบจำลอง XGBoost เมื่อปรับค่า $n_{\text{estimator}}$ และ d . . . 45

1 บทนำ

ในปัจจุบันประเทศไทยมีนโยบายที่จะลดปริมาณการใช้พลังงานจากก๊าซธรรมชาติ และส่งเสริมการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานพลังงานทางเลือกอาทิ พลังงานจากเซลล์แสงอาทิตย์ ตามแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือก ในปี พ.ศ.2558 (AEDP 2015) โดยกรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงานมีนโยบายที่จะเพิ่มสัดส่วนการใช้พลังงานทดแทนภายในประเทศ และตามการประเมินภายในสิ้นปี พ.ศ.2579 สัดส่วนของพลังงานไฟฟ้าที่ผลิตได้จากพลังงานแสงอาทิตย์จะคิดเป็นสัดส่วนถึง 30.5 % ของพลังงานในกลุ่มพลังงานทดแทนทั้งหมด ซึ่งสอดคล้องกับการที่ ต้นทุนในการลงทุนติดตั้งระบบผลิตกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่มีแนวโน้มที่ลดลงอย่างต่อเนื่อง จึงทำให้การผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ เข้ามามีบทบาทสำคัญและเป็นที่น่าสนใจสำหรับผู้ประกอบการ อย่างไรก็ตามค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่เป็นตัวแปรสำคัญในการผลิตกำลังไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ มีความแปรปรวนซึ่งขึ้นอยู่กับปัจจัยสำคัญ คือ สภาพภูมิอากาศ ทำให้ค่ากำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ในแต่ละช่วงเวลามีความไม่แน่นอน และก่อให้เกิดปัญหาในการบริหารจัดการกำลังผลิตไฟฟ้าให้สอดคล้องกับความต้องการของผู้ใช้ในแต่ละช่วงเวลา จากปัญหาข้างต้น การพัฒนาประสิทธิภาพของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์จึงมีความสำคัญ ทั้งในด้านการรักษาความมั่นคงของระบบ ตลอดจนลดต้นทุนอันเนื่องมาจากการสำรองกำลังผลิตไฟฟ้าโดยทั่วไป การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์สามารถแบ่งได้เป็น 4 ประเภท

1. การพยากรณ์ในระยะ**สั้นมาก** (very short-term forecast หรือ intra-day) เป็นการพยากรณ์ในระยะ 1-6 ชั่วโมงล่วงหน้ามีประโยชน์ในการการรักษาความมั่นคงของระบบโครงข่ายไฟฟ้า รวมไปถึงถึงการใช้งานระบบกักเก็บพลังงานสำรองพร้อมจ่ายทันทีและเพื่อบริหารจัด การพลังงานไฟฟ้า (จากพลังงานหมุนเวียน) ส่วนเกินในบางช่วงเวลา

2. การพยากรณ์ในระยะ**สั้น** (short-term forecast หรือ day-ahead) เป็นการพยากรณ์ในระยะ 1-3 วันล่วงหน้า มีประโยชน์ในการบริหารจัดการ ความต้องการใช้ไฟฟ้า เพื่อเตรียมการสั่งเดินเครื่องในโรงงานที่สามารถควบคุมกำลังผลิตไฟฟ้าได้ เพื่อให้กำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลาเหมาะสมและ เป็นไปตามกลไกตลาดซื้อขายไฟฟ้าไว้ล่วงหน้า ทั้งนี้เพื่อให้ต้นทุนการจัดหาไฟฟ้าโดยรวมของพื้นที่มีความคุ้มค่าที่สุดในเชิงเศรษฐศาสตร์ และการใช้งานเชื้อเพลิงแต่ละชนิดเป็นไปอย่างเพียงพอและมีประสิทธิภาพ

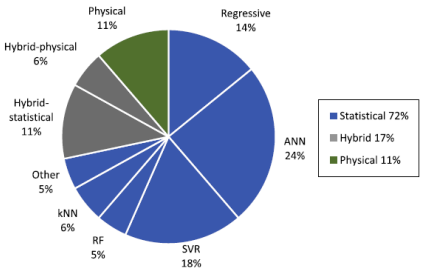
3. การพยากรณ์ในระยะ**กลาง** (medium-term forecast) เป็นการพยากรณ์ในระยะ 1 สัปดาห์-1 เดือนล่วงหน้า มีประโยชน์ในการวางแผนกำหนดบำรุงรักษาโดยการทำนายความพร้อมใช้งานของกำลังผลิตไฟฟ้าในอนาคต

4. การพยากรณ์ในระยะ**ยาว** (long-term forecast) เป็นการพยากรณ์ในระยะ 1 เดือน-1 ปีล่วงหน้า มีประโยชน์ในการบริหารจัดการระบบผลิตกำลังไฟฟ้าในระยะยาว เช่น การสร้างโรงงานผลิตไฟฟ้าแห่งใหม่ หรือการจัดทำแผนประมาณการกำลังไฟฟ้าที่จะผลิตได้ในอนาคต

การศึกษาและพัฒนาความแม่นยำของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เป็นที่น่าสนใจในวงกว้าง โดยแบ่งออกได้เป็นหลักๆ 2 วิธี คือ วิธีการพยากรณ์ทางตรงและวิธีการพยากรณ์ทางอ้อม วิธีการพยากรณ์ทางอ้อมจะเริ่มจากการพยากรณ์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ก่อน จากนั้นใช้แบบจำลองของระบบผลิตไฟฟ้าในการแปลงค่าความเข้มแสงอาทิตย์จากการพยากรณ์ไปเป็นค่ากำลังไฟฟ้าที่คาดว่าจะผลิตได้ ในขณะที่วิธีการพยากรณ์ทางตรงเป็นการพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าโดยตรง ทั้งนี้หลากหลายงานวิจัยในอดีตจะให้ความสนใจเฉพาะการพยากรณ์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ เนื่องจากเป็นส่วนที่ยากในการพยากรณ์ และมีการประยุกต์ใช้ที่หลากหลายนอกเหนือจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า อย่างไรก็ตามทั้งการพยากรณ์ทางตรงและทางอ้อมต่างมีขั้นตอนวิธีการและเทคนิคที่คล้ายคลึงกัน [AOE$^+$16]

หลากหลายงานวิจัยในอดีต ได้นำเสนอวิธีที่หลากหลายในการพยากรณ์แสงอาทิตย์และกำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ [AOE$^+$16, IPC13] โดยสามารถแบ่งวิธีการได้ออกเป็นหลักๆ 3 ประเภท คือ 1) วิธีการทางสถิติ (statistical methods) 2) วิธีการทางกายภาพ (physical methods) 3) วิธีการแบบผสมผสาน (hybrid methods) [AOE$^+$16] วิธีการทางสถิติเป็นการใช้ข้อมูลในอดีตที่วัดได้ เช่น ข้อมูลสภาพอากาศ ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าในอดีต ในการพยากรณ์ โดยไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตาม ตัวอย่างที่นิยมเช่น วิธีการในกลุ่มการเรียนรู้ด้วยเครื่อง วิธีการทางกายภาพ (physical methods) เป็นวิธีที่อาศัยการคำนวณโดยใช้สมการความสัมพันธ์ทางฟิสิกส์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตาม โดยวิธีที่เป็นที่นิยมได้แก่ การพยากรณ์โดยการคำนวณ ค่าพยากรณ์สภาพอากาศเชิงเลข (Numerical Weather Prediction) และ การพยากรณ์โดยใช้วิธีข้างต้นร่วมกันเรียกว่าวิธีการแบบผสมผสาน

แผนภูมิดัง*รูปที่ 1* แสดงให้เห็นว่าในอดีตมีการนำเสนอวิธีที่หลากหลายในการพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์อาทิ 1) Regressive methods 2) Artificial neural network (ANN) 3) Support vector regression (SVR) 4) k-Nearest neighbors (k-NN) 5) Random forest (RF) ทั้งนี้ในโครงงานฉบับนี้จะเลือกพิจารณาการพยากรณ์ในระยะสั้นมาก (very short-term forecast หรือ intra-day) เพื่อประโยชน์ในการบริหารและรักษาความมั่นคงในระบบโครงข่ายไฟฟ้า โดยวิธีการพยากรณ์ที่เป็นที่นิยมแพร่หลายในระยะนี้ คือ วิธีการทางสถิติ (statistical methods) ซึ่งมีหลากหลายวิธี ตั้งแต่ การใช้แบบจำลองเชิงเส้น ไปจนถึงวิธีที่มีความซับซ้อนสูงเช่น โครงข่ายประสาทเทียม (neural network) ทั้งนี้การใช้แบบจำลองเชิงเส้นซึ่งที่มีความซับซ้อนต่ำในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์มีประสิทธิภาพต่ำ [SSY] ซึ่งอาจเกิดมาจากปัจจัยที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นกับค่ากำลังผลิตไฟฟ้า ด้วยปัญหาข้างต้นในปัจจุบันวิธีการพยากรณ์ในกลุ่มการเรียนรู้ด้วยเครื่องถูกพัฒนา และนำมาใช้ในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์อาทิ ANN, SVR, RF, KNN ซึ่งมีงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องดังนี้



รูป 1: สัดส่วนของงานวิจัยจำแนกตามเทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์ [AOE+16]

M.Rana [MIG16] เปรียบเทียบการใช้วิธี SVR และวิธี NN-ensemble ในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 5 ถึง 60 นาที โดยข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าในอดีตเพียงอย่างเดียว และการใช้ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าในอดีตร่วมกับข้อมูลสภาพอากาศ นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้วิธี Correlation-based Feature selection (CFS) ในการคัดเลือกคุณลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการทำนาย จากผลลัพธ์พบว่าในการพยากรณ์ระยะใกล้ NN-ensemble และ SVR ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ใกล้เคียงกัน ส่วนในระยะไกลออกไป NN-ensemble จะพยากรณ์แม่นยำกว่า SVR

S.Vagropoulos [VKSB16] ใช้วิธี SARIMA ในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 1 ชั่วโมงโดยใช้ข้อมูล ความเข้มรังสีแสงอาทิตย์ในอดีตร่วมกับข้อมูลสภาพอากาศ ผลลัพธ์การพยากรณ์มีค่า NRMSE เท่ากับ 8.12% โดยเป็นค่าที่ถูกปรับเทียบด้วยค่ากำลังติดตั้งขนาด 0.15-MW

M.Bouzerdoum [BMP13] เปรียบเทียบการใช้วิธี seasonal auto-regressive integrated moving average (SARIMA) , SVR และ การผสมผสานของ SARIMA และ SVR เพื่อพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 1 ชั่วโมง โดยใช้ข้อมูลจากกำลังผลิตไฟฟ้าในอดีตและค่าอุณหภูมิ พบว่า SARIMA-SVR ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุดมีค่า NRMSE เท่ากับ 9.40 % โดยเป็นค่าที่ถูกปรับเทียบด้วยค่ากำลังติดตั้งขนาด 20-kW

R. Xu และคณะ [XCS12] ประยุกต์ใช้วิธี SVR ร่วมกับการวิเคราะห์ความคล้ายกันของแต่ละวัน ในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 2 ชั่วโมง โดยใช้ข้อมูลจากกำลังผลิตไฟฟ้าและค่าแสงอาทิตย์ในอดีตและค่าอุณหภูมิ พบว่าผลลัพธ์การพยากรณ์ที่ได้มีค่า NRMSE เท่ากับ 9.34% ซึ่งมีความแม่นยำสูงกว่าวิธี NN ที่ได้ค่า NRMSE เท่ากับ 13.19% โดยเป็นค่าที่ถูกปรับเทียบด้วยค่ากำลังติดตั้งขนาด 500-kW

W. Björnและคณะ [BEO16] เปรียบเทียบการใช้วิธี SVR , KNN และ combined weight SVM-kNN ในการพยากรณ์ในระยะ 1 ชั่วโมงและ 6 ชั่วโมงโดยใช้ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าในอดีต ข้อมูลสภาพอากาศ เวลาที่พยากรณ์ และค่าดัชนีฟ้าใส พบว่าผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของทั้งสองระยะการพยากรณ์มาจากวิธี combined weight SVR-KNN ในระยะการพยากรณ์ 1 ชั่วโมงให้ค่า NRMSE เท่ากับ 6.08% และ ในระยะการพยากรณ์ 6 ชั่วโมง ได้ค่า NRMSE เท่ากับ 10.16% โดยผลลัพธ์ที่ได้ถูกประเมินจากข้อมูลจากโรงไฟฟ้า 87 โรงในประเทศเยอรมนี

W.A. Muhammad [AMR18] เปรียบเทียบการใช้วิธี SVR และ RF เพื่อพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 1 ชั่วโมง โดยใช้ข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าในอดีต ความเข้มรังสีแสงอาทิตย์ในอดีต ข้อมูลสภาพอากาศ วันและเดือนที่พยากรณ์ ได้ผลลัพธ์การพยากรณ์จากวิธี RF และ SVR มีค่า RMSE เท่ากับ 2.2470 kWh และ 2.3973 kWh ตามลำดับ โดยข้อมูลที่ใช้ในการทดลองวัดจากระบบไฟฟ้าซึ่งมีค่ากำลังติดตั้งสูงสุดประมาณ 40-kW

จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องข้างต้น แสดงให้เห็นว่าวิธี SVR เป็นวิธีที่นิยมแพร่หลายและมีสมรรถนะที่ดีในการพยากรณ์ในระยะสั้นมาก และวิธี RF เป็นวิธีที่ [AMR18] นำเสนอว่าให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า SVR โครงงานนี้จึงสนใจที่จะทดลองเปรียบเทียบกลุ่มวิธี แบบจำลองในกลุ่มการเรียนรู้ด้วยเครื่องเพิ่มเติม อันได้แก่ 1) linear regression model , 2) Multivariate adaptive regression spline (MARS) , 3) SVR, 4) RF โดยที่ 2 วิธีในกลุ่มแรกจัดทำขึ้นเพื่อเป็นแบบจำลองฐาน (baseline model)

2 ภาพรวมของโครงงาน

2.1 วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาและสรุปปัจจัยที่ส่งผลต่อกำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระยะสั้นมาก
2. เพื่อเปรียบผลลัพธ์การพยากรณ์ความเข้มแสงจากแบบจำลองในกลุ่ม Linear Regression, Multivariate adaptive regression spline, Support vector regression และ Random forest โดยใช้ตัวชี้วัดสมรรถนะของการพยากรณ์ทางสถิติ

3. เพื่อเปรียบเทียบความซับซ้อนในการคำนวณ (computational complexity) ที่เกิดขึ้นในขั้นตอนการเรียนรู้แบบจำลองและการคำนวณค่าพยากรณ์ของแบบจำลองในข้อ 2.

2.2 ขอบเขต

1. การทดลองหลักจะทดลองบนข้อมูลที่วัดได้ ณ ชั้นดาดฟ้าตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในช่วงเวลาตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 จนถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 ซึ่งประกอบด้วย ค่าแสงอาทิตย์ต่อพื้นที่, ค่ากำลังไฟฟ้า, ค่าความชื้นสัมพัทธ์, อุณหภูมิ, ความเร็วลม, ดัชนีรังสีอัลตราไวโอเลต (UV Index) โดยข้อมูลทั้งหมดถูกลดอัตราสุ่มลงเป็น 30 นาที ส่วนข้อมูลสำรองเป็นข้อมูลที่วัดได้จากโรงไฟฟ้าในภาคกลางจำนวน 1 โรง ในช่วงเวลาตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 จนถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 ซึ่งประกอบด้วย ค่าแสงอาทิตย์ต่อพื้นที่, ค่ากำลังไฟฟ้า, อุณหภูมิ โดยข้อมูลทั้งหมดถูกลดอัตราสุ่มลงเป็น 30 นาที (จะมีผลการทดลองเมื่อมีข้อมูลเพียงพอ)

2. วิเคราะห์หาตัวแปรต่างๆที่ส่งผลต่อกำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ด้วยวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะ ได้แก่ การวิเคราะห์สหสัมพันธ์, การวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน และการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน

3. เปรียบเทียบผลลัพธ์จากพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ล่วงหน้า 4 ชั่วโมง (ค่าผลลัพธ์การพยากรณ์มีความละเอียด 30 นาที กล่าวคือจะพยากรณ์ 30, 60, 90, ..., 240 นาทีล่วงหน้า) โดยพยากรณ์ในช่วงเวลา 5:30 น. ถึง 17.00 น. (พยากรณ์ทุกๆ 30 นาที) เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ในช่วงเวลาตั้งแต่ 6:00 น. ถึง 17.30 น.

4. การเปรียบเทียบแบบจำลองจะพิจารณากลุ่มแบบจำลองอันได้แก่ 1) Linear Regression 2) Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) 3) Support Vector Regression 4) Random Forest โดย 2 วิธีแรก จัดทำขึ้นเพื่อเป็นแบบจำลองฐาน (baseline model)

5. เปรียบเทียบผลลัพธ์การพยากรณ์กับผลลัพธ์จากแบบจำลอง ANN ซึ่งทีมวิจัยสมาร์ทกริด จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยได้จัดทำขึ้น

6. ใช้แบบจำลองการแปลงความเข้มแสงอาทิตย์ไปเป็นกำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

2.3 ผลลัพธ์ที่คาดหวัง

1. ผลลัพธ์การเปรียบเทียบการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลอง Linear Regression, MARS, SVR, RF ทั้งในแง่ของสมรรถนะการพยากรณ์ และความซับซ้อนในคำนวณของแต่ละแบบจำลองทั้งในส่วนของขั้นตอนการเรียนรู้ทางสถิติและขั้นตอนการดำเนินการพยากรณ์

2. แบบจำลองการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะสั้นมากในกลุ่มการเรียนรู้ด้วยเครื่องอันได้แก่ Linear Regression, MARS, SVR, RF และชุดคำสั่งโปรแกรมสำหรับพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระยะสั้นมาก

3 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงสัญลักษณ์และตัวแปรที่ใช้ในโครงงานฉบับนี้, หลักการในการคัดเลือกคุณลักษณะและ แบบจำลองท้องฟ้าใสตลอดจนเทคนิคการประมาณทั้ง 4 วิธีและสุดท้ายจะนำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้า

กำหนดให้ $X_1, X_2, ..., X_p$ แทนตัวแปรต้น, Y แทนตัวแปรตามคือค่าความเข้มแสงอาทิตย์หรือกำลังผลิตไฟฟ้าตามบริบท กำหนดสัญลักษณ์และตัวแปรดังนี้

ตาราง 1: สัญลักษณ์และตัวแปร

ตัวแปร	ความหมาย	หน่วย
I	ความเข้มแสงอาทิตย์	วัตต์ต่อตารางเมตร
P	กำลังผลิตไฟฟ้า	วัตต์
RH	ความชื้นสัมพัทธ์	เปอร์เซ็นต์
WS	ความเร็วลม	เมตรต่อวินาที
UV	ดัชนีรังสีอัลตราไวโอเลต	-
T	อุณหภูมิภายนอก	องศาเซลเซียส
$\cos(\theta)$	โคไซน์ของมุมของดวงอาทิตย์เทียบกับแนวตั้งฉากพื้นโลก	-

- ตัวแปรที่เขียนในรูป $x(t)$ หมายถึงค่า x ณ เวลา t
- ตัวแปรที่เขียนในรูป $\hat{x}(t)$ หมายถึงค่าพยากรณ์ หากเขียนในรูป $x(t)$ หมายถึงค่าที่วัดได้จริง
- ตัวแปรที่เขียนในรูป $\hat{x}_{\mathrm{A}}(t)$ หมายถึงค่าพยากรณ์ของ x จากวิธี A
- การใช้ลำดับเวลาจะเขียนอยู่ในรูป $x(t)$ หมายถึงตัวแปร x ที่เวลา t ในวันหนึ่งๆ หากอยู่เขียนในรูป $x^{(d)}(t)$ หมายถึงตัวแปร x ที่วันที่ d ในเวลา t

ในการทดลองจะกำหนด index ของเวลาดังนี้

- t แทน index ของเวลาปัจจุบัน
- $t-1, t-2, ..., t-k$ หมายถึงเวลา $30, 60, ..., 30k$ นาทีก่อนหน้า
- $t+1, t+2, ..., t+k$ หมายถึงเวลา $30, 60, ..., 30k$ นาทีข้างหน้า

ยกตัวอย่างเช่น $I^{d-1}(t)$ หมายถึงความเข้มแสดงอาทิตย์ในวันก่อนหน้าที่เวลาเดียวกันกับเวลา ณ ปัจจุบัน

3.1 การคัดเลือกคุณลักษณะ

3.1.1 สหสัมพันธ์

สหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นค่าที่บ่งบอกความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป โดยในการพิจารณาความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรว่ามีมากน้อยเพียงใด สามารถบอกได้จากค่าสัมประสิทธ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient) ซึ่งสามารถคำนวณจากวิธีการทางสถิติได้หลายวิธีซึ่งขึ้นอยู่กับลักษณะของตัวแปรนั้นๆ ในการวัดความสัมพันธ์แต่ละแบบจะต้องมีการทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของตัวแปรคู่นั้นๆ ก่อนจึงจะสามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้ การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ในรูปแบบนี้จะสามารถตีความถึงความสอดคล้องไปด้วยกันของตัวแปร แต่ไม่ได้หมายความถึงการเป็นเหตุและผลกันระหว่างตัวแปรนั้นๆ

1) สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson correlation Coefficient) เป็นวิธีที่ใช้วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร 2 ชุดในเซตของตัวแปรสุ่มที่เป็นอิสระต่อกัน โดยสามารถคำนวณได้จากสูตรดังนี้

$$\rho = \frac{\mathbf{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \tag{1}$$

โดยที่ ρ แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน, $\mathbf{cov}(X, Y)$ แทนความแปรปรวนร่วมของตัวแปร X และ Y σ_x,σ_y แทนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปร X และ Y ตามลำดับ

2) สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (Partial correlation coefficient) เป็นวิธีที่ใช้วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร 2 ชุด โดยคำนวณจากความคลาดเคลื่อนคงค้างของตัวแปร 2 ชุดนั้นหลังจากกำจัดอิทธิพลเชิงเส้นจากตัวแปรอื่นๆออกดังสมการต่อไปนี้

$$\mathbf{cov}(Y_i, Y_j|X) = \mathbf{cov}(Y_i - \hat{Y}_i(X), Y_j - \hat{Y}_j(X)) \tag{2}$$

โดยที่ $\hat{Y}_i$ คือค่าประมาณของ Y_i จาก การวิเคราะห์การถดถอยแบบเชิงเส้นบนข้อมูล X และ $\hat{Y}_j$ คือค่าประมาณของ Y_j จาก การวิเคราะห์การถดถอยแบบเชิงเส้นบนข้อมูล X

$$\rho_{Y_i, Yj|X} = \frac{\mathbf{cov}(Y_i, Y_j|X)}{\sqrt{\mathbf{var}(Y_i - \hat{Y}_i(X))\,\mathbf{var}(Y_j - \hat{Y}_j(X))}} \tag{3}$$

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรสุ่มแบบเกาส์เซียน 2 ตัวใดๆสามารถคำนวณจากเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมผกผันได้ดังนี้

$$\rho_{X_i X_j \cdot V \setminus \{X_i, X_j\}} = -\frac{\Sigma^{-1}_{ij}}{\sqrt{\Sigma^{-1}_{ii}\Sigma^{-1}_{jj}}} \tag{4}$$

โดยที่ ρ แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน V แทนเซตของตัวแปรสุ่ม X_1,X_2,...,X_K, Σ แทนเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรสุ่ม ในเซต V

3.1.2 วิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน

วิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน (Stepwise linear regression) เป็นวิธีหนึ่งในการหาสมการถดถอยเชิงเส้นแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรที่พิจารณา ซึ่งแตกต่างจากวิธีการถดถอยเชิงเส้น (linear regression) ตรงที่จะมีการเพิ่ม/ลดตัวแปรต้นที่ใช้ในการสร้างสมการโดยการใช้ค่าสถิติเป็นเกณฑ์ในการเลือกตัวแปรต้นที่จะเพิ่ม/ลด แต่ละขั้นตอน ซึ่งวิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน เป็นวิธีที่เกิดจากการประยุกต์ระหว่างวิธีการเลือกแบบก้าวหน้า (foreward seletion) และวิธีการตัดทิ้งแบบถอยหลัง (backward deletion)

- วิธีการเลือกแบบก้าวหน้า (foreward seletion) จะเริ่มต้นจากการสร้างสมการค่าคงที่สำหรับประมาณค่าตัวแปรตามที่พิจารณา จากนั้นในแต่ละขั้นตอนจะทดลองเพิ่มตัวแปรต้นทีละตัวแปรเข้าไปในกลุ่มตัวแปรที่ใช้ในการสร้างสมการถดถอย จากนั้นตรวจสอบว่าการเพิ่มตัวแปรต้นแต่ละตัวแปรนั้นส่งผลให้ค่า RMSE ในการประมาณค่าตัวแปรตามลดลงอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ โดยการทดสอบนัยสำสัญทางสถิติ จากนั้นจึงตัดสินใจเพิ่มตัวแปรที่มี p-value ต่ำสุดเข้าไปในกลุ่มตัวแปรที่จะใช้ในการสร้างสมการถดถอย และดำเนินกระบวนการต่อจนกระทั่งกระบวนการจะสิ้นสุดเมื่อ p-value จากการทดสอบตัวแปรต้นทุกตัวมีค่ามากกว่าค่าที่กำหนด
- วิธีการตัดทิ้งแบบถอยหลัง (backward deletion) จะเริ่มต้นจากการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นที่ประกอบด้วยตัวแปรต้นทุกตัวในสมการก่อน จากนั้นในแต่ละขั้นตอนจะทดลองตัดตัวแปรต้นออกจากกลุ่มตัวแปรที่ใช้ในการสร้างสมการทีละตัวแปร จากนั้นตรวจสอบว่าการที่มีแปรต้นแต่ละตัวอยู่ในกลุ่มนั้น ส่งผลให้ค่า RMSE ในการประมาณค่าตัวแปรตามลดลงอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ (เมื่อเทียบกับหลังตัดตัวแปรออก) โดยการทดสอบนัยสำสัญทางสถิติ จากนั้นจึงตัดสินใจตัดตัวแปรที่มี p-value สูงสุดออกจากกลุ่มตัวแปรที่จะใช้ในการสร้างสมการถดถอย และดำเนิน กระบวนการต่อจนกระทั่งกระบวนการจะสิ้นสุดเมื่อ p-value จากการทดสอบตัวแปรต้นทุกตัวมีค่าต่ำกว่าค่าที่กำหนด

สำหรับวิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอนในแต่ละขั้นตอนจะเพิ่มตัวแปรต้นเข้าไปในในกลุ่มตัวแปรที่ใช้ในการสร้างสมการถดถอยโดยวิธีการเลือกแบบก้าวหน้า และเมื่อสิ้นสุดขั้นตอนการเพิ่มตัวแปรแต่ละรอบ จึงตัดตัวแปรออกโดยวิธีการตัดทิ้งแบบถอยหลัง และดำเนินกระบวนการต่อจนกระทั่งกระบวนการจะสิ้นสุด เมื่อไม่มีตัวแปรต้นตัวใดถูกเพิ่มในวิธีการเลือกแบบก้าวหน้าแล้ว ดังนั้นเราจึงสามารถใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอนในการคัดเลือกตัวแปรต้นที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับตัวแปรตาม โดยการพิจารณาตัวแปรที่อยู่ในกลุ่มตัวแปรที่ใช้ในการสร้างสมการถดถอยหลังจากกระบวนการเลือกสิ้นสุด

3.2 แบบจำลองท้องฟ้าใส

แบบจำลองท้องฟ้าใส เป็นแบบจำลองที่ใช้ในการคำนวณความเข้มแสงอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวโลกในสภาวะที่ท้องฟ้าปราศจากเมฆ [จ57] ซึ่งในโครงงานฉบับจะใช้ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในสภาวะที่ท้องฟ้าปราศจากเมฆเป็นคุณลักษณะหนึ่งในการพยากรณ์ ซึ่งมีการนำเสนอแบบจำลองสำหรับประมาณค่าความเข้มแสงอาทิตย์ไว้หลากหลายแบบจำลอง ดังนี้ [จ57]

1. แบบจำลองของ Haurwitz ถูกพัฒนาโดยใช้ข้อมูลค่ารังสีอาทิตย์ที่วัดได้ ณ ตอนใต้ของเมืองบอสตันประเทศสหรัฐอเมริกา [Ber45]

$$I(t) = 1098\cos(\theta(t))e^{-0.057/\cos(\theta(t))} \tag{5}$$

2. แบบจำลองของ Berger-Duffie [Vio97] (I_0 เป็นค่าคงที่มีค่าเท่ากับ$1366.1\mathrm{W/m^2}$)

$$I(t) = I_0(0.7\cos(\theta(t))) \tag{6}$$

3. แบบจำลองของ Adnote-Bourges-Campana-Gicquel [Vio97]

$$I(t) = 951.39\cos(\theta(t))^{1.15} \tag{7}$$

4. แบบจำลองของ Robledo-Soler [Vio97] ($\theta(t)$ มีหน่วยเป็นองศา)

$$I(t) = 1159.24\cos(\theta(t))^{1.179}e^{-0.0019(90^{\mathrm{o}}-(\theta(t))} \tag{8}$$

5. แบบจำลอง ASHRAE ที่พัฒนาจากข้อมูลสภาพภูมิอากาศในประเทศสหรัฐอเมริกา และถูกพัฒนาให้เหมาะสมกับพื้นที่ประเทศไทยโดย Pansak และ Chumnong [PC07] โดยที่ค่ารังสีอาทิตย์รวมคำนวณได้จากผลรวมของรังสีตรงและรังสีจายดังสมการ

$$\begin{aligned} I(t) &= I_{\text{direct}}(t) + I_{\text{diffuse}}(t) \\ &= Ae^{-B\sec(\theta(t))} + CAe^{-B\sec(\theta(t))} \\ &= Ke^{-B\sec(\theta(t))} \end{aligned} \tag{9}$$

โดยที่ค่าคงที่ K, B เป็นค่าคงที่ ที่ได้จากการประมาณโดยใช้ข้อมูลที่วัดได้ในอดีต

6. แบบจำลองของ Kasten [PR02, MEPV12]

$$I(t) = 0.84 I_0 \cos(\theta(t)) e^{-0.027 \mathrm{AM}(t)(f_{\mathrm{h1}} + f_{\mathrm{h2}}(\mathrm{T_L} - 1))} \tag{10}$$

โดยที่ $\mathrm{AM}(t)$ คือ มวลอากาศ ณ เวลา t คำนวณจาก $\mathrm{AM}(t) = 1/(\cos(\theta(t)) + 0.50572(96.07995^o - \theta(t))^{-1.6364}$
$f_{\mathrm{h1}} = e^{-h/8000}$, $f_{\mathrm{h2}} = e^{-h/1250}$, h คือ ระดับความสูงจากน้ำทะเล, $\mathrm{T_L}$ คือ ค่าความขุ่นของบรรยากาศ

7. แบบจำลองของ Ineichen [PR02]

$$I(t) = a_1 I_0 \cos(\theta(t)) e^{-a_2 \mathrm{AM}(t)(f_{\mathrm{h1}} + f_{\mathrm{h2}}(\mathrm{T_L} - 1))} \tag{11}$$

โดยที่ $a_1 = 5.09 \times 10^{-5} h + 0.868$, $a_2 = 3.92 \times 10^{-5} h + 0.0387$

ซึ่งในบทต่อๆ ไปเราจะใช้สัญลักษณ์ I_{clr} แทนค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในสภาวะที่ท้องฟ้าใส
สำหรับแบบจำลองของ ASHRAE, Kasten และ Ineichen มีค่าพารามิเตอร์ที่ยังไม่ทราบค่า โดยเราสามารถประมาณได้โดยใช้ข้อมูลวัด

3.2.1 การตรวจจับวันท้องฟ้าใสจากข้อมูลวัด

จากแบบจำลองท้องฟ้าใสข้างต้นจะเห็นได้ว่าแบบจำลอง ASHRAE, Kasten และ Ineichen ต้องการข้อมูลแสงอาทิตย์ในอดีตของวันท้องฟ้าใสในการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ใช้ในแบบจำลอง จึงมีการนำเสนอขั้นตอนที่ใช้ในการตรวจจับวันท้องฟ้าใสจากข้อมูลดิบดังนี้

1. คำนวณค่าเฉลี่ยความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละจุดเวลา เพื่อใช้เป็นค่าความเข้มแสงอาทิตย์อ้างอิง
2. ในแต่ละวันคำนวณค่า cosine distance ระหว่างค่าความเข้มแสงอาทิตย์อ้างอิงกับค่าความเข้มแสงอาทิตย์ของวันหนึ่งๆจาก (12)

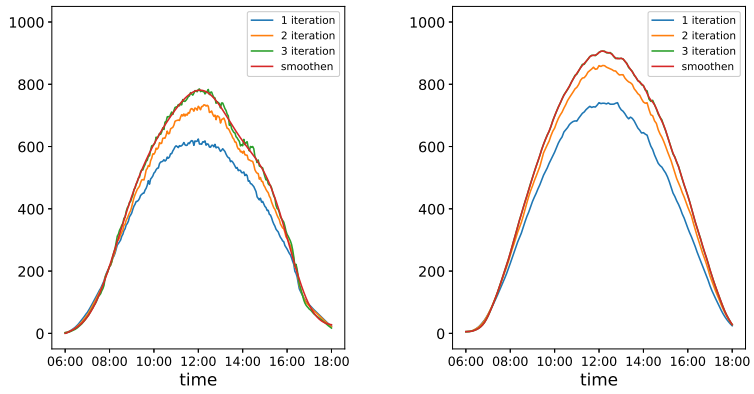
$$\text{cosine distance} = 1 - \frac{I_{\mathrm{ref}} \cdot I_{\mathrm{i}}}{\|I_{\mathrm{ref}}\|_2 \|I_{\mathrm{i}}\|_2} \tag{12}$$

โดยที่ I_{ref} คือเวกเตอร์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์อ้างอิง, I_{i} คือเวกเตอร์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ของวันที่ i

ค่า cosine distance ที่คำนวณได้จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 ถ้าในวันใด มีค่าเข้าใกล้ 0 ,หมายความว่าความเข้มแสงอาทิตย์ของวันนั้นๆ มีความใกล้เคียงกับความเข้มแสงอาทิตย์อ้างอิงมาก (เป็นวันท้องฟ้าใส)

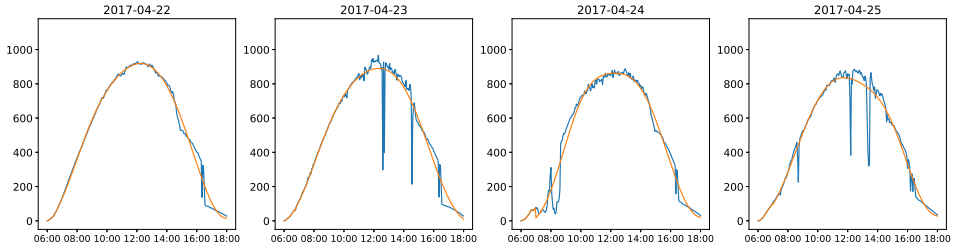
3. เลือกวันที่มีค่า cosine distance น้อยกว่าเปอร์เซ็นไทล์ที่ 25 จากวันทั้งหมดในข้อมูลมาเพื่อคำนวณหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละจุดเวลา และกำหนดให้เป็นค่าความเข้มแสงอาทิตย์อ้างอิงใหม่
4. คำนวณค่า cosine distance ระหว่างค่าความเข้มแสงอาทิตย์อ้างอิงใหม่กับค่าความเข้มแสงอาทิตย์ของวันที่ถูกเลือก
5. ทำขั้นตอนที่ 3 และ 4 ซ้ำจนจำนวนวันที่เลือกมามีน้อยกว่าจำนวนวันที่กำหนด และกำหนดให้ค่าความเข้มแสงอาทิตย์อ้างอิงที่คำนวณได้เป็นความเข้มแสงอาทิตย์ท้องฟ้าใสอ้างอิง
6. ตั้งเกณฑ์ว่าวันท้องฟ้าใสจะมีค่า cosine distance ระหว่างความเข้มแสงอาทิตย์กับความเข้มแสงอาทิตย์ท้องฟ้าใสอ้างอิงน้อยกว่าค่าค่าหนึ่ง เพื่อคัดเลือกหาวันท้องฟ้าใส โดยในงานนี้เลือกใช้ค่าเท่ากับ 0.006

เนื่องจากจุดประสงค์ของการตรวจจับวันท้องฟ้าใสคือเพื่อหาข้อมูลอ้างอิงในการคำนวณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองท้องฟ้าใส ดังนั้นจึงเลือกใช้ข้อมูลวัดที่มีความละเอียดสูง และลดความแปรปรวนของข้อมูลวัดของวันที่ถูกเลือกเป็นวันท้องฟ้าใสโดยนำข้อมูลดังกล่าวไปผ่าน butterworth low-pass filter แบบสองทิศทาง

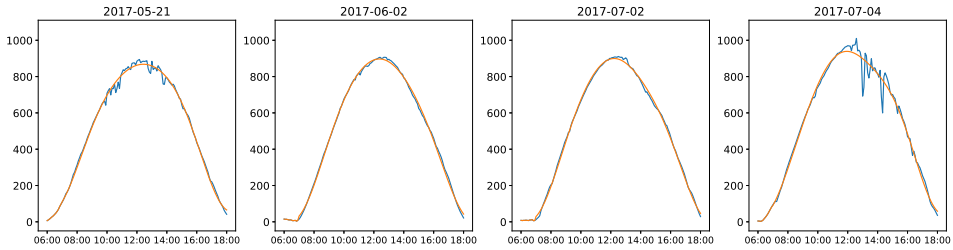


(a) ข้อมูลจากตึกวิศวกรรมไฟฟ้า (b) ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 2: ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ท้องฟ้าใสอ้างอิงในแต่ละการวนซ้ำโดยใช้ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าภาคกลางและตึกวิศวกรรมไฟฟ้า
เส้นสีแดงคือเส้นแสดงข้อมูลความเข้มแสงอาทิตย์ท้องฟ้าใสอ้างอิงจากการวนซ้ำครั้งสุดท้ายหลังนำไปผ่านตัวกรอง



(a) ข้อมูลจากตึกวิศวกรรมไฟฟ้า



(b) ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 3: ตัวอย่างค่าความเข้มแสงของวันที่ถูกเลือกเป็นวันท้องฟ้าใสด้วยขั้นตอนการตรวจจับนี้
เส้นสีฟ้าแสดงถึงข้อมูลดิบของความเข้มแสงอาทิตย์และเส้นสีส้มแสดงถึงค่าความเข้มแสงที่ได้หลังนำข้อมูลดิบไปผ่าน butterworth low-pass filter

3.3 เทคนิคการประมาณ

ในโครงงานนี้ เราจะพยากรณ์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลาล่วงหน้า 4 ชั่วโมง (ค่าผลลัพธ์การพยากรณ์มีความละเอียด 30 นาที กล่าวคือจะพยากรณ์ 30, 60, 90, ..., 240 นาทีล่วงหน้า) โดยวิธีที่จะนำมาเปรียบเทียบมี 4 วิธีคือ 1) Linear Regression 2) Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) 3) Support Vector Regression (SVR) 4) Random Forest (RF) โดย 2 วิธีแรกจัดทำขึ้นเพื่อเป็นแบบจำลองฐาน (baseline model)

3.3.1 Linear regression

เราจะพยากรณ์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ $I(t+1), I(t+2), ..., I(t+8)$ โดยใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นซึ่งมีตัวแปรต้นดังนี้

1. ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในอดีตประกอบด้วย
   - $I(t), I(t-1), ..., I(t-7)$

- $I^{(d-1)}(t+1), I^{(d-1)}(t+2), ..., I^{(d-1)}(t+8)$

2. ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในสภาวะท้องฟ้าใสประกอบด้วย

   - $I_{\text{clr}}(t+1), I_{\text{clr}}(t+2), ..., I_{\text{clr}}(t+8)$

3.3.2 Multivariate adaptive regression splines (MARS)

เราจะพยากรณ์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ $I(t+1), I(t+2), ..., I(t+8)$ โดยใช้แปรต้นและตัวแปรตามเช่นเดียวกับวิธี Linear regression โดย Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) เป็นวิธีหนึ่งในวิธีการเชิงถดถอย ในสร้างสมการความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (เชิงเส้นแบบเป็นช่วง) ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตาม ดังนี้ [FHT01]

$$\hat{Y}(X) = \beta_0 + \sum_{m=1}^{M} \beta_m h_m(X) \tag{13}$$

โดยที่ β แทนสัมประสิทธิ์, M แทนจำนวนช่วง และ $h(X)$ แทนฟังก์ชันเชิงเส้นแบบเป็นช่วงในตัวแปร X ซึ่งเรียกว่า basis function เขียนได้ในรูป $h_m(X) = \max(0, X - c_m)$ ในขั้นตอนหาแบบจำลองเราจะเลือกค่า β และ $h(X)$ ที่ทำให้ค่าผลรวมของค่าเศษเหลือกำลังสอง (residual sum of squares) มีค่าน้อยที่สุดในชุดข้อมูลฝึกโดยในโครงงานฉบับนี้ได้ทำการทดลองโดยใช้ Python library ที่มีชื่อว่า Py-Earth ซึ่งใช้ขั้นตอนของ Jerome Friedman [Jer91] ในการประมาณพารามิเตอร์ของแบบจำลอง
เนื่องจากวิธี MARS เป็นตัวอย่างของวิธีการพยากรณ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (เชิงเส้นแบบเป็นช่วง) ซึ่งเข้าใจได้ง่ายและมีพื้นฐานมาจากวิธี Linear regression ดังนั้นเราจึงเลือกวิธีนี้เป็นหนึ่งในวิธีที่จะใช้เป็นแบบจำลองฐาน (baseline model) สำหรับเปรียบเทียบกับวิธีการอื่น

3.3.3 Support Vector Regression

Support vector regression เป็นเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ได้รับการพัฒนามาจาก Vapnik (1995) [CV95] และได้รับความนิยมเนื่องจากสมรรถนะที่ดีในการจัดการกับปัญหาการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้หลักการวิเคราะห์การถดถอยที่สามารถอธิบายได้ทั้งรูปแบบความสัมพันธ์เชิงเส้นและไม่เชิงเส้นดังนี้ [FAGJ15, SS04, Vap99] ภายใต้ชุดข้อมูลฝึก $T = \{(x_1, y_1), ..., (x_n, y_n)\}$ โดยที่ $x_i \in \mathbf{R}^p$ เป็นข้อมูลฝึกขาเข้า และ $y_i \in \mathbf{R}$ เป็นข้อมูลฝึกขาออก หลักการของ Support vector regression คือการเปลี่ยนปริภูมิของข้อมูลฝึกขาเข้า X ไปยังปริภูมิใหม่ ($\mathcal{H}$) ผ่านฟังก์ชัน $\varphi(x)$ หลังจากนั้นวิเคราะห์การถดถอยในปริภูมิใหม่เพื่อหาฟังก์ชันในการประมาณ y_i ดัง (14) โดยหาก $\varphi(x)$ เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นแล้วฟังก์ชันเชิงเส้นที่ได้ในปริภูมิใหม่นั้นจะสมนัยกับฟังก์ชันไม่เชิงเส้นในปริภูมิเดิม

$$f(x) = \langle w, \varphi(x) \rangle + b \tag{14}$$

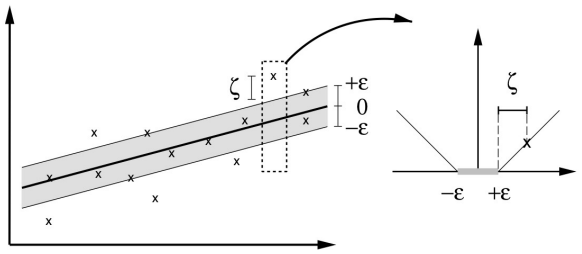
โดยที่ $w \in \mathcal{H}, b \in \mathbf{R}$ แทนเวกเตอร์ค่าน้ำหนัก และค่าคงที่ตามลำดับในการหาค่า w, b สามารถทำได้โดยแก้ไขปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมภายใต้ข้อจำกัดดังนี้

$$\begin{aligned} \underset{w,b,u_i,v_i}{\text{minimize}} \quad & (1/2)\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{n}(u_i + v_i) \\ \text{subject to} \quad & y_i - \langle w, \varphi(x_i)\rangle - b \le \varepsilon + u_i, \quad i = 1, 2, \ldots, n, \\ & \langle w, \varphi(x_i)\rangle + b - y_i \le \varepsilon + v_i, \quad i = 1, 2, \ldots, n, \\ & u_i, v_i \ge 0 \qquad , \quad i = 1, 2, \ldots, n \end{aligned} \tag{15}$$

ε แทนพารามิเตอร์ที่กำหนดขนาดของบริเวณค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ โดยค่าความคลาดเคลื่อนที่ตกอยู่ภายในบริเวณนี้จะไม่ถูกนำไปคิดในฟังก์ชันสูญเสีย u, v แทนตัวแปรหย่อน (Slack Variable) ซึ่งเป็นค่าที่ยอมให้บางจุดข้อมูลมีค่าความคลาดเคลื่อนมากกว่าค่า ε ที่กำหนดได้ดังแสดงในสมการข้อจำกัด

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต้องการที่จะหาค่าต่ำสุดของพจน์ $(1/2)\|w\|^2$ ซึ่งเป็นค่าที่ลงโทษความซับซ้อนของแบบจำลองและยังสอดคล้องกับการหาระยะห่างมากที่สุดของระนาบขอบของบริเวณค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ และพจน์ $C\sum_{i=1}^{n}(u_i+v_i)$ ซึ่งแสดงถึงฟังก์ชันสูญเสียแบบ ε-incentive ดังแสดงใน (16) พจน์นี้สอดคล้องกับการพิจารณาฟังก์ชันลงโทษ (penalty function) ที่ลงโทษตัวแปรหย่อนที่ยอมให้เกิดความคลาดเคลื่อนมากกว่าค่า ε ในบางจุดข้อมูล ส่วนค่าคงที่ C เป็นค่าน้ำหนักที่ควบคุมความสมดุลในการหาค่าต่ำสุดระหว่าง 2 พจน์ดังกล่าว โดยสรุปการหาค่าต่ำสุดของ (14) สอดคล้องกับหลักการการเรียนรู้ทางสถิติที่ต้องการควบคุมทั้งค่าความคลาดเคลื่อนในชุดข้อมูลฝึกและความซับซ้อนของแบบจำลอง [JWHT13]

$$\left|y - f(x)\right|_{\varepsilon} = \begin{cases} \left|y - f(x)\right| - \varepsilon, & \text{if } \left|y - f(x)\right| > \varepsilon \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{16}$$



รูป 4: รูปแสดงฟังก์ชันสูญเสียแบบ ε-incentive ของ linear SVR [SS04]

ในการแก้ปัญหา (15) (primal form) เราพบว่ามีการคำนวณหา w ซึ่งอยู่ในปริภูมิ $\mathcal{H}$ ที่อาจมีมิติสูง จึงอาจมีความจำเป็นต้องใช้กำลังในการคำนวณสูง ดังนั้นเราประยุกต์ใช้หลักการ Lagrange duality เปลี่ยนมาพิจารณา dual form ของปัญหานี้ภายใต้เงื่อนไข Karush-Kuhn-Tucker (KKT) แทน ซึ่งเป็นการคำนวณหา λ, ν ซึ่งอยู่ในปริภูมิ R^n ดังนี้

$$\begin{aligned} \underset{\lambda,\,\nu}{\text{maximize}} \quad & -(1/2)(\lambda-\nu)^T Q(\lambda-\nu) - \varepsilon\sum_{i=1}^{n}(\lambda_i+\nu_i) + \sum_{i=1}^{n} y_i(\lambda_i-\nu_i) \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{1}^T(\lambda-\nu)=0 \ \text{ และ } \ \lambda_i,\nu_i \in [0,C], \ \ i=1,2,,n \end{aligned} \tag{17}$$

โดย $Q_{ij} = \varphi(x_i)^T\varphi(x_j)$ และค่าคงที่บวก $\lambda, \nu \in \mathsf{R}^n$ แทนตัวคูณลากรานจ์ ซึ่งจาก (17) ได้ผลลัพธ์ดังนี้

$$w = \sum_{i=1}^{n}(\lambda_i-\nu_i)\varphi(x_i), \ \text{ดังนั้น} \ \ f(x) = \sum_{i=1}^{n}(\lambda_i-\nu_i)\langle\varphi(x_i),\varphi(x)\rangle + b = \sum_{i=1}^{n}(\lambda_i-\nu_i)k(x_i,x)+b \tag{18}$$

โดยที่ x_i แทนจุดข้อมูลขาเข้าในชุดข้อมูลฝึก ส่วน x แทนจุดข้อมูลขาเข้าในชุดข้อมูลตรวจสอบหรือชุดข้อมูลทดสอบ จาก (18) การคำนวณผลลัพธ์ที่ได้ขึ้นกับ support vectors โดยไม่ขึ้นกับมิติของปริภูมิ $\mathcal{H}$ นอกจากนี้ยังสามารถประยุกต์ใช้ Kernel Trick โดยการคำนวณฟังก์ชันเคอร์เนลแทนการคำนวณผลคูณแบบจุดของข้อมูลขาเข้าในปริภูมิ $\mathcal{H}$ หนึ่งๆ จากข้อได้เปรียบข้างต้นจึงเห็นว่าในการพิจารณา dual problem สามารถลดกำลังการคำนวณในการแก้ปัญหาลงได้มาก ส่วนเงื่อนไข Karush-Kuhn-Tucker (KKT) ที่ทำให้การแก้สมการในรูป dual form ได้ผลลัพธ์เดียวกับการแก้สมการในรูป primal form ได้แก่

$$\lambda_i(\varepsilon + u_i - y_i + \langle w,\varphi(x_i)\rangle + b) = 0 \tag{19}$$
$$\nu_i(\varepsilon + v_i + y_i - \langle w,\varphi(x_i)\rangle - b) = 0 \tag{20}$$
$$(C-\lambda_i)u_i = 0 \tag{21}$$
$$(C-\nu_i)v_i = 0 \tag{22}$$

จากสมการเงื่อนไขดังกล่าว สามารถสรุปได้ดังนี้

1. มีเฉพาะคู่ลำดับ (x_i, y_i) ที่มีค่าตัวคูณลากรานจ์เท่ากับ C เท่านั้นที่ ตกอยู่นอกบริเวณความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้
2. $\lambda_i\nu_i = 0$ หรือกล่าวได้ว่าคู่ลำดับ (λ_i, ν_i) ใดๆ จะมีค่าใดค่าหนึ่งเท่ากับศูนย์เสมอ
3. ถ้า $\lambda_i \in (0, C)$ แล้ว $u_i = 0$ และถ้า $\nu_i \in (0, C)$ แล้ว $v_i = 0$ ดังนั้นจากเงื่อนไขนี้สามารถนำไปใช้ในการคำนวณหาค่า b จาก (19), (20)ดังนี้

$$\begin{aligned} b &= y_i - \langle w,\varphi(x_i)\rangle - \varepsilon \ \text{สำหรับ} \ \lambda_i \in (0,C) \\ b &= y_i - \langle w,\varphi(x_i)\rangle + \varepsilon \ \text{สำหรับ} \ \nu_i \in (0,C) \end{aligned} \tag{23}$$

ฟังก์ชันเคอร์เนลที่เป็นที่นิยมสำหรับ Support Vector Regression มีดังนี้

1. Linear kernel : $k(x, x') = \langle x, x'\rangle$
2. Polynomial kernel : $k(x, x') = (\gamma\langle x, x'\rangle + r)^d$

3. RBF kernel : $k(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2)$
4. Sigmoid kernel : $k(x, x') = \tanh(\gamma \langle x, x' \rangle + r)$

โดยที่ r, d, γ เป็นพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเคอร์เนล

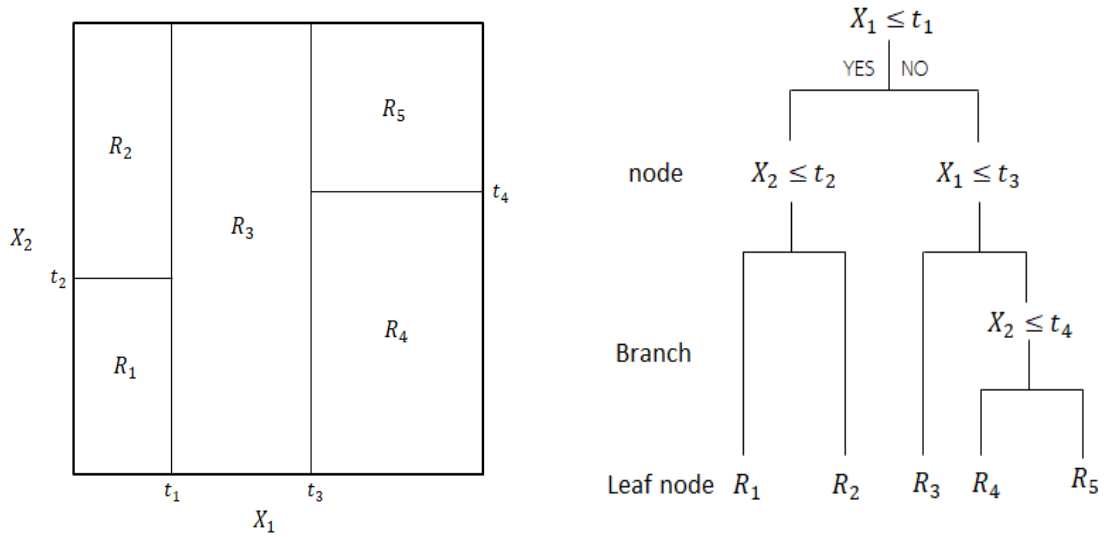
โครงงานฉบับนี้ได้ทดลองโดยใช้ the Python package scikit-learn ซึ่งมีพื้นฐานมาจาก LIBSVM library
ในโครงงานนี้ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้คือ

$$C = 128, \gamma = 0.125, \varepsilon = 4 \tag{24}$$

โดยใช้วิธีการเลือกพารามิเตอร์แสดงในหัวข้อที่ 10.1

3.3.4 Random Forest

แบบจำลอง Random forest ถูกนำเสนอครั้งแรกในปี ค.ศ. 1995 โดย Tin Kam Ho เป็นวิธีที่อิงจากแบบจำลองต้นไม้ถดถอย (Regression tree model) ดังที่จะอธิบายต่อไป แบบจำลองต้นไม้ถดถอยเป็นการประยุกต์หลักการของแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree model) เพื่อใช้ในการพยากรณ์ค่าของตัวแปรที่พิจารณาโดยอาศัยวิธีการแบ่งกลุ่มของตัวแปรต้น
หลักการของแบบจำลองต้นไม้ถดถอย สามารถอธิบายได้เป็น 2 ขั้นตอนดังนี้ [JWHT13]



(a) ตัวอย่างผลลัพธ์จากการแบ่งปริภูมิของตัวแปรต้นโดยขั้นตอนวิธี recursive binary splitting

(b) แผนภาพต้นไม้ที่สอดคล้องกับการแบ่งปริภูมิในภาพ (a)

รูป 5: ตัวอย่างการแบบจำลองต้นไม้สำหรับปริภูมิตัวแปรต้น 2 มิติ

1. แบ่งปริภูมิของตัวแปรต้น $X_1, X_2, ..., X_p$ ออกเป็น J ส่วนที่ไม่มีการซ้อนทับซึ่งกันและกัน, ให้ปริภูมิย่อยนั้นเรียกว่า $R_1, R_2, ..., R_j$
2. สำหรับทุกๆ ข้อมูลของตัวแปรต้นที่อยู่ใน R_j เราจะพยากรณ์ค่าของตัวแปรตามให้มีค่าเท่ากับค่าเฉลี่ยของค่าตัวแปรตามในชุดข้อมูลฝึกทั้งหมด ซึ่งค่าของตัวแปรต้นตกอยู่ใน R_j

โดยในขั้นตอนที่ 1 จะเลือกแบ่งปริภูมิของตัวแปรต้นออกเป็น ปริภูมิย่อย $R_1, R_2, ..., R_j$ ซึ่งมีลักษณะเป็น high-dimensional rectangles เพื่อให้ได้ ปริภูมิย่อย $R_1, R_2, ..., R_j$ ซึ่งให้ค่า residual squared error (RSS) ที่น้อยที่สุด
กำหนดโดย

$$\text{RSS} = \sum_{j=1}^{J} \sum_{i \in R_j} \|y_i - \hat{y}_{R_j}\|_2^2 \tag{25}$$

ในทางปฏิบัติ ขั้นตอนวิธีที่ใช้หาคำตอบของปัญหาข้างต้น เรียกว่าวิธี recursive binary splitting คือ การแบ่งปริภูมิออกเป็นปริภูมิย่อยทีละสองปริภูมิ โดยวิธีการวนซ้ำ ซึ่งมีเงื่อนไขคือในแต่ละรอบจะเลือกการแบ่งปริภูมิที่ทำให้ค่า RSS มีค่าลดลงมากที่สุด *รูปที่ 5* แสดงตัวอย่าง

ในกรณีที่ปริภูมิของตัวแปรต้นเป็นปริภูมิ 2 มิติ และจาก *รูปที่ 5(b)* จะเห็นว่าด้วยลักษณะของขั้นตอนวิธีนี้เองทำให้ลักษณะของแบบจำลองนี้คล้ายการแตกกิ่งของต้นไม้และถูกเรียกว่าแบบจำลองต้นไม้ โดยแต่ละส่วนจะถูกเรียกว่า ปม (node) และแขนง (branch) แบบจำลองต้นไม้ถดถอยดังที่กล่าวไปข้างต้นมักประสบกับปัญหาเรื่องความแปรปรวนที่สูง ซึ่งหมายความว่าหากเราแบ่งชุดข้อมูลฝึกออกเป็นสองส่วน จากนั้นหาแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลฝึกแต่ละส่วน ผลลัพธ์ในการพยากรณ์ที่ได้จะแตกต่างกันมาก ซึ่งในทางตรงกันข้ามแบบจำลองที่มีความแปรปรวนต่ำจะให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกันแม้ว่าจะเปลี่ยนชุดข้อมูลฝึก แบบจำลอง Random forest เป็นการรวมผลการพยากรณ์จากแบบจำลองต้นไม้ถดถอยจำนวนมาก โดยผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Random forest จะกำหนดให้เป็นค่าเฉลี่ยของค่าพยากรณ์จากทุกๆแบบจำลองต้นไม้ย่อย โดยในแต่ละปม (node) ของแบบจำลองย่อย จะสุ่มเลือกใช้ จำนวนคุณลักษณะของตัวแปรต้นเพียง m คุณลักษณะจากทั้งหมด p คุณลักษณะ ซึ่งพิจารณาได้ว่ากระบวนการข้างต้นเป็นการลดสหสัมพันธ์ของกลุ่มแบบจำลองต้นไม้ ซึ่งจะทำให้แบบจำลองรวมมีความแปรปรวนลดลง และมีความคงทนต่อการเปลี่ยนแปลงชุดข้อมูล นอกจากนี้แบบจำลอง Random forest ยังสามารถประยุกต์ใช้ร่วมกับวิธี bootstrap ซึ่งมีหลักการคือ ในขั้นตอนฝึกของแต่ละแบบจำลองต้นไม้ย่อย จะมีการสุ่มตัวอย่างชุดข้อมูลฝึกที่จะใช้ในการฝึกแต่ละแบบจำลองจากชุดข้อมูลฝึกทั้งหมด ซึ่งจะทำให้แบบจำลองต้นไม้ย่อยแต่ละแบบจำลองมีความแตกต่างกันมากขึ้น
พารามิเตอร์สำคัญที่เป็นตัวกำหนดเงื่อนไขของแบบจำลอง และยังส่งต่อประสิทธิภาพ/ความซับซ้อนในการคำนวณของการพยากรณ์มีดังนี้

1. จำนวนแบบจำลองต้นไม้ทั้งหมดภายในป่า เขียนแทนด้วย n_{tree}
2. จำนวนระดับหรือความลึกมากสุดของต้นไม้ที่ยอมรับได้ เขียนแทนด้วย d
   คือจำนวนปม (node) ทั้งหมดที่มากที่สุด เมื่อนับตั้งแต่ใบ (leaf node) ไปจนถึงปมบนสุด ดัง*รูปที่ 5(b)*
3. จำนวนตัวอย่างจากชุดข้อมูลฝึกน้อยสุดภายในปริภูมิ ที่ยินยอมให้มีการเริ่มต้นแบ่งปริภูมิ เขียนแทนด้วย $n_{\text{min\_samples\_split}}$
   คือจำนวนตัวอย่างในข้อมูลฝึกที่น้อยที่สุดในแต่ละปม (node) ก่อนเริ่มการแตกใบ (leaf node) ดัง*รูปที่ 5(b)*
4. จำนวนตัวอย่างจากชุดข้อมูลฝึกน้อยสุดที่ยินยอมมีในแต่ละปริภูมิย่อย เขียนแทนด้วย $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$
   คือจำนวนตัวอย่างในข้อมูลฝึกที่น้อยที่สุดในแต่ละใบ (leaf node) ดัง*รูปที่ 5(b)*
5. จำนวนคุณลักษณะของตัวแปรต้นใช้ในแต่ละปมของแบบจำลองต้นไม้ เขียนแทนด้วย m

ในโครงงานนี้ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้คือ

$$n_{\text{tree}} = 1000, n_{\text{min\_samples\_split}} = 34, n_{\text{min\_samples\_leaf}} = 16, d = 10, m = 13 \tag{26}$$

โดยใช้วิธีการเลือกพารามิเตอร์แสดงในหัวข้อที่ 10.2

3.4 ดัชนีการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์

การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์นั้นมีหลากหลายวิธี โดยดัชนีตัวชี้วัดสมรรถนะที่นิยมใช้ในงานประยุกต์การพยากรณ์พลังงานซึ่งอยู่ในรูปของค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ มีดังนี้
หมายเหตุ : ในที่นี้จะใช้สัญลักษณ์ตัวแปร x และ $\hat{x}$ แทนค่าวัดจริงและค่าพยากรณ์ตามลำดับ โดย x อาจแทนค่าความเข้มแสง หรือค่ากำลังผลิตไฟฟ้า

1. Root Mean Square Error (RMSE): เป็นการหาค่าเฉลี่ยของกำลังสองสัมบูรณ์ซึ่งเทียบได้กับ 2-นอร์มของเวกเตอร์ ค่าความผิดพลาด

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{x}(t) - x(t))^2} \tag{27}$$

2. Mean Bias Error (MBE): เป็นค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาด ซึ่งอาจมีค่าเป็นบวกหรือลบ เราจะใช้ดัชนีนี้เป็นการบอกว่าแบบจำลองนั้น ประเมินค่าสูงกว่าความเป็นจริง (overestimate) หรือต่ำกว่าความเป็นจริง (underestimate) ได้

$$\text{MBE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{x}(t) - x(t)) \tag{28}$$

3. Normalized Root Mean Square Error (NRMSE): การใช้ดัชนี RMSE นั้นไม่ได้คำนึงถึงขนาดของค่าตัวแปร เมื่อนำดัชนีนี้ไปเปรียบเทียบกับ ข้อมูลชุดอื่นที่มีขนาดต่างกัน จึงอาจจะเปรียบเทียบไม่ได้สมเหตุสมผล ดังนั้นการ normalization แบบต่างๆ จึงได้ถูกเสนอขึ้น เพื่อทำให้สามารถเทียบสมรรถนะกับงานอื่นๆ ที่ทดสอบบนข้อมูลชุดอื่นได้

a) Normalized by the mean

$$\text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{x}(t) - x(t))^2}}{\bar{x}} \times 100\% \tag{29}$$

โดยที่ $\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} x(t)$ คือค่าเฉลี่ยของ $x(t)$

b) Normalized by a constant

$$\text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{x}(t) - x(t))^2}}{\text{Constant}} \times 100\% \tag{30}$$

โดยที่ Constant ในที่นี้ขึ้นอยู่กับตัวแปร x ที่ใช้ยกตัวอย่างเช่น ในกรณีที่ x เป็นกำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ เราจะทำให้เป็นปกติด้วยค่ากำลังผลิตที่ติดตั้ง (Capacity) ส่วนกรณีที่ x เป็นความเข้มแสงอาทิตย์เราจะทำให้เป็นปกติด้วยค่าคงที่ซึ่งในรายงานนี้ใช้ค่า 1000 W/m^2

4 การจัดเตรียมข้อมูล

ในบทนี้จะอธิบายถึงที่มาของข้อมูล การประมวลผลเบื้องต้นในการตรวจสอบข้อมูลก่อนนำไปใช้ในการทดลอง และการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลเบื้องต้นเพื่อนำไปใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ในลำดับถัดไป

4.1 ที่มาของข้อมูล

1. ข้อมูลจากตึกภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า : เป็นข้อมูลที่ถูกเก็บจากแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่มีค่า installed capacity 8kW ในงานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลที่เก็บในช่วงวันที่ 1 มกราคม 2017 จนถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2018 โดยข้อมูลวัดที่เก็บจะเป็นราย 3 นาที มีตัวแปรคือ ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ กำลังผลิตไฟฟ้า ความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม ดัชนีรังสีอัลตราไวโอเลต อุณหภูมิภายนอก

2. ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าในภาคกลาง : เป็นข้อมูลที่ถูกเก็บจากแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่มีค่า installed capacity 126 MW ในงานวิจัยนี้จะเก็บข้อมูลในช่วงวันที่ 1 มกราคม 2017 จนถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2018 โดยข้อมูลวัดที่เก็บจะเป็นราย 5 นาที มีตัวแปรคือ ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ กำลังผลิตไฟฟ้า อุณหภูมิภายนอก และอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์

ข้อมูลทั้ง 2 โรงไฟฟ้าได้มาจากฐานข้อมูล PV ของหน่วยวิจัยสมาร์ทกริด จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย [SGR]

4.2 การประมวลข้อมูลเบื้องต้น

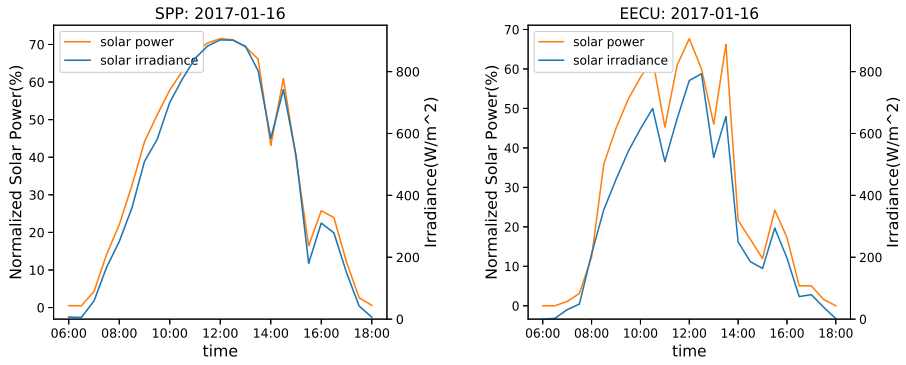
เนื่องจากชุดข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา และมีรูปแบบเฉพาะตัวดังแสดงใน*รูปที่ 6* จึงมีการเสนอกระบวนการจัดเตรียมข้อมูลก่อนนำไปใช้ในการทดลอง ซึ่งประกอบไปด้วยกระบวนการดังนี้

4.2.1 การจัดการกับข้อมูลสูญหาย

วิธีการเติมข้อมูลสูญหาย เป็นวิธีการประมาณค่าของข้อมูลที่สูญหายจากข้อมูลที่มีอยู่ ในที่นี้กำหนดให้สัญลักษณ์ $x(t)$ แทนข้อมูล ณ เวลา t ที่สูญหาย และ $\hat{x}(t)$ เป็นค่าจากการประมาณ ข้อมูลที่สูญหายสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทคือ

1. ข้อมูลสูญหายระยะสั้น: เป็นข้อมูลที่มีการสูญหายต่อเนื่องน้อยกว่า 30 นาที ข้อมูลที่สูญหายในกลุ่มนี้จะถูกประมาณด้วยการประมาณค่าในช่วงเชิงเส้น หากสมมุติว่าข้อมูลที่ขาดหายคือ $x(t+1), x(t+2), \ldots, x(t+k)$ เราสามารถคำนวณค่าประมาณ $\hat{x}(t+n)$ โดยที่ $n = 1, 2, \ldots, k$ ได้จาก

$$\hat{x}(t+n) = x(t) + \frac{n}{k+1}(x(t+k+1) - x(t)) \tag{31}$$



(a) ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าภาคกลาง (b) ข้อมูลจากตึกวิศวกรรมไฟฟ้า

รูป 6: ตัวอย่างข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้าและค่าความเข้มแสงในหนึ่งวันจากโรงไฟฟ้าภาคกลางและตึกวิศวกรรมไฟฟ้า

2. ข้อมูลสูญหายระยะยาว: เป็นข้อมูลที่มีการสูญหายต่อเนื่องมากกว่า 30 นาที แต่ไม่สูญหายทั้งวัน ข้อมูลที่สูญหายในกลุ่มนี้จะถูกประมาณด้วยการใช้ค่าเฉลี่ยของวันใกล้เคียง กำหนดให้ $x^{(d)}(t)$ คือข้อมูล ณ วันที่ d เวลา t และค่าข้อมูลในวัน เวลาดังกล่าว เป็นข้อมูลที่สูญหาย วันใกล้เคียงที่นำมาใช้คือวันก่อนหน้าและหลังวันที่ข้อมูลสูญหายอย่างละ N วัน เราสามารถคำนวณค่าประมาณ $\hat{x}^{(d)}(t)$ ได้จาก

$$\hat{x}^{(d)}(t) = \frac{x^{(d-N)}(t) + \cdots + x^{(d-1)}(t) + x^{(d+1)}(t) + \cdots + x^{(d+N)}(t)}{2N} \tag{32}$$

3. ข้อมูลสูญหายทั้งวัน: ข้อมูลที่สูญหายในกลุ่มนี้จะถูกตัดทิ้งไม่นำมาใช้ในการทดลอง

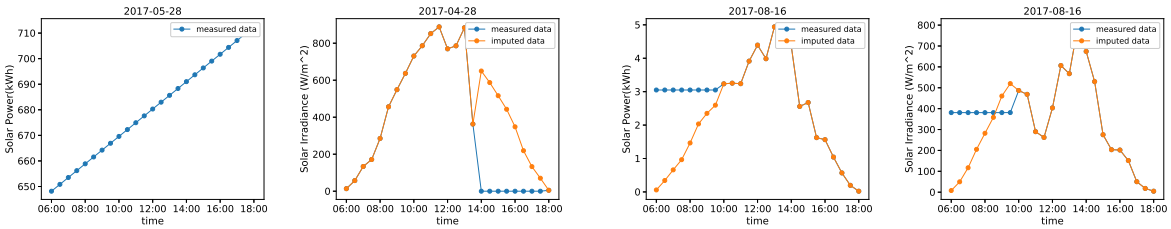
4.2.2 การลดอัตราสุ่มข้อมูล

การลดอัตราสุ่มข้อมูลเป็นการลดความถี่ในการสุ่มตัวอย่างข้อมูลเพื่อให้ได้คาบเวลาของข้อมูลตามต้องการซึ่งคือข้อมูลราย 30 นาที ในการทดลองนี้เลือกใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลตั้งต้นในช่วงที่ครอบคลุมคาบที่ต้องการ downsample โดยสามารถคำนวณได้จาก

$$\hat{x}(t+n) = \frac{1}{n+1}\sum_{i=1}^{n} x(t+i) \tag{33}$$

4.2.3 การจัดการกับข้อมูลที่ผิดพลาด

การจัดการกับข้อมูลที่ผิดพลาดเป็นการวิเคราะห์และคัดกรองข้อมูลเบื้องต้นก่อนนำไปใช้ในการทดลองโดยตรวจจับข้อมูลที่มีลักษณะไม่สอดคล้องกับลักษณะเฉพาะตัวของข้อมูล อย่างเช่นข้อมูลความเข้มแสงอาทิตย์และข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้ามีค่าคงที่ต่อเนื่องกันในช่วงเวลากลางวัน ข้อมูลความเข้มแสงอาทิตย์มีค่าเข้าใกล้ศูนย์ตลอดทั้งวัน โดยข้อมูลที่มีลักษณะดังกล่าวนี้จะถูกจัดการในหลักเกณฑ์เดียวกับข้อมูลที่สูญหายดังแสดงใน*รูปที่ 7*



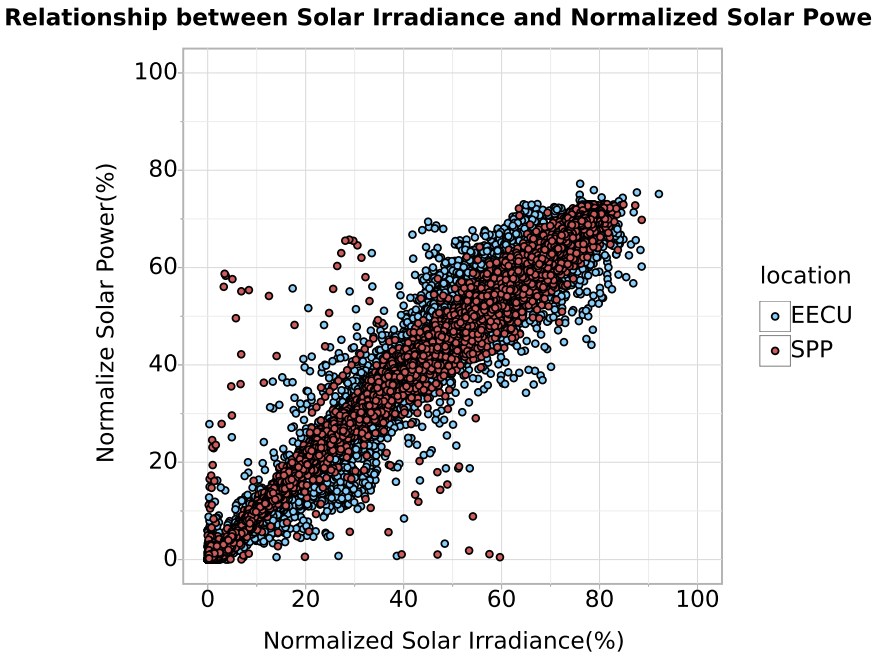
(a) ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าภาคกลางที่ผิดพลาด (b) ข้อมูลจากตึกวิศวกรรมไฟฟ้าที่ผิดพลาด

รูป 7: ตัวอย่างข้อมูลที่ผิดพลาดของกำลังผลิตไฟฟ้าและความเข้มแสงอาทิตย์จากตึกวิศวกรรมไฟฟ้าและโรงไฟฟ้าภาคกลาง

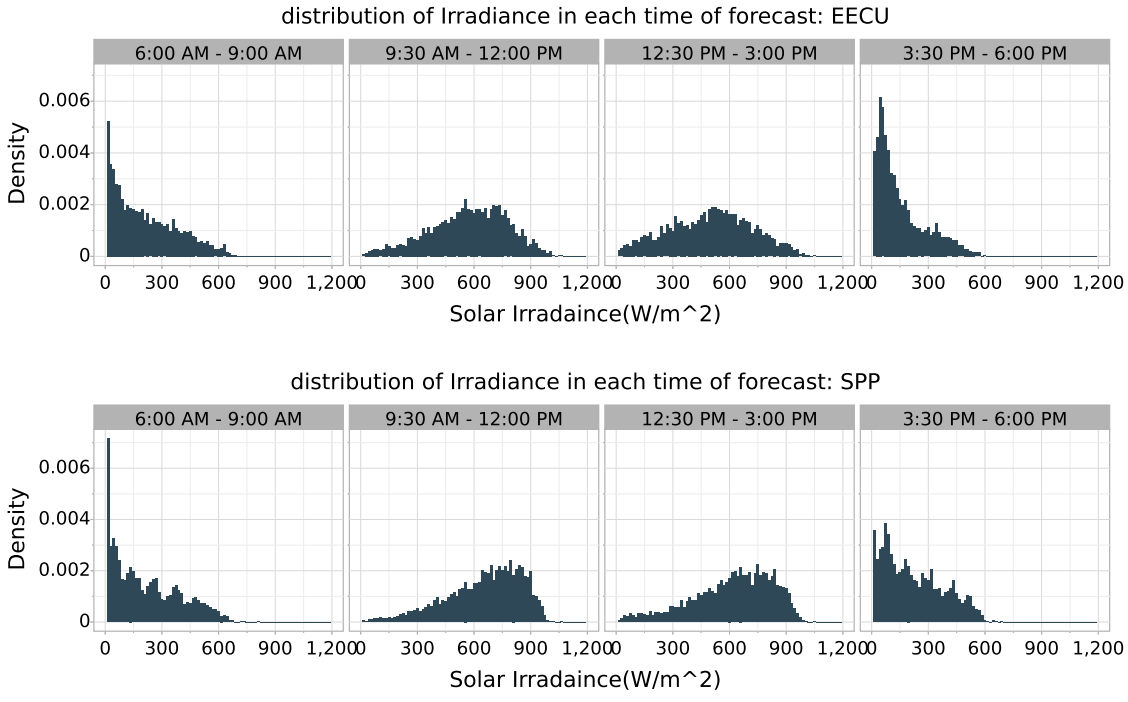
ข้อมูลที่ผิดพลาดเหล่านี้จะถูกจัดการด้วยหลักเกณฑ์เดียวกับข้อมูลที่สูญหายกล่าวคือถ้าข้อมูลผิดพลาดในบางช่วงเวลาจะเติมข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ยของวันใกล้เคียงที่เวลานั้นๆ ส่วนข้อมูลที่ผิดพลาดทั้งวันจะตัดข้อมูลส่วนนั้นทิ้ง

4.3 การวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลเบื้องต้น

ในส่วนนี้จะวิเคราะห์ลักษณะพื้นฐานของข้อมูลจากทั้ง 2 สถานที่ โดยพิจาราณาเฉพาะข้อมูลในช่วงกลางวันกล่าวคือช่วงเวลา 6:00-18:00 นาฬิกาเท่านั้น จาก*รูปที่ 9* และ*ตารางที่ 2* จะเห็นว่าข้อมูลความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละช่วงเวลามีการกระจายตัวที่ต่างกัน สังเกตจากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและความเบ้ของข้อมูล โดยสามารถแบ่งข้อมูลตามลักษณะการกระจายตัวได้เป็น 3 ช่วงเวลาได้แก่ช่วงเช้า กลางวันและช่วงเย็น นอกจากนี้ข้อมูลจากสถานที่ต่างกันยังมีการกระจายตัวที่ต่างกันและมีลักษณะการเฉพาะในการผลิตกำลังไฟฟ้าจากความเข้มแสงอาทิตย์ที่ต่างกันอีกด้วย โดยข้อมูลจากตึกภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าที่ค่าความเข้มแสงหนึ่งๆ ค่ากำลังผลิตไฟฟ้ามีการกระจายที่มากกว่าข้อมูลจากโรงไฟฟ้าภาคกลาง ดังแสดงใน*รูปที่ 8*



รูป 8: ความสัมพันธ์ระหว่างกำลังผลิตไฟฟ้าและความเข้มแสงอาทิตย์ของข้อมูลจากโรงไฟฟ้าภาคกลางและตึกวิศวกรรมไฟฟ้า



รูป 9: การกระจายตัวของความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลาต่างๆ

ตาราง 2: พารามิเตอร์การกระจายของความเข้มแสงอาทิตย์แต่ละช่วงเวลา

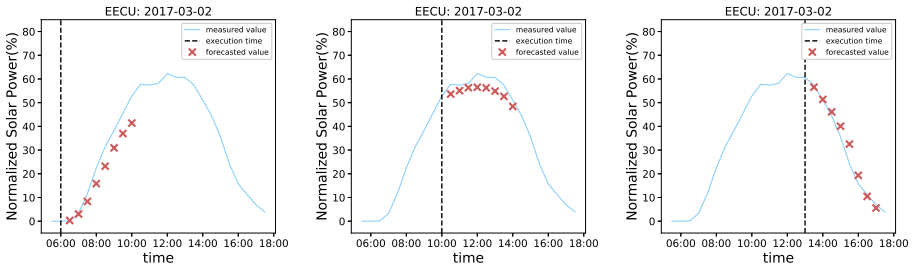
พารามิเตอร์การกระจายตัว	ข้อมูล ณ ตึกวิศวกรรมไฟฟ้า				ข้อมูล ณ โรงไฟฟ้าภาคกลาง			
	ช่วงเช้า	ช่วงสาย	ช่วงบ่าย	ช่วงเย็น	ช่วงเช้า	ช่วงสาย	ช่วงบ่าย	ช่วงเย็น
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) $[\mathrm{W/m^2}]$	172.81	206.88	221.46	131.37	179.78	199.12	211.42	156.42
ความเบ้ของข้อมูล (skewness)	0.773	−0.357	−0.077	1.116	0.723	−0.747	−0.639	0.547

5 แบบจำลองการพยากรณ์

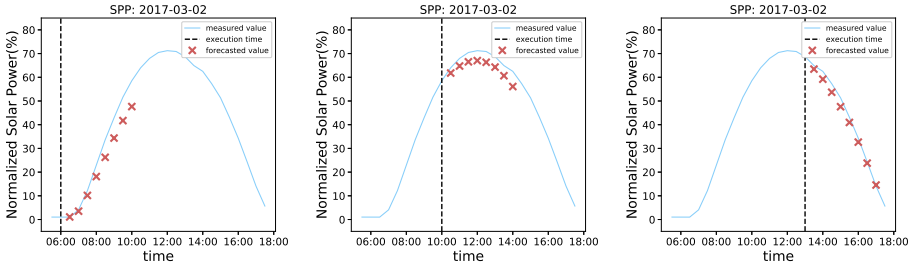
ในโครงงานนี้มีการกำหนดปัญหาที่สนใจดังต่อไปนี้

การกำหนดปัญหา

ในโครงงานนี้เราต้องการพยากรณ์ในช่วงเวลาตั้งแต่ 6:00 น. ถึง 17.30 น. ล่วงหน้า 4 ชั่วโมง (ค่าพยากรณ์มีความละเอียด 30 นาที กล่าวคือจะพยากรณ์ 30, 60, 90, ..., 240 นาทีล่วงหน้า) ค่าพยากรณ์จะถูกคำนวณในช่วงเวลา 5:30 น. ถึง 17.00 น. ด้วยความถี่การพยากรณ์ 30 นาทีดังแสดงใน*รูปที่ 10* และ*รูปที่ 11* แทน - - - คือเวลาพยากรณ์ซึ่งจะเลื่อนไปทุกๆ 30 นาทีและ x คือค่าพยากรณ์ ความยากของปัญหานี้คือความผันผวนของสภาพอากาศในระหว่างวันดังแสดงใน*รูปที่ 11* ซึ่งเป็นตัวอย่างวันที่สภาพอากาศทั่วไป โดยความผันผวนมักเกิดขึ้นในช่วงเวลากลางวัน เห็นได้จากส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลากลางวันมีค่าสูงกว่าในช่วงเวลาเช้าและเย็นดังแสดงใน*ตารางที่ 2* ทำให้ในวันสภาพอากาศทั่วไปการพยากรณ์ในช่วงเวลากลางวันจึงเป็นปัญหาที่ยากกว่าเทียบกับการพยากรณ์ในช่วงเช้าและเย็น ขณะที่*รูปที่ 10* เป็นตัวอย่างวันที่สภาพอากาศปราศจากเมฆ การพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์จึงเป็นปัญหาที่ง่ายกว่าในกรณีแรก



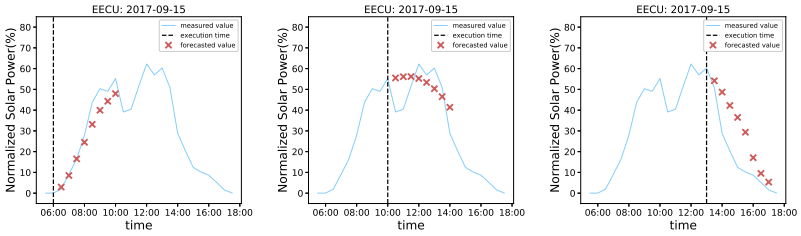
(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า



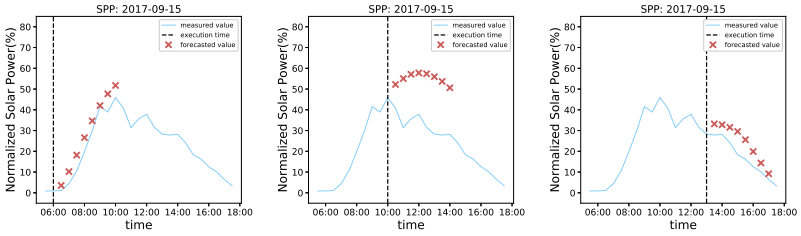
(b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 10: ตัวอย่างรูปแบบการพยากรณ์ทางตรงของแบบจำลอง Random forest ณ **วันท้องฟ้าใส**

ต่อไปเราจะนำเสนอรูปแบบการทดลองและขั้นตอนที่ใช้พยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้า โดยแบ่งวิธีการออกเป็น 2 วิธีคือ การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ และการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง ดังแสดงใน*รูปที่ 12* กล่าวคือวิธีแรกเป็นการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ก่อนจากนั้นจึงใช้แบบจำลองอีกส่วนหนึ่งแปลงค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่พยากรณ์ได้ไปเป็นกำลังผลิตไฟฟ้า ส่วนอีกวิธีเป็นการพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง ซึ่งในแต่ละวิธีจะมีตัวแปรต้นที่ใช้แตกต่างกันดังที่จะกล่าวในส่วนถัดไป และเทคนิคการพยากรณ์ จะมีเทคนิคที่เป็นตัวเปรียบเทียบได้แก่ Linear regression, MARS และ ANN และมี SVR, RF เป็นแบบจำลองที่นำเสนอ

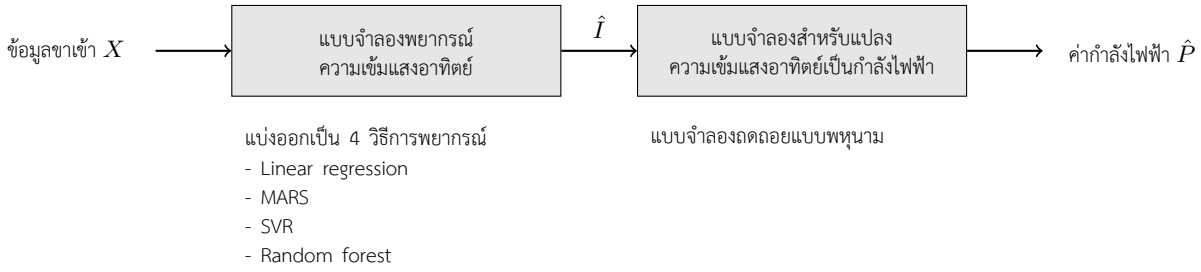


(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า

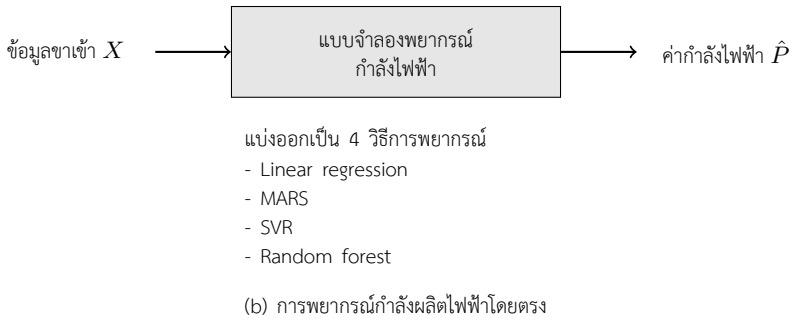


(b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 11: ตัวอย่างรูปแบบการพยากรณ์ทางตรงของแบบจำลอง Random forest ณ **วันสภาพอากาศทั่วไป**



(a) การพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์



(b) การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง

รูป 12: ขั้นตอนการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า

5.1 แบบจำลองพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์

ในส่วนนี้จะนำเสนอแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ ซึ่งเราจะพยากรณ์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ 30, 60, 90, ..., 240 นาทีล่วงหน้าเขียนแทนด้วย $\hat{I}(t+1), \hat{I}(t+2), ..., \hat{I}(t+8)$ ตัวแปรต้นทั้งหมดมีดังนี้

1. ความเข้มแสงอาทิตย์ในอดีตประกอบด้วย
    - ค่าในระหว่างวันเดียวกัน $I(t), I(t-1), ..., I(t-7)$
    - ค่าในวันก่อนหน้า ณ เวลาที่ต้องการพยากรณ์ $I^{(d-1)}(t+1), I^{(d-1)}(t+2), ..., I^{(d-1)}(t+8)$
    - ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบยกกำลัง $I^{(d)}_{\text{ema}}(t) = \alpha I^{(d)}(t) + (1-\alpha) I^{(d)}(t-1), \alpha = 0.8$
    - ค่า ณ สภาวะท้องฟ้าใส $I_{\text{clr}}(t+1), I_{\text{clr}}(t+2), ..., I_{\text{clr}}(t+k)$

2. โคไซน์ของมุมระหว่างดวงอาทิตย์กับแนวตั้งฉากพื้นโลกประกอบด้วย

    - ค่า ณ เวลาที่ต้องการพยากรณ์ $\cos(\theta(t+1)), \cos(\theta(t+2)), ..., \cos(\theta(t+8))$

โดยพยากรณ์ตั้งแต่เวลา 5:30 - 17:00 น ทุกๆ 30 นาที มีโครงสร้างแบบจำลองดังนี้

Linear regression และ Multivariate adaptive regression splines

แบบจำลองทั้ง 2 แบบแรกจัดทำขึ้นเพื่อเป็นแบบจำลองฐาน (baseline model) สำหรับเปรียบเทียบสมรรถนะกับแบบจำลอง SVR และ RF ใช้ตัวแปรต้นดังนี้

1. ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในอดีตประกอบด้วย

    - $I(t), I(t-1), ..., I(t-7)$
    - $I^{(d-1)}(t+1), I^{(d-1)}(t+2), ..., I^{(d-1)}(t+8)$

2. ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในสภาวะท้องฟ้าใสประกอบด้วย

    - $I_{\mathrm{clr}}(t+1), I_{\mathrm{clr}}(t+2), ..., I_{\mathrm{clr}}(t+8)$

Artificial neural network

แบบจำลองนี้เป็นแบบจำลองที่ทีมวิจัยสมาร์ทกริด จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยได้จัดทำขึ้น ในรายงานนี้จะนำผลลัพธ์ของแบบจำลองนี้มาร่วมใช้ในการเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองด้วย โดยแบบจำลอง ANN มีตัวแปรต้นประกอบด้วย

1. ความเข้มแสงอาทิตย์ในอดีต

    - ค่าในระหว่างวันเดียวกัน $I(t)$
    - ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระหว่างวันแบบยกกำลัง $I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+1), I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+2), ..., I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+7)$
      โดยที่ $I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+k) = \alpha I^{(d-1)}(t+k) + (1-\alpha) I^{(d-2)}(t+k)$, $\alpha = 0.9$

2. ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าในอดีต $P(t)$

3. ค่าอุณหภูมิในอดีต $\mathrm{T}(t)$

Support Vector Regression และ Random forest

จากการวิเคราะห์ข้อมูลในหัวข้อที่ 4 ซึ่งพบการกระจายตัวที่แตกต่างกันของค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละช่วงเวลาซึ่งหมายความว่าในช่วงเวลาเช้า, กลางวัน, เย็น ความเข้มแสงอาทิตย์มีความผันผวนและการเปลี่ยนแปลงที่แตกต่างกัน ดังนั้นเราจึงเสนอการแบ่งแบบจำลองออกเป็น 3 ส่วนย่อย แยกตามเวลาของค่าพยากรณ์ด้วยสมมติฐานที่ว่าในช่วงเวลาเช้า, กลางวัน, เย็น ความเข้มแสงอาทิตย์มีลักษณะเฉพาะที่แตกต่างกัน โดยแต่ละส่วนย่อยของแบบจำลองจะใช้ตัวแปรต้นที่แตกต่างกันดังนี้สำหรับ k หนึ่งๆ (โดย k แทนการพยากรณ์ $k-\mathrm{step}$)

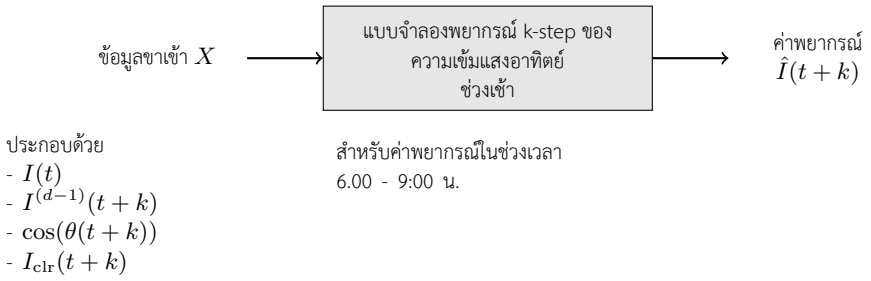
1. แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 6:00 - 9:00 น. คือ ช่วงเวลาเช้าซึ่งค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลานี้จะมีค่าต่ำ และมีความแปรปรวนที่น้อย ดังนั้นตัวแปรต้นที่ใช้จะประกอบด้วย
   $I(t), I^{(d-1)}(t+k), \cos(\theta(t+k)), I_{\mathrm{clr}}(t+k)$
   โดยมีสมมติฐานว่าค่า $I(t+1)$ (ค่าพยากรณ์) จะแปรไปตามแนวโน้มของมุมแสงอาทิตย์เป็นส่วนใหญ่

2. แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 9:30 - 15:00 น. คือ ช่วงเวลากลางวันซึ่งค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลานี้จะมีความแปรปรวนที่มากและมีความไม่แน่นอน ตัวแปรต้นที่ใช้จะประกอบด้วย
   $I(t), I(t-1), ..., I(t-7), I^{(d-1)}(t+k), I_{\mathrm{ema}}(t), \cos(\theta(t+k)), I_{\mathrm{clr}}(t+k)$

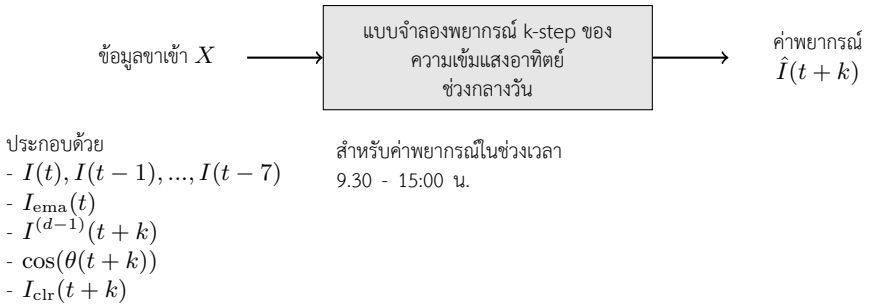
3. แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 15:30 - 17:30 น. คือ ช่วงเวลาเย็นซึ่งค่าความเข้มแสงอาทิตย์มีค่าต่ำใกล้เคียง 0 และมีความแปรปรวนที่น้อย ดังนั้นจึงเลือกตัวแปรต้นเช่นเดียวกับ แบบจำลองในเวลาเช้าประกอบด้วย
   $I(t), I^{(d-1)}(t+k), \cos(\theta(t+k)), I_{\mathrm{clr}}(t+k)$

จะเห็นว่าตัวแปรที่แบบจำลองช่วงกลางวันแตกต่างจากช่วงเช้าและเย็นคือ $I(t-1), ..., I(t-7)$ และ $I_{\mathrm{ema}}(t)$ เนื่องจากในช่วงเวลากลางวันความเข้มแสงอาทิตย์มีความผันผวนสูง ซึ่งตัวแปรข้างต้นจะช่วยอธิบายความเปลี่ยนแปลงในระหว่างวัน ส่วนตัวแปร $I^{(d-1)}(t+k)$ เป็นตัวแปรที่อธิบายพฤติกรรมในอดีตย้อนหลัง 1 วันของค่าพยากรณ์และ $I_{\mathrm{clr}}(t+k)$ เป็นตัวแทนของค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่สภาวะท้องฟ้าใสซึ่งตัวแปรทั้งสองนี้สะท้อนถึงแนวโน้มค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่เวลานั้นๆ จึงใช้เป็นตัวแปรต้นหลักในการพยากรณ์ทั้งสามช่วงเวลา

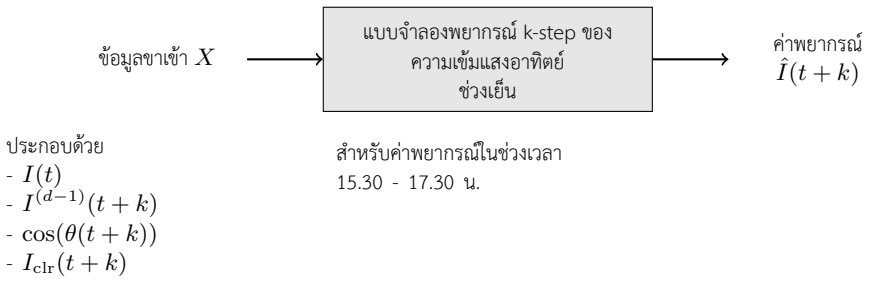
โครงสร้างของแบบจำลองข้างต้นแสดงดัง*รูปที่ 13* สำหรับแต่ละแบบจำลองช่วงเวลา (เช้า, กลางวัน, เย็น) แบบจำลองที่ k จะหมายถึงการพยากรณ์ $k-\mathrm{step}$ ล่วงหน้า ดังนั้นวิธีการพยากรณ์หนึ่งๆ (เช่น SVR) จะใช้แบบจำลองทั้งหมด $3 \times 8 = 24$ แบบจำลอง



(a) แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 6.00 - 9:00 น.



(b) แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 9:30 - 15:00 น.



(c) แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 15:30 - 17.30 น.

รูป 13: แบบจำลองพยากรณ์ k-step ของความเข้มแสงอาทิตย์แยกตามช่วงเวลา

5.2 แบบจำลองสำหรับแปลงความเข้มแสงอาทิตย์เป็นกำลังไฟฟ้า

ในการคำนวณค่ากำลังผลิตไฟฟ้าจากค่าความเข้มแสงอาทิตย์ เรามีความจำเป็นต้องสร้างแบบจำลองเพื่ออธิบายการทำงานของระบบผลิต ไฟฟ้า ในโครงงานฉบับนี้จะเห็นว่าเราพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ซึ่งเป็นการพยากรณ์แบบทางอ้อม กล่าวคือ เราพยากรณ์ ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ก่อน แล้วหาแบบจำลองเพื่อแปลงค่านี้เป็นค่าพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า จึงมีความจำเป็นที่จะต้องทราบความสัมพันธ์ระหว่างค่ารังสีดวงอาทิตย์และค่ากำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ [DE12]

ในโครงงานฉบับนี้ใช้แบบจำลองความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างค่ากำลังผลิตไฟฟ้าและค่ารังสีดวงอาทิตย์แบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ แบบจำลองที่ใช้ค่ารังสีดวงอาทิตย์เพียงอย่างเดียว และแบบจำลองที่ใช้ค่าความเข้มแสงอาทิตย์และอุณหภูมิที่พื้นผิวของเซลล์แสงอาทิตย์ ซึ่งเราใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน (Stepwise linear regression) ในการเลือกโครงสร้างของแบบจำลอง โดยมีตัวแปรต้นเป็นพหุนามของ I และ T (เช่น $I, I^2, ..., I^5, \mathrm{T}, \mathrm{T}^2, ..., \mathrm{T}^3$) และเทอมผลคูณของตัวแปรข้างต้น เช่น $I\mathrm{T}, I^2\mathrm{T}$ ได้ผลลัพธ์การเลือกแบบจำลองดังนี้

1. แบบจำลองที่ใช้ค่ารังสีดวงอาทิตย์เพียงอย่างเดียว

$$P(I) = a_1 I + a_2 I^2 + a_3 I^3 \tag{34}$$

2. แบบจำลองที่ใช้ค่ารังสีดวงอาทิตย์และอุณหภูมิที่พื้นผิวของเซลล์แสงอาทิตย์

$$P(I, \mathrm{T}) = b_1 I + b_2 I^2 + b_3 I^3 + b_4 I\mathrm{T} \tag{35}$$

ในกรณีที่เราไม่สามารถวัดอุณหภูมิที่พื้นผิวของเซลล์แสงอาทิตย์ได้ เราอาจจะใช้อุณหภูมิสภาพแวดล้อมแทน

โดยที่ a_i และ b_i เป็นพารามิเตอร์ที่มีความสัมพันธ์กับพารามิเตอร์ของวงจรไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ ซึ่งประมาณโดยใช้เทคนิคการถดถอยแบบเชิงเส้น

5.3 แบบจำลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง

ในส่วนนี้จะนำเสนอแบบจำลองสำหรับพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง ซึ่งเราจะพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้า 30, 60, 90, ..., 240 นาทีล่วงหน้าเขียนแทนด้วย $\hat{P}(t+1), \hat{P}(t+2), ..., \hat{P}(t+8)$ ตัวแปรต้นที่ใช้ประกอบด้วยกลุ่มตัวแปรเช่นเดียวกับการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์และมีตัวแปรที่เพิ่มขึ้นประกอบด้วย

- กำลังผลิตไฟฟ้าในอดีตระหว่างวันเดียวกัน $P(t), P(t-1), ..., P(t-7)$
- กำลังผลิตไฟฟ้าในวันก่อนหน้า ณ เวลาที่ต้องการพยากรณ์ $P^{(d-1)}(t+1), P^{(d-1)}(t+2), ..., P^{(d-1)}(t+8)$
- ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบยกกำลังของกำลังผลิตไฟฟ้า $P^{(d)}_{\mathrm{ema}}(t) = \alpha P^{(d)}(t) + (1-\alpha)P^{(d)}(t-1), \alpha = 0.8$
- อุณหภูมิของเซลล์แสงอาทิตย์ $\mathrm{T}(t)$

โดยพยากรณ์ตั้งแต่เวลา 5:30 - 17:00 น. ทุกๆ 30 นาที มีโครงสร้างแบบจำลองดังนี้

Linear regression และ Multivariate adaptive regression splines

แบบจำลองทั้ง 2 แบบแรกจัดทำขึ้นเพื่อเป็นแบบจำลองฐาน (baseline model) สำหรับเปรียบเทียบสมรรถนะกับแบบจำลอง SVR และ RF ใช้ตัวแปรต้นคือดังนี้

1. ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าและความเข้มแสงอาทิตย์ในอดีตประกอบด้วย
   - $I(t), I(t-1), ..., I(t-7)$
   - $I^{(d-1)}(t+1), I^{(d-1)}(t+2), ..., I^{(d-1)}(t+8)$
   - $P(t), P(t-1), ..., P(t-7)$
   - $P^{(d-1)}(t+1), P^{(d-1)}(t+2), ..., P^{(d-1)}(t+8)$
2. ค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในสภาวะท้องฟ้าใสประกอบด้วย
   - $I_{\mathrm{clr}}(t+1), I_{\mathrm{clr}}(t+2), ..., I_{\mathrm{clr}}(t+8)$

Artificial neural network

แบบจำลองนี้เป็นแบบจำลองที่ทีมวิจัยสมาร์ทกริด จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยได้จัดทำขึ้น ในรายงานนี้จะนำผลลัพธ์ของแบบจำลองนี้มาร่วมใช้ในการเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองด้วย โดยแบบจำลอง ANN มีตัวแปรต้นประกอบด้วย

1. ความเข้มแสงอาทิตย์ในอดีต
   - ค่าในระหว่างวันเดียวกัน $I(t)$
   - ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระหว่างวันแบบยกกำลัง $I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+1), I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+2), ..., I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+7)$
     โดยที่ $I^{(d-1)}_{\mathrm{ema}*}(t+k) = \alpha I^{(d-1)}(t+k) + (1-\alpha)I^{(d-2)}(t+k)$, $\alpha = 0.9$
2. ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าในอดีต $P(t)$
3. ค่าอุณหภูมิในอดีต $\mathrm{T}(t)$

Support Vector Regression และ Random forest

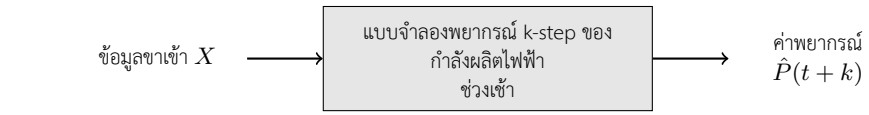
สำหรับแบบจำลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงจะใช้กลุ่มตัวแปรต้นเช่นเดียวกับแบบจำลองพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ แต่จะเพิ่มตัวแปรที่ใช้อธิบายลักษณะของระบบผลิตไฟฟ้าคือ **กำลังผลิตไฟฟ้าที่ผลิตได้ในอดีต** ดังแสดงใน*รูปที่ 14* และด้วยเหตุผลเรื่องการกระจายตัวของข้อมูลที่แตกต่างกันในแต่ละช่วงเวลาเช่นเดียวกับการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ เราจึงแบ่งแบบจำลองออกเป็น 3 ส่วนย่อย แยกตามเวลาของค่าพยากรณ์ โดยแต่ละส่วนย่อยของแบบจำลองจะใช้ตัวแปรต้นที่แตกต่างกันดังนี้

1. แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 6.00 - 9:00 น.คือ ช่วงเวลาเช้าซึ่งค่ากำลังผลิตไฟฟ้าในช่วงเวลานี้จะมีค่าต่ำ และมีความแปรปรวนที่น้อย ดังนั้นตัวแปรต้นที่ใช้จะประกอบด้วย
   $I(t), P(t), P^{(d-1)}(t+k), \cos(\theta(t+k)), I_{\mathrm{clr}}(t+k)$
2. แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 9:30 - 15:00 น. คือ ช่วงเวลากลางวันซึ่งค่าความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลานี้จะมีความแปรปรวนที่มากและมีความไม่แน่นอน ตัวแปรต้นที่ใช้จะประกอบด้วย
   $I(t), I(t-1), ..., I(t-7), P(t), P(t-1), ..., P(t-7), P^{(d-1)}(t+k), \cos(\theta(t+k)), I_{\mathrm{clr}}(t+k), P_{\mathrm{ema}}(t)$

3. แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 15:30 - 17:30 น. คือ ช่วงเวลาเย็นซึ่งค่าความเข้มแสงอาทิตย์มีค่าต่ำใกล้เคียง 0 และมีความแปรปรวนที่น้อย ดังนั้นจึงเลือกตัวแปรต้นเช่นเดียวกับ แบบจำลองในเวลาเช้า ประกอบด้วย
$I(t), P(t), P^{(d-1)}(t+k), \cos(\theta(t+k)), I_{\text{clr}}(t+k)$

จะเห็นว่าตัวแปรที่แบบจำลองช่วงกลางวันแตกต่างจากช่วงเช้าและเย็นคือ $P(t-1), ..., P(t-7)$ และ $P_{\text{ema}}(t)$ เนื่องจากในช่วงเวลากลางวันความเข้มแสงอาทิตย์มีความผันผวนสูง ซึ่งตัวแปรข้างต้นจะช่วยอธิบายความเปลี่ยนแปลงในระหว่างวัน ส่วนตัวแปร $P^{(d-1)}(t+k)$ เป็นตัวแปรที่อธิบายพฤติกรรมในอดีตย้อนหลัง 1 วันของค่าพยากรณ์และ $I_{\text{clr}}(t+k)$ เป็นตัวแทนของค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่สภาวะท้องฟ้าใสซึ่งตัวแปรทั้งสองนี้สะท้อนถึงแนวโน้มค่าความเข้มแสงอาทิตย์และกำลังผลิตไฟฟ้าที่เวลานั้นๆจึงใช้เป็นตัวแปรต้นหลักในการพยากรณ์ทั้งสามช่วงเวลา

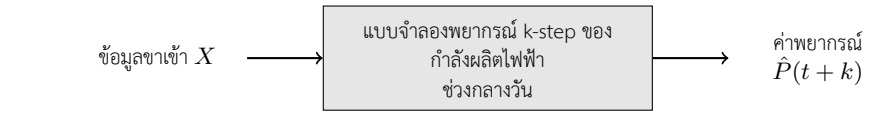
โครงสร้างของแบบจำลองข้างต้นแสดงดัง*รูปที่ 14* สำหรับแต่ละแบบจำลองช่วงเวลา (เช้า, กลางวัน, เย็น) แบบจำลองที่ k จะหมายถึงการพยากรณ์ $k-\text{step}$ ล่วงหน้า ดังนั้นวิธีการพยากรณ์หนึ่งๆ (เช่น SVR) จะใช้แบบจำลองทั้งหมด $3 \times 8 = 24$ แบบจำลอง



ประกอบด้วย
- $I(t)$
- $P(t)$
- $P^{(d-1)}(t+k)$
- $\cos(\theta(t+k))$
- $I_{\text{clr}}(t+k)$

สำหรับค่าพยากรณ์ในช่วงเวลา 6.00 - 9:00 น.

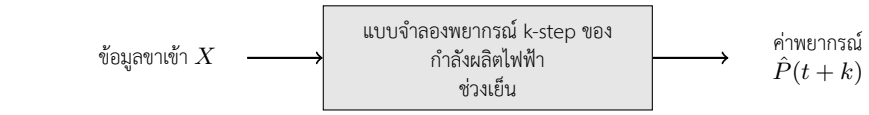
(a) แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 6.00 - 9:00 น.



ประกอบด้วย
- $I(t), I(t-1), ..., I(t-7)$
- $P(t), P(t-1), ..., P(t-7)$
- $P_{\text{ema}}(t)$
- $P^{(d-1)}(t+k)$
- $\cos(\theta(t+k))$
- $I_{\text{clr}}(t+k)$

สำหรับค่าพยากรณ์ในช่วงเวลา 9.30 - 15:00 น.

(b) แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 9:30 - 15:00 น.



ประกอบด้วย
- $I(t)$
- $P(t)$
- $P^{(d-1)}(t+k)$
- $\cos(\theta(t+k))$
- $I_{\text{clr}}(t+k)$

สำหรับค่าพยากรณ์ในช่วงเวลา 15.30 - 17.30 น.

(c) แบบจำลองสำหรับช่วงเวลา 15:30 - 17.30 น.

รูป 14: แบบจำลองพยากรณ์ k-step ของกำลังผลิตไฟฟ้าแยกตามช่วงเวลา
ตัวแปรที่เน้นด้วยสีเหลือง คือตัวแปรที่แตกต่างจากแบบจำลองพยากรณ์ความเข้มแสง

6 ผลลัพธ์ของโครงงาน

ในส่วนของผลการดำเนินงาน จะนำเสนอผลลัพธ์ในส่วนของการคัดเลือกลักษณะและผลลัพธ์การพยากรณ์จาก 4 วิธี คือ Linear regression, Multivariate adaptive regression splines, Support vector regression และ Random forest ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า และโรงไฟฟ้าในภาคกลาง โดยแบ่งออกเป็นการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ และการพยากรณ์ผลิตผลิตไฟฟ้าโดยตรง จากนั้นจะนำ

ผลลัพธ์ที่ได้เปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากการพยากรณ์ด้วยวิธี Artificial neural network ซึ่งทีมวิจัยระบบสมาร์ทกริด จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ได้ทดลองโดยใช้ชุดข้อมูลชุดเดียวกัน นอกจากนี้ยังแสดงตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ของแบบจำลอง

6.1 การคัดเลือกคุณลักษณะ

ตัวแปรต้นที่พิจารณาคือ $I(t-1), I(t-2), ..., I(t-7), I^{(d-1)}(t+1), \mathrm{T}(t), \mathrm{RH}(t), \mathrm{UV}(t), \mathrm{WS}(t), \cos(\theta(t+1))$ เมื่อกำหนดให้ตัวแปรตามคือ $I(t+1)$

ตาราง 3: การคัดเลือกคุณลักษณะสำหรับพยากรณ์ $I(t+1)$

ตัวแปร	สหสัมพันธ์		สหสัมพันธ์แยกส่วน		การถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน	
	สัมประสิทธิ์	p-value	สัมประสิทธิ์	p-value	สัมประสิทธิ์ในสมการถดถอย	p-value
$I(t)$	0.8956	0	0.4366	0	0.6574	10^{-34}
$I(t-1)$	0.7789	0	-0.0014	0.8675	–	–
$I(t-2)$	0.6478	0	0.0101	0.2397	–	–
$I(t-3)$	0.5018	0	-0.0172	0.0466	-0.0191	10^{-2}
$I(t-4)$	0.3610	0	-0.0099	0.2533	–	–
$I(t-5)$	0.2260	10^{-155}	-0.0344	0.0001	-0.0510	10^{-7}
$I(t-6)$	0.1039	10^{-33}	-0.0202	0.0192	-0.0288	10^{-2}
$I(t-7)$	-0.0059	0.4955	-0.0720	0	-0.0834	10^{-21}
$I^{(d-1)}(t+1)$	0.7369	0	0.1021	0	0.0876	10^{-50}
$\mathrm{T}(t)$	0.4290	0	0.0035	0.6825	–	–
$\mathrm{RH}(t)$	-0.1291	10^{-51}	-0.0638	0	-1.2015	10^{-17}
$\mathrm{UV}(t)$	0.8540	0	0.1090	0	1.4957	10^{-39}
$\mathrm{WS}(t)$	0.1388	10^{-59}	-0.0088	0.3090	–	–
$\cos(\theta(t+1))$	0.7810	0	0.0910	0	109.78	10^{-75}

หมายเหตุ : ตัวแปรที่ไม่ถูกเลือกในการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอนคือ
$I(t-1), I(t-2), I(t-4), \mathrm{WS}(t), \mathrm{T}(t)$

จากผลลัพธ์ดัง*ตารางที่ 3* จะเห็นว่าผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ด้วยสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนแตกต่างกัน เพราะสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แยกส่วนเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร ในขณะที่กำหนดให้ตัวแปรอื่นๆ เป็นค่าคงที่ ในการคัดเลือกคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญเพื่อใช้ในการพยากรณ์ค่า $I(t+1)$ เราจึงพิจารณา p-value จากการทดสอบนัยสำคัญทางสถิติเป็นเกณฑ์ สำหรับสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะเห็นว่า p-value ของทุกๆตัวแปรมีค่าใกล้เคียงศูนย์ อย่างไรก็ด้วยเหตุผลที่กล่าวไปข้างต้น เราจึงพิจารณา p-value จากสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนประกอบกัน จะพบว่ากลุ่มตัวแปรที่มี p-value ต่ำ ซึ่งหมายความว่าเป็นกลุ่มตัวแปรที่มีนัยสำคัญในการพยากรณ์ค่า $I(t+1)$ ประกอบด้วย

$$I(t), I(t-3), I(t-5), I(t-6), I(t-7), I^{(d-1)}(t+1), \mathrm{RH}(t), \mathrm{UV}(t), \cos(\theta(t+1)) \tag{36}$$

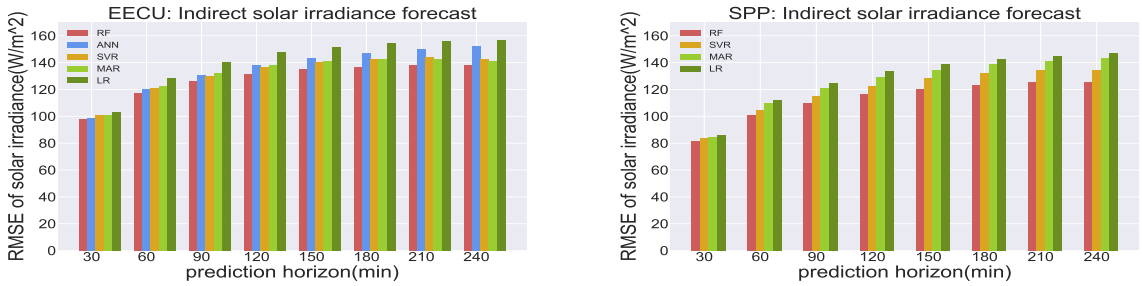
ซึ่งสอดคล้องกับผลลัพธ์จากการสร้างสมการด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นแบบขั้นตอน ในขั้นตอนคัดเลือกคุณลักษณะจึงได้ข้อสรุปว่าตัวแปรที่มีนัยสำคัญสำหรับการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ ประกอบด้วย ความเข้มแสงอาทิตย์ย้อนหลังในวันเดียวกัน, ความเข้มแสงอาทิตย์ย้อนหลังในวันก่อนหน้าที่เวลาเดียวกัน, ความชื้นสัมพัทธ์ และดัชนีรังสีอัลตราไวโอเลต ส่วนตัวแปรที่มีนัยสำคัญต่ำประกอบด้วย ความเร็วลม, อุณหภูมิ และความเข้มแสงอาทิตย์ย้อนหลังในบางช่วงเวลา

ต่อไปจะนำเสนอผลลัพธ์การพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้า โดยใช้ปัจจัยต่างๆ ที่เกี่ยวข้องดังที่ได้สรุปข้างต้น ที่แบ่งออกเป็น 2 แบบคือ การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ กล่าวคือ เราจะพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ก่อนจากนั้นจึงใช้แบบจำลองระบบผลิตกำลังไฟฟ้าในการแปลงค่าพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ไปเป็นค่ากำลังผลิตไฟฟ้า และการพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงโดยตรง

6.2 การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์

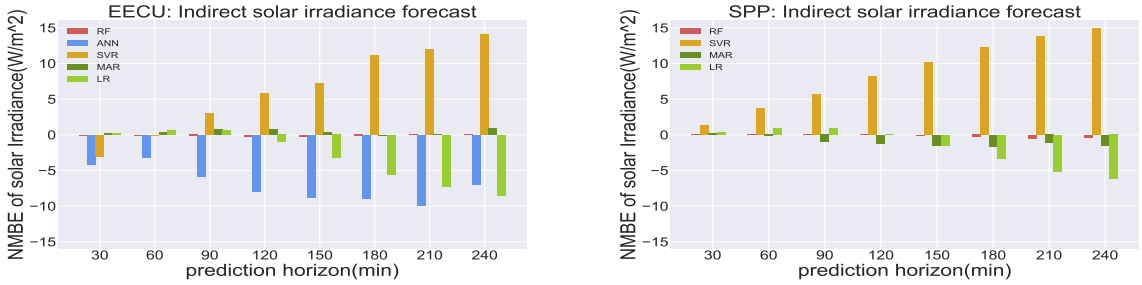
ในส่วนนี้จะเสนอสมรรถนะของการพยากรณ์ค่าแสงอาทิตย์ก่อน จากจึงนำเสนอสมรรถนะ RMSE และ MBE ของวิธีการพยากรณ์เมื่อแปลงค่าความเข้มแสงอาทิตย์ไปเป็นค่ากำลังผลิตไฟฟ้า โดย RMSE จะบ่งบอกว่าค่าพยากรณ์ผิดพลาดไปจากค่าจริงมากน้อยเพียงใด ในขณะที่ MBE จะบ่งบอกว่าค่าพยากรณ์มีค่ามากหรือน้อยมากกว่าค่าจริงอย่างไร ซึ่งมีความสำคัญในเรื่องการบริหารจัดการพลังงาน

จากการทดลองพยากรณ์ค่าความเข้มแสงอาทิตย์โดยใช้แบบจำลองถดถอยเชิงเส้น, MARS, SVR, Random Forest เมื่อพิจารณา RMSE และ MBE แยกตามระยะพยากรณ์ได้ผลลัพธ์ดัง*รูปที่ 15* และ*รูปที่ 16* แยกตามเวลาของค่าพยากรณ์ได้ผลลัพธ์ดัง*รูปที่ 17* และ*รูปที่ 18*



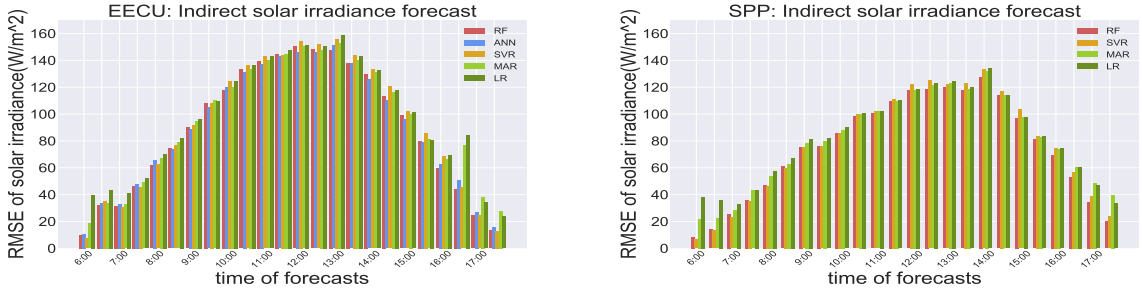
(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 15: RMSE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละ**ระยะการพยากรณ์**



(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

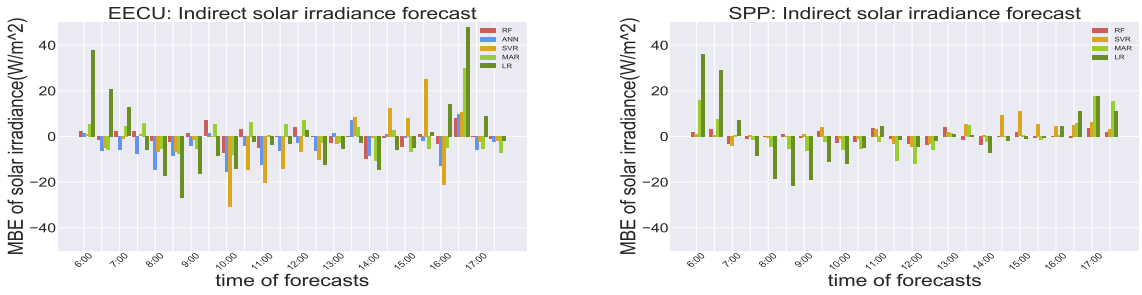
รูป 16: MBE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในแต่ละ**ระยะการพยากรณ์**



(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 17: RMSE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในการพยากรณ์ที่**แต่ละจุดเวลา**

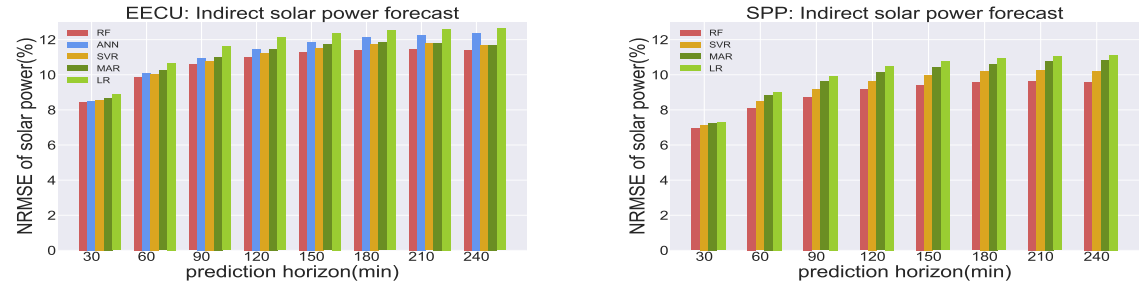
ผลของการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์จากทุกจุดเวลา เป็นการให้ข้อมูลสมรรถนะของแบบจำลองแต่ละชนิด เราสามารถวิเคราะห์ค่าความผิดพลาด MBE ที่สะท้อนถึงว่ามีการประมาณเกิน (overestimate) หรือประมาณขาด (underestimate) หรือไม่และวิเคราะห์ความผิดพลาด RMSE นี้แยกกันในแต่ละช่วงเวลา ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าค่า RMSE ในช่วงกลางวันจะมีค่ามากเนื่องจากในช่วงเวลานี้มีโอกาสสูงที่ความเข้มแสงจะมีการผันผวน (จาก*รูปที่ 9*) และ RMSE จะมีค่าน้อยมากในช่วงเช้าเนื่องจากค่าวัดความเข้มแสงจะต่ำหากวิเคราะห์ดู MBE ของการพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้าจะพบว่าวิธี SVR มีการประมาณขาดในเวลา 10.00 น.-12.00 น. และประมาณเกินในช่วงเวลา 14.30 น.-16.00 น. ส่วนวิธี RF ให้ค่า MBE ค่อนข้างเท่ากันทุกๆช่วงเวลาในขณะที่เมื่อสังเกตผลลัพธ์ของการพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลางพบว่ามีค่าความผิดพลาดน้อยกว่าการพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า ตาม*ตารางที่ 2* จะเห็นว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความเข้มแสงอาทิตย์ใน 2 สถานที่มีความแตกต่างกัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงเวลากลางวันสังเกตว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลางมีค่าน้อยกว่าความเข้มแสงอาทิตย์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า ดังนั้นการพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลางจึงมีสมรรถนะที่ดีกว่าโดยเฉพาะในช่วงเวลากลางวันตาม*รูปที่ 21* และพบว่าโดยรวมแล้ววิธี SVR และ RF ให้ค่าความผิดพลาดทั้ง RMSE และ MBE ที่น้อยกว่าแบบจำลองฐาน (Baseline) ทั้งสองแบบจำลอง



(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

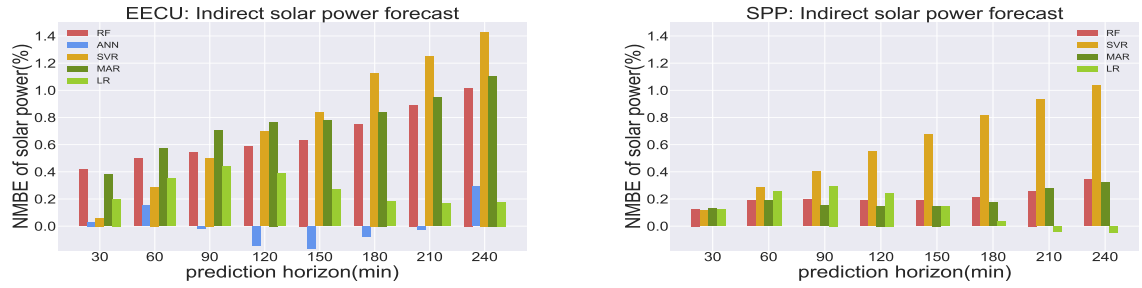
รูป 18: MBE ของความเข้มแสงอาทิตย์ในการพยากรณ์ที่**แต่ละจุดเวลา**

เมื่อเรานำความเข้มแสงอาทิตย์ที่พยากรณ์ได้แปลงเป็นกำลังผลิตไฟฟ้าโดยใช้แบบจำลองในหัวข้อที่ 5.2 เราจะได้ผลลัพธ์สมรรถนะดัง*รูปที่ 19*, *รูปที่ 20*, *รูปที่ 21* และ*รูปที่ 22* จะเห็นว่าผลลัพธ์ที่ได้เป็นไปในทำนองเดียวกับค่าความผิดพลาดที่เกิดจากการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ ซึ่งชี้ให้เห็นว่าสมรรถนะในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าขึ้นอยู่กับสมรรถนะในการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์กล่าวคือแบบจำลอง RF ให้ค่าความผิดพลาดทั้ง RMSE และ MBE ที่น้อยกว่าแบบจำลองอื่น



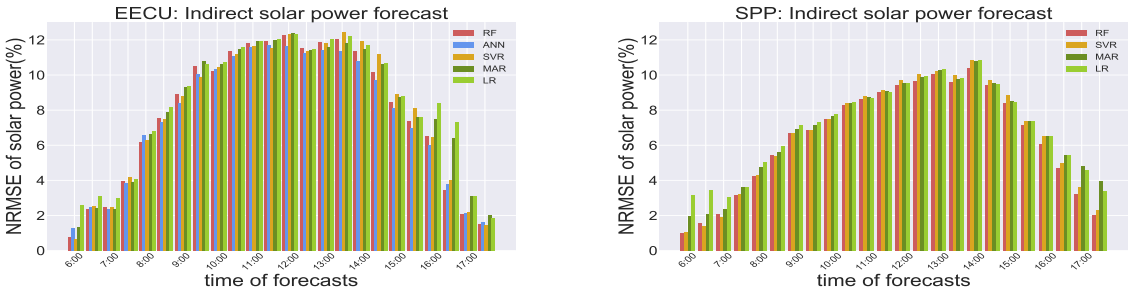
(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 19: NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์**



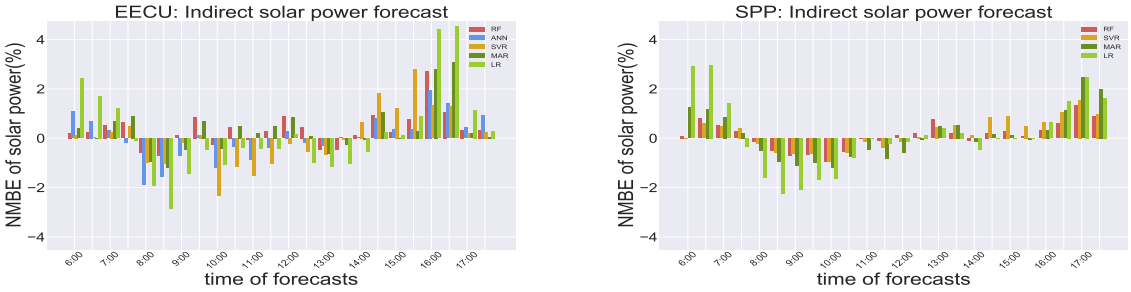
(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 20: NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์**



(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 21: NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการพยากรณ์**ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์**ที่แต่ละจุดเวลา

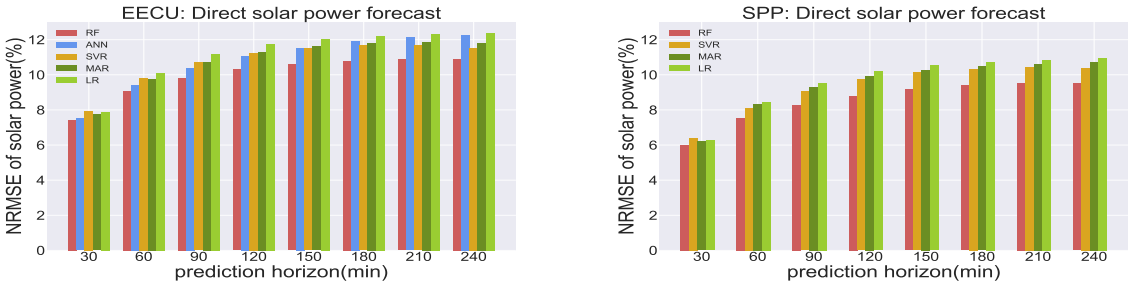


(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 22: NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการ**พยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์**ที่แต่ละจุดเวลา

6.3 การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง

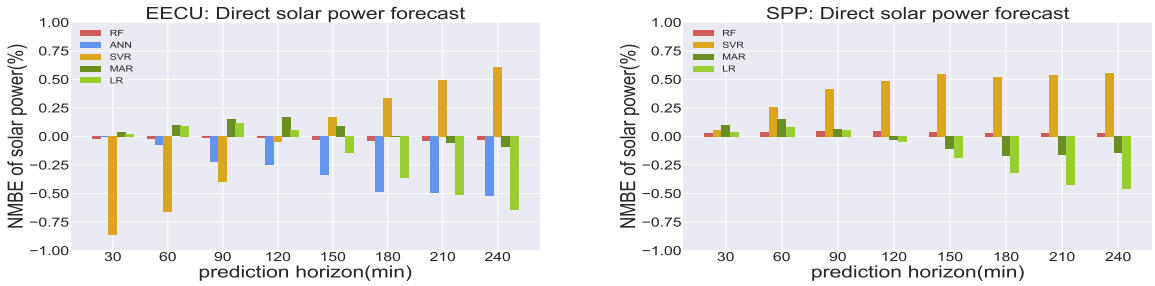
ในส่วนนี้จะแสดงผลลัพธ์สมรรถนะของวิธีการพยากรณ์ตามที่ได้นำเสนอในหัวข้อที่ 5.3 จากการทดลองพยากรณ์ค่ากำลังผลิตไฟฟ้าโดยใช้แบบจำลองถดถอยเชิงเส้น, MARS, SVR, Random Forest ได้ผลลัพธ์ดัง*รูปที่ 23* ถึง *รูปที่ 26*



(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

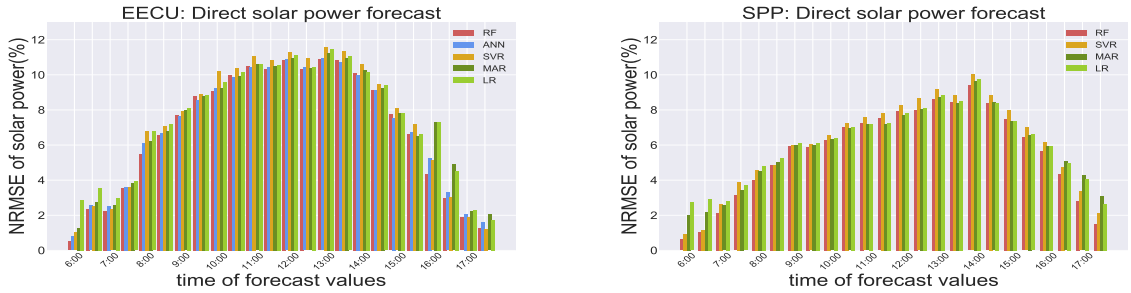
รูป 23: NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**โดยตรง**

ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่า NRMSE ในช่วงกลางวันจะมีค่ามากเนื่องจากในช่วงเวลานี้ความเข้มแสงอาทิตย์จะความผันผวนสูง (จาก*รูปที่ 9*) และในทางตรงกันข้าม NRMSE จะมีค่าน้อยในช่วงเช้าและช่วงเวลาค่ำและจากผลลัพธ์โดยภาพรวมจะเห็นว่าการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ซึ่งจะมีค่าความผิดพลาดเกิดเพิ่มขึ้นในส่วนของขั้นตอนการแปลงความเข้มแสงอาทิตย์เป็นกำลังผลิตไฟฟ้า



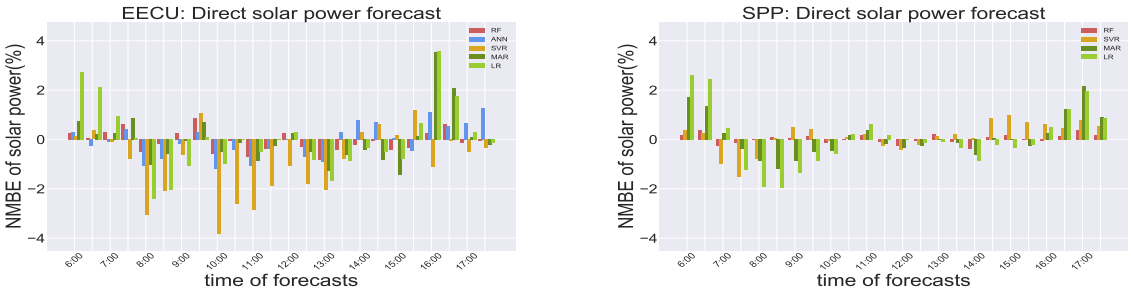
(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 24: NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์**โดยตรง**



(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 25: NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการพยากรณ์**โดยตรง**ที่แต่ละจุดเวลา



(a) การพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า (b) การพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 26: NMBE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในการพยากรณ์**โดยตรง**ที่แต่ละจุดเวลา

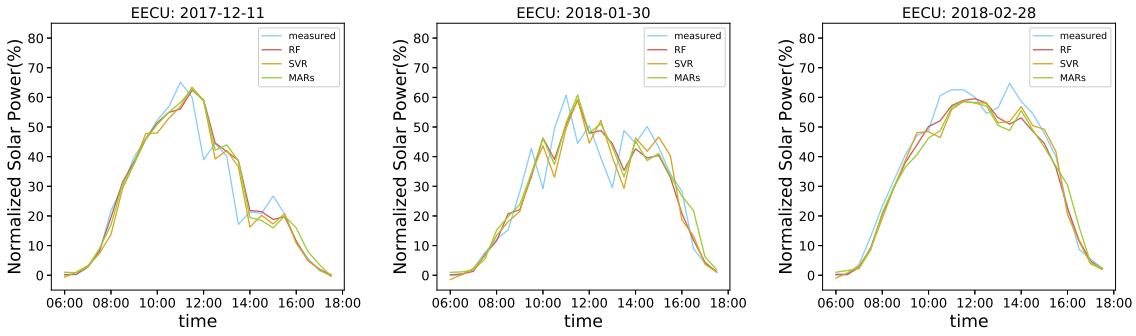
6.4 ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์

ในส่วนนี้จะแสดงตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์ทางตรงในระยะ 30 นาทีด้วยแบบจำลอง Random Forest, SVR, MARs ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้าและโรงไฟฟ้าในภาคกลางโดยสุ่มเลือกวันมาแสดงจำนวน 3 วัน ดังแสดงใน*รูปที่ 27*

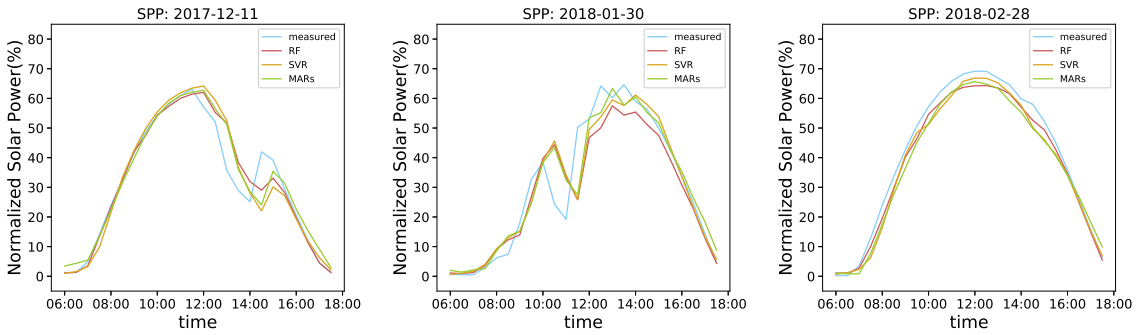
6.5 การเปรียบเทียบความซับซ้อนในการคำนวณ

ความซับซ้อนในการคำนวณสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนหลักดังนี้

1. การคำนวณคุณลักษณะ (feature computation)
   ความซับซ้อนส่วนนี้เกิดขึ้นในขั้นตอนการคำนวณตัวแปรขาเข้า ในโครงงานนี้คุณลักษณะที่ใช้เป็นข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองเป็นค่าที่เก็บได้จากการวัด และอาจผ่านการคำนวณที่ไม่ซับซ้อนเช่น การหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ดังนั้นความซับซ้อนในการคำนวณส่วนนี้จึงไม่ใช่ส่วนหลักที่ต้องพิจารณา



(a) ข้อมูลจากตึกวิศวกรรมไฟฟ้า



(b) ข้อมูลจากโรงไฟฟ้าในภาคกลาง

รูป 27: ตัวอย่างผลลัพธ์การพยากรณ์**โดยตรง**ในระยะ 30 นาทีด้วยแบบจำลอง Random Forest, SVR, MARs

2. การฝึกแบบจำลอง (model training)
   ความซับซ้อนส่วนนี้เกิดขึ้นในขั้นตอนการฝึกแบบจำลองโดยใช้ชุดข้อมูลฝึก ซึ่งเป็นการทำงานแบบออฟไลน์ นั่นคือสามารถจัดเตรียมไว้ล่วงหน้าได้และจะต่างกันขึ้นกับวิธีการทำนาย/แบบจำลองที่ใช้

3. การพยากรณ์ (prediction)
   ความซับซ้อนส่วนนี้เกิดขึ้นในขั้นตอนการคำนวณค่าพยากรณ์จากข้อมูลขาเข้าที่ได้รับ ซึ่งเป็นส่วนสำคัญในการนำแบบจำลองไปใช้งานจริงแบบเวลาจริง โดยเฉพาะอย่างยิ่งการพยากรณ์ในระยะสั้นมาก เพราะเราจำเป็นต้องได้ข้อมูลค่าพยากรณ์ที่รวดเร็วเพื่อใช้ในการบริหารจัดการระบบผลิตไฟฟ้า

กำหนดให้ n แทนจำนวนจุดข้อมูลทั้งหมดของชุดข้อมูลฝึก, p แทนจำนวนคุณลักษณะทั้งหมดของตัวแปรต้น เราสามารถสรุปความซับซ้อนในการคำนวณได้ดังนี้

Linear regression

ความซับซ้อนของการคำนวณในขั้นตอนฝึกขึ้นอยู่กับขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการหาคำตอบของสมการ $(A^TA)x = A^Ty$ โดยที่ A เป็นเมทริกซ์ขนาด $n \times p$, x เป็นคอลัมน์เวกเตอร์ขนาด p, y เป็นคอลัมน์เวกเตอร์ขนาด n ซึ่งความซับซ้อนในการคำนวณมีค่าเท่ากับ $n^2p + p^3$ ในทางปฏิบัติ $p \ll n$ จึงสรุปได้ว่าความซับซ้อนในขั้นตอนฝึกเท่ากับ $\mathcal{O}(n^2p)$

สำหรับในขั้นตอนการพยากรณ์นั้นความซับซ้อนในการคำนวณที่เกิดขึ้นอยู่ในขั้นตอนการคำนวณผลคูณภายใน (inner product) ระหว่างคอลัมน์เวกเตอร์ของพารามิเตอร์กับคอลัมน์เวกเตอร์ของตัวแปรต้นซึ่งขนาดเท่ากับ p จะได้ความซับซ้อนในการคำนวณเท่ากับ $2p - 1$

Multivariate Adaptive Regression Splines

ความซับซ้อนของการคำนวณในขั้นตอนฝึกขึ้นอยู่กับปัจจัยหลักคือ n, p และจำนวนฟังก์ชันเชิงเส้นแบบเป็นช่วง M ที่มีค่าเลือกเป็น $M \approx 10$ ในทางปฏิบัติ โดยโครงงานฉบับนี้ใช้ขั้นตอนวิธี Fast MARS ของ Jerome Friedman [Fri93] ในการประมาณพารามิเตอร์ของแบบจำลอง ซึ่งสามารถแสดงได้ว่าความซับซ้อนในการคำนวณในขั้นตอนฝึกเท่ากับ $\mathcal{O}(npM^3)$ [Fri93]

สำหรับในขั้นตอนการพยากรณ์ความซับซ้อนในการคำนวณที่เกิดขึ้นอยู่ในขั้นตอนคำนวณโดยการแทนค่าตัวแปรต้นลงในสมการเชิงเส้นทั้ง M สมการแล้วหาผลรวม ซึ่งมีความซับซ้อนในการคำนวณเท่ากับ $\mathcal{O}(pM)$[Fri93]

Artificial Neural Network

กำหนดรูปแบบโครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมมี q ชั้นซ่อนตัว (hidden layer) และในแต่ละชั้นซ่อนตัวมี r นิวรอน (neuron) ชั้นสัญญาณเข้า (input later) มี p นิวรอน ชั้นสัญญาณออก (output later) มี t นิวรอน ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)ในชั้นซ่อนและชั้นสัญญาณออก (output later) ทั้งหมดเป็นฟังก์ชัน ReLu ในการทดลองนี้ใช้ค่า $q = 5, r = 128, t = 8$

ความซับซ้อนในการคำนวณในขั้นตอนฝึกขึ้นอยู่กับสองส่วนหลักๆคือ ขั้นตอนการส่งผ่านไปข้างหน้า (forward propagation) และขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (back propagation) ซึ่งมีความซับซ้อนในการคำนวณสูงมากโดยขึ้นกับ n, รูปแบบโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการคำนวณแต่ละรอบของการวนซ้ำ [RSO14]
สำหรับในขั้นตอนการพยากรณ์จะเห็นว่าความซับซ้อนในการคำนวณขึ้นเกิดจากการคูณเมตริกซ์น้ำหนักและการคำนวณค่าผ่านฟังก์ชันกระตุ้น ในกรณีใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชัน ReLu ความซับซ้อนหลักเกิดขึ้นในส่วนการคูณเมตริกซ์น้ำหนัก ซึ่งมีความซับซ้อนในการคำนวณเท่ากับ $\mathcal{O}(pr + r(q-1) + rt)$

Support Vector Regression

ความซับซ้อนของการคำนวณในขั้นตอนฝึกขึ้นอยู่กับปัจจัยหลักคือ n โดยในการเลือกใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลใดๆ ค่าความซับซ้อนของการคำนวณในขั้นตอนฝึกจะมีค่าอยู่ระหว่าง $\mathcal{O}(n^2)$ ถึง $\mathcal{O}(n^3)$ [BL07]

สำหรับในขั้นตอนพยากรณ์จาก (18) จะเห็นว่าความซับซ้อนในการคำนวณมาจากจำนวนของเวกเตอร์สนับสนุน และการคำนวณค่าของฟังก์ชันเคอร์เนล ดังนั้นความซับซ้อนในการคำนวณในขั้นตอนนี้จึงขึ้นอยู่กับชนิดของฟังก์ชันเคอร์เนลที่เลือกใช้ สำหรับ RBF Kernel ที่เลือกใช้ในรายงานฉบับนี้มีความซับซ้อนในการคำนวณเท่ากับ $\mathcal{O}(Sp)$ [Joh99]

Random forest

ความซับซ้อนของการคำนวณในขั้นตอนฝึกขึ้นอยู่กับปัจจัยหลักคือ n_{tree} และ n โดยเราสามารถแสดงได้ว่าความซับซ้อนในการคำนวณในขั้นตอนฝึกกรณีที่แย่ที่สุดเท่ากับ $\mathcal{O}(n_{\text{tree}}mn^2 \log n)$ [CM16] และเมื่อเพิ่มเงื่อนไขจำนวนระดับหรือความลึกมากสุดของต้นไม้ที่ยอมรับได้ (d) ซึ่งเป็นการลดความซับซ้อนของแบบจำลอง ความซับซ้อนของการคำนวณในกรณีที่แย่ที่สุดจะมีค่าลดลงเหลือ $\mathcal{O}(n_{\text{tree}}mdn \log n)$ นอกจากนี้หากใช้วิธี bootstrap ร่วมด้วยในขั้นตอนฝึกความซับซ้อนในการคำนวณจะลดลงเหลือ $\mathcal{O}(n_{\text{tree}}md\tilde{n} \log \tilde{n})$ ($\tilde{n}$ คือจำนวนจุดข้อมูลที่ใช้ในขั้นตอนฝึกสำหรับวิธี bootstarp โดยทั่วไป $\tilde{n} \approx 0.632n$) [CM16]

สำหรับในขั้นตอนการพยากรณ์ดังจะเห็นว่าการคำนวณค่าพยากรณ์ในแบบจำลองต้นไม้แต่ละแบบจำลองเป็นการตรวจสอบเงื่อนไขของตัวแปรต้นในแต่ละระดับความลึกของต้นไม้ (d) ดังนั้นความซับซ้อนของการคำนวณในขั้นตอนทำนาย กรณีที่แย่ที่สุดเท่ากับ $\mathcal{O}(n_{\text{tree}}d)$

ตาราง 4: ความซับซ้อนในการคำนวณของวิธีพยากรณ์ด้วยแบบจำลองต่างๆ

วิธี	ขั้นตอนฝึก	ขั้นตอนทำนาย (ต่อหนึ่งจุดพยากรณ์)
Linear Regression	$\mathcal{O}(n^2p)$	$\mathcal{O}(p)$
Multivariate Adaptive Regression Splines	$\mathcal{O}(npM^3)$	$\mathcal{O}(pM)$
Support Vector Regression	$\mathcal{O}(n^3)$	$\mathcal{O}(Sp)$
Random forest	$\mathcal{O}(n_{\text{tree}}md\tilde{n} \log \tilde{n})$	$\mathcal{O}(n_{\text{tree}}d)$
Artificial Neural Network	-	$\mathcal{O}(pr + r(q-1) + rt)$

7 การวิเคราะห์และวิจารณ์ผลลัพธ์ของโครงงาน

สมรรถนะของการพยากรณ์แต่ละระยะพยากรณ์

จาก*รูปที่ 23* จะเห็นว่าในการพยากรณ์ระยะใกล้ (30 นาทีล่วงหน้า) สมรรถนะการพยากรณ์ของทั้ง 4 แบบจำลองมีความใกล้เคียงกัน แต่เมื่อพิจารณาการพยากรณ์ที่ระยะไกลออกไปเราจะเห็นความแตกต่างของ RMSE มากขึ้นเนื่องจากในการพยากรณ์ในระยะที่ไกลขึ้นค่าความเข้มแสงจะมีความผันผวนมากขึ้น ผลลัพธ์ชี้ให้เห็นว่าว่าแบบจำลองจะมีสมรรถนะลดลงเมื่อพยากรณ์ในระยะไกลขึ้น โดยแบบจำลอง RF มีสมรรถนะดีที่สุดทุกระยะการพยากรณ์

นอกจากนี้*รูปที่ 15* และ*รูปที่ 23* แบบจำลอง Random forest, SVR และ MARs มีสมรรรถนะการในระยะไกล (ระยะ 180 นาทีล่วงหน้าเป็นต้นไป) ที่ดีกว่าแบบจำลอง ANN อย่างเห็นได้ชัดเนื่องจากการพยากรณ์ในระยะไกลนั้นควรใช้ตัวแปรต้นที่สะท้อนถึงแนวโน้มของค่าพยากรณ์ที่เวลานั้นๆ ซึ่งใน Random forest, SVR และ MARs นั้นใช้ $I_{\text{clr}}(t+1)$, ..., $I_{\text{clr}}(t+8)$ ซึ่งสะท้อนค่าแนวโน้มความเข้มแสงอาทิตย์ในสภาวะท้องฟ้าใส ณ เวลาของค่าพยากรณ์เป็นหนึ่งในตัวแปรต้น ทำให้แบบจำลองในกลุ่มนี้มีสมรรถนะการพยากรณ์ในระยะไกลที่ดีกว่าแบบจำลอง ANN ซึ่งที่เพียง $I_{\text{ema}}^{(d-1)}(t+1), \ldots, I_{\text{ema}}^{(d-1)}(t+8)$ ในการอธิบายค่าแนวโน้มความเข้มแสงอาทิตย์ ณ เวลาของค่า

พยากรณ์โดยอาศัยค่าจากวันที่ผ่านมา นอกจากนี้สังเกตว่าวิธี Linear regression มีสมรรถนะแย่ที่สุด ชี้ให้เห็นถึงความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นของตัวแปรต้นและค่าพยากรณ์

สมรรถนะของการพยากรณ์แต่ละจุดเวลา

จาก*รูปที่ 21* และ*รูปที่ 22* แบบจำลองทั้ง 5 แบบจำลองมีสมรรถนะในช่วงเวลาเช้าและเย็นดีกว่าในช่วงเวลากลางวันโดยจากการทดลองพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้า และโรงไฟฟ้าในภาคกลางให้ผลลัพธ์ตรงกันคือช่วงเวลาที่ RMSE มีค่าสูงสุดคือ ระหว่างช่วงเวลา 13.00-14.00 น. เนื่องจากเป็นช่วงเวลาที่ความเข้มแสงอาทิตย์มีความผันผวนตาม*รูปที่ 9* นอกจากนี้ในการพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมไฟฟ้าด้วยวิธี Linear regression และ MARS ซึ่งไม่ได้มีการแยกแบบจำลองตามช่วงเช้า/กลางวัน/เย็น พบว่า RMSE มีค่าสูงในช่วงเวลา 16.00 - 16.30 น. เนื่องจากเป็นช่วงเวลาที่ความเข้มแสงอาทิตย์มีค่าลดลงอย่างรวดเร็วแตกต่างจากช่วงเวลาอื่นๆแสดงให้เห็นว่าการแยกแบบจำลองตามช่วงเวลาตามวิธีที่ใช้ในแบบจำลอง SVR และ RF มีความเหมาะสม

การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง

จาก*ตารางที่ 5* และ*ตารางที่ 6* จะเห็นว่าวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงมีสมรรถนะการพยากรณ์โดยรวมที่ดีกว่าการพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ในทุกแบบจำลองสอดคล้องกันจากข้อมูลทั้ง 2 แหล่ง เนื่องจากการพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์มีการสะสมความคลาดเคลื่อนใน 2 ขั้นตอนกล่าวคือในขั้นตอนการพยากรณ์ค่าความเข้มแสง และขั้นตอนการแปลงค่าความเข้มแสงอาทิตย์เป็นกำลังผลิตไฟฟ้าต่างจากการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงตาม*รูปที่ 12* ซึ่งมีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นเพียงขั้นตอนเดียวจากการพยากรณ์ ทำให้วิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงให้สมรรถนะการพยากรณ์ที่ดีกว่าการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์อธิบายดังนี้

ให้ e_x แทนค่าความผิดพลาดในการประมาณตัวแปร x

สมมติให้ในขั้นตอนพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์เกิดค่าความผิดพลาดเท่ากับ e_I นั่นคือ $\hat{I} = I + e_I$ และเมื่อเรานำความเข้มแสงอาทิตย์ที่พยากรณ์ได้ผ่านแบบจำลองแปลงความเข้มแสงอาทิตย์เป็นพลังงานไฟฟ้าตามสมการ

$$\hat{P}(\hat{I}) = a_1\hat{I} + a_2\hat{I}^2 + a_3\hat{I}^3$$

อย่างไรก็ตามค่าพารามิเตอร์ a_1, a_2, a_3 ในแบบจำลองเป็นค่าที่ถูกประมาณโดยใช้ชุดข้อมูลฝึก นอกจากนี้โครงสร้างของแบบจำลองถูกกำหนดขึ้นอย่างง่าย และอาจมีตัวแปรอื่นๆที่เกี่ยวข้องกับค่ากำลังผลิตไฟฟ้าเพิ่มเติมซึ่งไม่ได้อยู่ในโครงสร้างแบบจำลองข้างต้นจึงมีค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในส่วนนี้ด้วย นั่นคือค่าความผิดพลาดจะเกิดจากค่าความผิดพลาดจากโครงสร้างแบบจำลอง (model error) และค่าความผิดพลาดจากการประมาณ (estimation error) ดังนั้นเราจึงเขียนสมการได้ว่า

$$P(\hat{I}) = (a_1 + e_{a_1})\hat{I} + (a_2 + e_{a_2})\hat{I}^2 + (a_3 + e_{a_3})\hat{I}^3 + e_{\text{structure}}$$

โดยที่ $e_{\text{structure}}$ เป็นค่าความผิดพลาดที่เกิดจากการเลือกโครงสร้างแบบจำลอง

ดังนั้นความผิดพลาดในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์จึงเขียนได้เป็น $e_{P_{\text{indirect}}} = f(e_I, e_a, e_{\text{structure}})$ ขณะที่การพยากรณ์โดยตรงความผิดพลาดในการพยากรณ์เกิดขึ้นในขั้นตอนพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าเพียงอย่างเดียว สมมติให้เกิดค่าความผิดพลาดเท่ากับ $e_{P_{\text{direct}}}$ นั่นคือ $\hat{P} = P + e_{P_{\text{direct}}}$

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า $e_{P_{\text{direct}}}$ มีค่าน้อยกว่า $e_{P_{\text{indirect}}}$ สำหรับทุกๆแบบจำลองพยากรณ์ นั่นคือวิธีการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรงให้สมรรถนะการพยากรณ์ที่ดีกว่าการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์

ความซับซ้อนในการคำนวณ

ในที่นี้เราจะให้ความสำคัญกับความซับซ้อนในการคำนวณในขั้นตอนการทำนาย เนื่องจากจะเป็นส่วนที่เกิดขึ้นเมื่อเรานำวิธีการไปใช้จริง ซึ่งจากผลลัพธ์ในหัวข้อที่ 6.5 พบว่าความซับซ้อนในการคำนวณในขั้นตอนพยากรณ์ของแต่ละวิธีไม่แตกต่างกันอย่างมีมากนักในเชิงการนำไปใช้งาน โดยวิธีที่มีความซับซ้อนสูงสุดคือ ANN รองลงมาคือ RF, SVR, MARS และ Linear Regression ด้วยความซับซ้อนในการคำนวณ $\mathcal{O}(pr + r(q-1) + rt)$, $\mathcal{O}(n_{\text{tree}}d)$, $\mathcal{O}(Sp)$, $\mathcal{O}(pM)$, $\mathcal{O}(p)$ ตามลำดับ

แบบจำลองที่มีสมรรถนะดีที่สุด

จากการทดลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า ณ ตึกวิศวกรรมไฟฟ้าและโรงไฟฟ้าในภาคกลาง ได้ผลลัพธ์สรุปดัง*ตารางที่ 5*และ*ตารางที่ 6* จะเห็นว่าจากการทดลองบนข้อมูลทั้ง 2 แหล่งให้ผลลัพธ์ที่สอดคล้องกันว่าแบบจำลอง random forest มีสมรรถนะการพยากรณ์ที่ดีที่สุดในทุกระยะการพยากรณ์ โดยเมื่อพิจารณา*รูปที่ 18* และ*รูปที่ 26* ซึ่งแสดงค่า MBE และ NMBE ในแต่ละจุดเวลาของค่าพยากรณ์ของข้อมูลทั้ง 2 แหล่งจะเห็นว่าผลการพยากรณ์จากแบบจำลอง random forest นั้นมีค่าใกล้เคียงศูนย์ในทุกๆจุดเวลา สะท้อนให้เห็นถึงความสามารถในการจำแนกเวลาในการพยากรณ์ของแบบจำลองได้ สอดคล้องกับผลการวิเคราะห์ข้อมูลในหัวข้อที่ 4 ซึ่งพบการกระจายตัวของข้อมูลที่แตกต่างกันในแต่ละช่วงเวลา ด้วยคุณสมบัตินี้ของแบบจำลองทำให้แบบจำลอง random forest มีสมรรถนะการพยากรณ์ที่ดีที่สุดแต่ต้องแลกมาด้วยความซับซ้อนในการคำนวณที่สูงเช่นกัน อย่างไรก็ตามแบบจำลอง ANN ที่มีความซับซ้อนในขั้นตอนฝึกสูงสุดแต่สมรรถนะไม่ดีไปกว่าแบบจำลอง random forest นัก ชี้ให้เห็นถึงความซับซ้อนของแบบจำลองที่เกินความจำเป็น

ตาราง 5: NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามระยะพยากรณ์** ณ ตึกวิศวกรรมไฟฟ้า

แบบจำลองที่ใช้พยากรณ์	NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์							
	$\hat{P}(t+1)$	$\hat{P}(t+2)$	$\hat{P}(t+3)$	$\hat{P}(t+4)$	$\hat{P}(t+5)$	$\hat{P}(t+6)$	$\hat{P}(t+7)$	$\hat{P}(t+8)$
LR direct method	7.876	10.085	11.169	11.762	12.048	12.229	12.317	12.396
LR indirect method	8.873	10.683	11.617	12.117	12.369	12.522	12.597	12.635
MARs direct method	7.745	9.746	10.719	11.293	11.607	11.807	11.857	11.814
MARs indirect method	8.683	10.241	11.008	11.474	11.729	11.843	11.814	11.684
SVR direct method	7.920	9.800	10.702	11.224	11.497	11.671	11.672	11.536
SVR indirect method	8.560	10.051	10.774	11.259	11.544	11.748	11.781	11.686
RF direct method	**7.440**	**9.078**	**9.836**	**10.298**	**10.588**	**10.782**	**10.872**	**10.897**
RF indirect method	8.446	9.893	10.587	11.017	11.292	11.424	11.461	11.417
ANN direct method	7.518	9.403	10.384	11.055	11.536	11.926	12.127	12.274
ANN indirect method	8.519	10.114	10.938	11.487	11.870	12.133	12.275	12.385

ตาราง 6: NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามระยะพยากรณ์** ณ โรงไฟฟ้าภาคกลาง

แบบจำลองที่ใช้พยากรณ์	NRMSE ของกำลังผลิตไฟฟ้าในแต่ละระยะการพยากรณ์							
	$\hat{P}(t+1)$	$\hat{P}(t+2)$	$\hat{P}(t+3)$	$\hat{P}(t+4)$	$\hat{P}(t+5)$	$\hat{P}(t+6)$	$\hat{P}(t+7)$	$\hat{P}(t+8)$
LR direct method	6.252	8.460	9.523	10.192	10.537	10.736	10.864	10.960
LR indirect method	7.291	9.030	9.920	10.485	10.763	10.924	11.036	11.140
MARs direct method	6.196	8.320	9.315	9.932	10.267	10.480	10.628	10.711
MARs indirect method	7.242	8.851	9.615	10.127	10.423	10.626	10.773	10.842
SVR direct method	6.398	8.095	9.043	9.728	10.137	10.345	10.436	10.372
SVR indirect method	7.139	8.472	9.167	9.644	9.976	10.201	10.275	10.204
RF direct method	**6.018**	**7.547**	**8.285**	**8.813**	**9.158**	**9.389**	**9.521**	**9.511**
RF indirect method	6.931	8.120	8.719	9.159	9.406	9.556	9.631	9.572

8 บทสรุป

ในโครงงานนี้เรานำเสนอการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 30, 60, 90, ..., 240 นาทีล่วงหน้า พยากรณ์ตั้งแต่เวลา 5:30-17:00 น. ทุกๆ 30 นาที ณ ตึกภาควิศวกรรมศาตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย และโรงไฟฟ้าในภาคกลาง

ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองเก็บในช่วงวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2560 จนถึงวันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ. 2561 โดยข้อมูลทั้งหมดผ่านการจัดการข้อมูลที่สูญหาย และลดอัตราสุ่มลงเหลือ 30 นาที

วิธีการพยากรณ์แบ่งออกเป็น 2 วิธีคือ การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ และการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง โดยเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองพยากรณ์ซึ่งใช้เทคนิคที่แตกต่างกันทั้ง 5 แบบประกอบด้วย Linear regression, Multivariate adaptive regression splines, Artificial neural network, Support vector regression และ Random forest ทั้งในแง่ของความผิดพลาดในการพยากรณ์และความซับซ้อนในการคำนวณ ผลลัพธ์ของโครงงานแบ่งออกได้ดังนี้

การคัดเลือกคุณลักษณะ

คุณลักษณะที่มีความสำคัญสำหรับการพยากรณ์ความเข้มแสงอาทิตย์ ประกอบด้วย ความเข้มแสงอาทิตย์ย้อนหลังในวันเดียวกัน, ความเข้มแสงอาทิตย์ย้อนหลังในวันก่อนหน้าที่เวลาเดียวกัน, ความชื้นสัมพัทธ์ และดัชนีรังสีอัลตราไวโอเลต ซึ่งเราสามารถใช้คุณลักษณะเหล่านี้ในการแบบออกแบบจำลองและพัฒนาวิธีการพยากรณ์ต่อไป

การเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลอง

แบบจำลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ทั้ง 2 วิธีคือการพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์และการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง และแบ่งออกเป็น 5 เทคนิคการพยากรณ์ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์แบบโดยตรงมีสมรรถนะที่ดีกว่าการพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์ในทุกๆเทคนิคการพยากรณ์ และการพยากรณ์ในระยะใกล้มีสมรรถนะสูงกว่าการพยากรณ์ในระยะไกลซึ่งเป็นเรื่องที่สมเหตุสมผล เพราะการพยากรณ์กำลังผลิตล่วงหน้าในอนาคตที่ยาวนานกว่าย่อมมีความไม่แน่นอนที่มากกว่า นอกจากนี้*ตารางที่ 7*และ*ตารางที่ 8* สมรรถนะการพยากรณ์ในช่วงเวลาเช้าและเย็นจะสูงกว่าช่วงเวลากลางวันซึ่งเป็นช่วงเวลาที่ความเข้มแสงอาทิตย์มีการกระจายตัวสูง

การเปรียบเทียบสมรรถนะของแต่ละแบบจำลองตามเทคนิคการพยากรณ์ได้ผลลัพธ์สอดคล้องกันทั้งในการพยากรณ์ ณ ตึกภาควิศวกรรมศาตร์ และโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในภาคกลางว่าแบบจำลอง SVR และ RF ที่มีการแยกแบบจำลองตามช่วงเวลา ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าแบบจำลองฐาน นอกจากนี้ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง RF มีสมรรถนะที่ดีกว่าแบบจำลองอื่นๆรวมทั้ง ANN โดยจะเห็นความแตกต่างที่ชัดเจนในการพยากรณ์ระยะไกล

ตาราง 7: NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามเวลา** ณ ตึกวิศวกรรมไฟฟ้า

เวลาของค่าพยากรณ์	การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์					การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง				
	RF	ANN	SVR	MARs	LR	RF	ANN	SVR	MARs	LR
06:00	**0.779**	1.309	0.663	1.317	2.587	**0.510**	0.797	1.021	1.287	2.864
06:30	**2.382**	2.484	2.534	2.393	3.111	**2.363**	2.560	2.524	2.752	3.533
07:00	2.465	**2.354**	2.472	2.389	2.979	**2.244**	2.518	2.331	2.559	2.985
07:30	3.973	**3.846**	4.179	3.926	4.083	**3.546**	3.613	3.614	3.820	3.925
08:00	**6.187**	6.585	6.307	6.622	6.814	**5.508**	6.134	6.778	6.244	6.766
08:30	7.534	**7.310**	7.493	7.890	8.195	**6.565**	6.676	7.092	6.789	7.214
09:00	8.895	**8.384**	8.798	9.333	9.369	7.711	**7.666**	7.934	7.973	8.120
09:30	10.52	10.04	**9.888**	10.78	10.59	8.790	**8.561**	8.903	8.813	8.835
10:00	**10.21**	10.31	10.44	10.59	10.76	**9.062**	9.249	10.23	9.258	9.591
10:30	11.34	**11.09**	11.22	11.48	11.56	10.00	9.857	10.40	**9.954**	10.17
11:00	11.83	**11.59**	11.66	11.92	11.95	10.52	**10.42**	11.05	10.58	10.63
11:30	11.92	11.71	**11.52**	11.99	12.07	**10.32**	10.43	10.84	10.49	10.54
12:00	12.28	**11.65**	12.34	12.36	12.34	**10.83**	10.87	11.28	10.95	11.10
12:30	11.52	**11.22**	11.35	11.40	11.47	**10.34**	10.41	10.93	10.35	10.45
13:00	11.85	**11.42**	11.79	11.58	12.05	**10.87**	10.92	11.58	11.22	11.47
13:30	12.02	**11.34**	12.42	11.84	12.23	10.85	**10.74**	11.37	10.96	11.04
14:00	11.37	**10.78**	11.93	11.50	11.70	10.12	**9.988**	10.61	10.25	10.17
14:30	10.18	**9.692**	11.18	10.62	10.68	**9.148**	**9.148**	9.492	9.250	9.394
15:00	8.476	**8.116**	8.920	8.719	8.784	7.743	**7.550**	8.075	7.832	7.828
15:30	7.383	**6.998**	8.105	7.598	7.608	6.639	6.743	7.204	**6.518**	6.647
16:00	6.495	**6.033**	6.476	7.505	8.425	**4.336**	5.271	5.121	7.316	7.323
16:30	**3.462**	3.783	3.997	6.422	7.329	**2.974**	3.293	3.048	4.886	4.525
17:00	**2.093**	2.128	2.187	3.122	3.076	**1.865**	2.062	1.891	2.243	2.290
17:30	1.481	1.649	**1.470**	2.037	1.873	1.260	1.631	**1.221**	2.044	1.713

แบบจำลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

จากแบบจำลองพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ทั้ง 2 วิธีคือ การพยากรณ์ผ่านความเข้มแสงอาทิตย์และการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง โดยผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า สำหรับการพยากรณ์ 30 นาทีล่วงหน้าแบบจำลอง Random Forest ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมีค่า NRMSE เท่ากับ 6.93% และ 6.02% ตามลำดับ (ผลพยากรณ์ ณ โรงไฟฟ้าในภาคกลาง) และยังเป็นแบบจำลองที่มีความซับซ้อนในขั้นตอนพยากรณ์ไม่สูงมากนักเทียบกับวิธีการอื่นๆ เช่น ANN อีกด้วย

เมื่อนำผลลัพธ์ที่ได้เปรียบเทียบกับงานในวิจัยในอดีตตามหัวข้อที่ 1 [VKSB16] ใช้วิธี SARIMA และ [BMP13] ใช้วิธี SARIMA-SVR ในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 1 ชั่วโมงล่วงหน้าให้ผลลัพธ์ค่า NRMSE เท่ากับ 8.12 และ 9.40% ตามลำดับซึ่งมีค่าใกล้เคียงกับผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ดีที่สุดที่ได้นำเสนอในโครงงานฉบับนี้ หรือจากงานของ [XCS12] ที่ใช้วิธี SVR ร่วมกับการวิเคราะห์ความคล้ายกันของแต่ละวันในการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 2 ชั่วโมง ให้ผลลัพธ์ค่า NRMSE เท่ากับ 9.34% เทียบกับผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ดีที่สุดในโครงงานฉบับนี้ที่ระยะในการพยากรณ์เดียวกัน ให้ผลลัพธ์ค่า NRMSE เท่ากับ 8.81% ซึ่งมีสมรรถนะสูงกว่า อย่างไรก็ตามค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นยังขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง เช่น การกระจายตัว และสภาพภูมิอากาศที่แตกต่างกันไปในแต่ละพื้นที่ นอกจากนี้ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองสอดคล้องกับงานของ [AMR18] ที่เปรียบเทียบการใช้วิธี SVR และ RF เพื่อพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าในระยะ 1 ชั่วโมงและได้ผลลัพธ์ว่าวิธี RF มีสมรรถนะที่ดีกว่าวิธี SVR

ในการพัฒนาเทคนิคการพยากรณ์ในอนาคต เรายังสามารถผลลัพธ์การพยากรณ์ที่ได้ไปใช้ร่วมกับผลการพยากรณ์ด้วยวิธีการอื่นๆ ซึ่งมีลักษณะเฉพาะแตกต่างกันได้ เช่น ใช้แบบจำลองซึ่งใช้ข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกันออกไป โดยใช้เทคนิคเทคนิคการเรียนรู้ร่วมกัน (Ensemble Method) จะทำให้ได้วิธีการพยากรณ์ที่มีสมรรถนะดียิ่งขึ้นต่อไป

ตาราง 8: NRMSE ของการพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้า**แยกตามเวลา** ณ โรงไฟฟ้าภาคกลาง

เวลาของค่าพยากรณ์	การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าผ่านความเข้มแสงอาทิตย์				การพยากรณ์กำลังผลิตไฟฟ้าโดยตรง			
	RF	SVR	MARs	LR	RF	SVR	MARs	LR
06:00	**0.988**	1.035	1.949	3.169	**0.620**	0.922	1.999	2.726
06:30	1.541	**1.416**	2.070	3.437	**1.047**	1.143	2.189	2.927
07:00	2.071	**1.886**	2.366	3.035	**2.147**	2.626	2.557	2.804
07:30	**3.176**	3.222	3.617	3.624	**3.129**	3.907	3.430	3.697
08:00	**4.262**	4.278	4.767	5.029	**4.006**	4.567	4.506	4.819
08:30	5.431	**5.388**	5.634	5.976	**4.847**	4.867	5.046	5.256
09:00	6.694	**6.691**	6.919	7.146	**5.936**	5.993	5.983	6.105
09:30	**6.836**	6.884	7.141	7.293	**5.877**	6.031	5.990	6.100
10:00	**7.463**	7.517	7.664	7.773	**6.272**	6.580	6.318	6.411
10:30	**8.301**	8.419	8.425	8.440	7.028	7.246	**6.936**	7.010
11:00	**8.614**	8.793	8.751	8.709	7.273	7.571	**7.176**	7.219
11:30	9.045	9.141	9.085	**9.039**	7.514	7.823	**7.178**	7.267
12:00	**9.452**	9.732	9.529	9.529	7.937	8.273	**7.704**	7.831
12:30	**9.654**	10.05	9.882	9.940	**8.006**	8.656	8.037	8.124
13:00	**10.04**	10.24	10.30	10.34	**8.640**	9.180	8.742	8.862
13:30	**9.594**	10.00	9.793	9.814	8.434	8.860	**8.414**	8.510
14:00	**10.41**	10.86	10.78	10.85	**9.386**	10.02	9.645	9.765
14:30	**9.418**	9.716	9.521	9.463	**8.370**	8.867	8.421	8.408
15:00	**8.379**	8.853	8.499	8.435	7.492	7.995	**7.362**	7.378
15:30	**7.173**	7.398	7.382	7.352	**6.435**	7.001	6.591	6.606
16:00	**6.083**	6.549	6.540	6.526	**5.677**	6.194	5.929	5.950
16:30	**4.688**	4.993	5.420	5.432	**4.363**	4.768	5.061	4.993
17:00	**3.237**	3.624	4.809	4.601	**2.828**	3.359	4.267	4.065
17:30	**2.015**	2.320	3.974	3.396	**1.520**	2.134	3.096	2.633

9 กิตติกรรมประกาศ

โครงงานฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างสมบูรณ์ด้วยความกรุณาอย่างยิ่งจาก ผศ.ดร. จิตโกมุท ส่งศิริ ที่ได้สละเวลาอันมีค่าแก่คณะผู้จัดทำ เพื่อให้คำปรึกษาและแนะนำตลอดจนตรวจทานแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่เป็นอย่างยิ่ง ตลอดระยะเวลาการทำโครงงานฉบับนี้จนสำเร็จสมบูรณ์ลุล่วงได้ด้วยดี คณะผู้จัดทำขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบคุณภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าที่ให้การสนับสนุนทั้งในด้านสถานที่และข้อมูลที่ใช้ในการจัดทำโครงงานฉบับนี้จากทีมวิจัยสมาร์ทกริด จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย[SGR]

ขอขอบคุณกรมการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยและโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในภาคกลางที่ให้การสนับสนุนข้อมูลกำลังผลิตไฟฟ้า และความเข้มแสงอาทิตย์ที่ใช้ในการจัดทำโครงงานฉบับนี้

สุดท้ายนี้ขอขอบคุณพี่ๆ และเพื่อนๆ ในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ที่ให้ความช่วยเหลือและกำลังใจในการจัดทำโครงงานฉบับนี้เสมอมา

เอกสารอ้างอิง

[AMR18] W.M. Ahmad, M. Mourshed, and Y. Rezgu. Tree-based ensemble methods for predicting PV power generation and their comparison with support vector regression. *Energy*, 164:465–474, 2018.

[AOE+16] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F.J. Martinez de Pison, and F. Antonanzas-Torres. Review of photovoltaic power forecasting. *Solar Energy*, 136:78–111, 2016.

[BA01] S. Bernhard and S. Alexander. *Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond*. MIT Press, 2001.

[BEO16] W. Björn, L. Elke, and K. Oliver. Statistical learning for short-term photovoltaic power predictions. In *Computational sustainability*, pages 31–45. Springer, 2016.

[Ber45] H. Bernhard. Insolation in relation to cloudiness and cloud density. *Journal of meteorology*, 2(3):154–166, 1945.

[BL07] L. Bottou and C. Lin. Support vector machine solvers. *Large scale kernel machines*, 3(1):301–320, 2007.

[BMP13] M. Bouzerdoum, A. Mellit, and A.M. Pavan. A hybrid model (SARIMA–SVM) for short-term power forecasting of a small-scale grid-connected photovoltaic plant. *Solar Energy*, 98:226–235, 2013.

[CL11] C. Chang and C. Lin. Libsvm: A library for support vector machines. *ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST)*, 2(3):27, 2011.

[CM16] G. Callejas and A. Miguel. The effects of model and data complexity on predictions from species distributions models. *Ecological Modelling*, 326:4–12, 2016.

[CV95] C. Corinna and V. Vladimir. Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3):273–297, 1995.

[DE12] R. Djamila and M. Ernest. *Optimization of photovoltaic power systems: modelization, simulation and control*. Springer Science & Business Media, 2012.

[FAGJ15] M. Francisco, T. Alicia, C. Gualberto, and R. José. A survey on data mining techniques applied to energy time series forecasting. *Energies*, In press, 11 2015.

[FHT01] J. Friedman, T. Hastie, and R. Tibshirani. *The elements of statistical learning*, volume 1. Springer series in statistics New York, 2001.

[Fri93] J. Friedman. Fast MARS. Technical report, Technical Report, 1993.

[IPC13] R.H. Inman, H. Pedro, and C.F.M. Coimbra. Solar forecasting methods for renewable energy integration. *Progress in energy and combustion science*, 39(6):535–576, 2013.

[Jer91] F. Jerome. Multivariate adaptive regression splines. *The annals of statistics*, pages 1–67, 1991.

[Joh99] P. John. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. advances in kernel methods—support vector learning (pp. 185–208). *AJ, MIT Press, Cambridge, MA*, 1999.

[JWHT13] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani. *An Introduction to statistical learning*, volume 112. Springer, 2013.

[MEPV12] P. Marius, P. Eugenia, G. Paul, and B. Viorel. *Weather modeling and forecasting of PV systems operation*. Springer Science & Business Media, 2012.

[MIG16] R. Mashud, K. Irena, and A. Vassilios G. Univariate and multivariate methods for very short-term solar photovoltaic power forecasting. *Energy Conversion and Management*, 121:380–390, 2016.

[PC07] A. Pansak and S. Chumnong. An assessment of the ashrae clear sky model for irradiance prediction in thailand. *Asian J. Energy Environ*, 8(02):523–532, 2007.

[PR02] I. Pierre and P. Richard. A new airmass independent formulation for the linke turbidity coefficient. *Solar Energy*, 73(3):151–157, 2002.

[RSO14] L. Roi, S. Shwartz, and S. Ohad. On the computational efficiency of training neural networks. In Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. D. Lawrence, and K. Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pages 855–863. Curran Associates, Inc., 2014.

[SGR] Smart Grid Research Unit: SGRU. Pv measurement data set. `http://www.sgru.eng.chula.ac.th/`. Accessed on Apr 28, 2020.

[SS04] A.J. Smola and B. Schölkopf. A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, 14(3):199–222, 2004.

[SSY] M. Samanta, B. Srikanth, and J. Yerrapragada. Short-term power forecasting of solar pv systems using machine learning techniques.

[Vap99] V. Vapnik. An overview of statistical learning theory. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(5):988–999, 1999.

[Vio97] B. Viorel. Verification of some very simple clear and cloudy sky models to evaluate global solar irradiance. *Solar Energy*, 61(4):251–264, 1997.

[VKSB16] S. Vagropoulos, G. Chouliarasand . Kardakosand, C. Simoglou, and A. Bakirtzis. Comparison of SARIMAX, SARIMA, modified SARIMA and ANN-based models for short-term PV generation forecasting. In *2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, pages 1–6. IEEE, 2016.

[XCS12] R. Xu, H. Chen, and X. Sun. Short-term photovoltaic power forecasting with weighted support vector machine. In *2012 IEEE International Conference on Automation and Logistics*, pages 248–253. IEEE, 2012.

[จ57] เสริม จันทร์ฉาย. *รังสีอาทิตย์*. หน่วยวิจัยพลังงานแสงอาทิตย์ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร, 2557.

10 ภาคผนวก

ในภาคผนวกนี้จะนำเสนอที่มาของค่าพารามิเตอร์ที่เลือกใช้ในแบบจำลอง Support Vector Regression และ Random Forest และเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองที่เปลี่ยนแปลงไปเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง

10.1 ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง Support Vector Regression

สมรรถนะของ SVR นั้นขึ้นอยู่กับชนิดของเคอร์เนลฟังก์ชันที่เลือกใช้และพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเคอร์เนลนั้นๆ โดยในรายงานฉบับนี้เลือกใช้ Radial-basis function (RBF) kernel เนื่องจากการคำนวณเคอร์เนลฟังก์ชันดังกล่าวสมนัยกับการคำนวณผลคูณแบบจุดของข้อมูลขาเข้าที่อยู่ในปริภูมิมิติอนันต์ทำให้สามารถรับมือกับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ [SS04] โดยมีพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเคอร์เนลดังนี้

1. สัมประสิทธ์ของฟังก์ชันลงโทษ (C) เป็นค่าที่ควบคุมความสมดุลระหว่าง การยอมรับความคลาดเคลื่อนที่มากกว่า ε ในชุดข้อมูลฝึกและความซับซ้อนของแบบจำลอง [BA01] การปรับค่า C ให้มีค่าน้อยเป็นการยอมให้เกิดความคลาดเคลื่อนในชุดข้อมูลฝึกได้มากซึ่งสามารถนำไปสู่เกิดปัญหาการเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลน้อยเกินไป (Under-fitting) ในทางตรงกันข้ามการปรับค่า C ให้มีค่ามากจะเป็นการบังคับให้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์มุ่งเน้นที่จะลด emperical risk ให้ต่ำที่สุดในชุดข้อมูลฝึกซึ่งสามารถนำไปสู่แบบเกิดปัญหาการเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลมากเกินไป (Over-fitting)

2. สัมประสิทธ์เคอร์เนล (γ)
   เป็นค่าที่แสดงถึงระยะของอิทธิพลของจุดข้อมูลฝึกหนึ่งๆ โดยถ้ากำหนดให้ γ มีค่าน้อย แสดงถึงอิทธิพลของจุดข้อมูลฝึกหนึ่งๆมีระยะไกล ในทางตรงกันข้ามถ้ากำหนดให้ γ มีค่ามาก แสดงถึงอิทธิพลของจุดข้อมูลฝึกหนึ่งๆมีระยะใกล้

3. ค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (ε)
   เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดขนาดของบริเวณที่ยอมให้เกิดความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าพยากรณ์จากฟังก์ชันและค่าจริง โดยการปรับค่า (ε) สูงจะเป็นการลดความแม่นยำของการพยากรณ์ในชุดข้อมูลฝึก

ในการปรับค่าพารามิเตอร์ทั้ง 3 จะเริ่มจากกำหนดให้ค่า $\gamma = 1/p$ โดยที่ p แทนจำนวนคุณลักษณะทั้งหมดของตัวแปรต้น ตามที่มีการเสนอใน [CL11] ซึ่งในที่นี้ $\gamma = 1/11$ และค่า $\varepsilon = 0.1$ จากนั้นปรับค่า C ระหว่างช่วง 2^{-3} ถึง 2^{9} จากผลใน *ตารางที่ 9* พบว่าสำหรับการเพิ่มค่า C ในตอนต้น สมรรถนะของแบบจำลองในชุดข้อมูลตรวจสอบจะเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญแต่เมื่อเพิ่มค่า C ถึงค่าหนึ่งสมรรถนะแบบจำลองในชุดข้อมูลตรวจสอบจะค่อนข้างคงที่ในขณะที่สมรรถนะแบบจำลองในชุดข้อมูลฝึกยังคงเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องจึงสรุปได้ว่าการเพิ่มค่า C ต่อไปจากค่าดังกล่าวสามารถนำไปสู่ปัญหาการเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลมากเกินไป ดังนั้นจึงเลือกค่า $C = 128$ หลังจากนั้นปรับค่า γ ระหว่างช่วง 2^{-7} ถึง 2^{2} ในขณะที่กำหนดค่า $C = 16$ และ $\varepsilon = 0.1$จากผลใน*ตารางที่ 10* พบว่าค่า γ ที่ทำให้ RMSE ต่ำที่สุดคือ $\gamma = 0.125$ สุดท้ายปรับค่า ε ระหว่างช่วง 2^{-4} ถึง 2^{7} ผลใน*ตารางที่ 11* พบว่าสำหรับค่า ε ที่น้อยกว่า 16 การปรับค่า ε นั้นไม่ส่งผล อย่างมีนัยสำคัญต่อสมรรถนะของแบบจำลองสะท้อนให้เห็นว่าในการประมาณฟังก์ชันใดๆย่อมมีความคลาดเคลื่อนที่ไม่สามารถทำให้ลดลงได้ (irreducible error) เกิดขึ้นเสมอในที่นี้เลือกค่า $\varepsilon = 4$

สรุปค่าพารามิเตอร์ที่เลือกใช้คือ $C = 128, \gamma = 0.125$ และ $\varepsilon = 4$

ตาราง 9: สมรรถนะของแบบจำลอง SVR เมื่อปรับค่า C

C	RMSE	
	training set	validation set
2^{-2}	137.4814	131.0199
2^{-1}	121.6232	121.6037
2^{0}	113.5810	116.3607
2^{1}	109.0157	112.6498
2^{2}	106.1898	110.1800
2^{3}	104.5957	108.7586
2^{4}	103.4812	107.9071
2^{5}	102.6484	107.3979
2^{6}	101.8962	107.4631
2^{7}	101.0159	**107.3815**
2^{8}	100.1987	107.4247
2^{9}	99.2640	107.5412

หมายเหตุ ทดลองปรับค่า C ในขณะที่ค่า $\gamma = 1/11$ และ ε = 0.1

ตาราง 10: สมรรถนะของแบบจำลอง SVR เมื่อปรับค่า γ

γ	RMSE	
	training set	validation set
2^{2}	197.1516	201.7977
2^{1}	164.1737	165.2336
2^{0}	132.5032	132.7949
2^{-1}	113.8153	115.7224
2^{-2}	106.4343	109.5702
2^{-3}	104.7495	**108.6500**
2^{-4}	104.7007	109.1461
2^{-5}	105.1972	110.0012
2^{-6}	106.2430	111.4005
2^{-7}	108.2354	113.1515

หมายเหตุ ทดลองปรับค่า γ ในขณะที่ค่า C = 2^{7} และ ε = 0.1

ตาราง 11: สมรรถนะของแบบจำลอง SVR เมื่อปรับค่า ε

ε	RMSE	
	training set	validation set
2^{7}	115.3209	118.9872
2^{6}	106.2897	110.4693
2^{5}	104.9467	109.0708
2^{4}	104.7150	108.6971
2^{3}	104.7013	108.5600
2^{2}	104.6915	**108.6042**
2^{1}	104.7177	108.6412
2^{0}	104.7319	108.6539
2^{-1}	104.7444	108.6456
2^{-2}	104.7503	108.6537
2^{-3}	104.7491	108.6510
2^{-4}	104.7499	108.6464

หมายเหตุ ทดลองปรับค่า εในขณะที่ค่า C = 2^{7} และ γ = 2^{-3}

10.2 ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง Random Forest

พารามิเตอร์สำคัญที่เป็นตัวกำหนดเงื่อนไขของแบบจำลอง และยังส่งต่อประสิทธิภาพ/ความซับซ้อนในการคำนวณของการพยากรณ์มีดังนี้

1. จำนวนแบบจำลองต้นไม้ทั้งหมดภายในป่า เขียนแทนด้วย n_{tree}
   เป็นพารามิเตอร์ที่ส่งผลโดยตรงต่อกำลังการคำนวณที่ใช้ในทั้งการฝึกแบบจำลองและขั้นตอนการพยากรณ์โดยยิ่ง n_{tree} มีค่ามาก แบบจำลองจะมีความแปรปรวนต่อการเปลี่ยนแปลงชุดข้อมูลฝึกลดลง แต่ในขณะเดียวกันในการคำนวณจะใช้กำลังการคำนวณที่มากขึ้น

2. จำนวนระดับหรือความลึกมากสุดของต้นไม้ที่ยอมรับได้ เขียนแทนด้วย d
   เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดความซับซ้อนของแบบจำลองและการเข้ากันได้ในชุดข้อมูลฝึก การปรับค่า d ให้มีค่ามากเกินไปจะนำไปสู่เกิดปัญหาการเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลฝึกมากเกินไป (Over-fitting)

3. จำนวนตัวอย่างจากชุดข้อมูลฝึกน้อยสุดภายในปริภูมิ ที่ยินยอมให้มีการเริ่มต้นการแบ่งปริภูมิ เขียนแทนด้วย $n_{\text{min\_samples\_split}}$
   เป็นพารามิเตอร์ที่ควบคุมความสมดุลระหว่าง ค่า RMSE ในชุดข้อมูลฝึก และความซับซ้อนของแบบจำลอง การปรับค่า $n_{\text{min\_samples\_split}}$ ให้มีค่าน้อยเกินไปมีโอกาสที่จะทำให้จำนวนระดับหรือความลึกของต้นไม้มีค่ามาก และนำไปสู่เกิดปัญหาการเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลฝึกมากเกินไป (Over-fitting)

4. จำนวนตัวอย่างจากชุดข้อมูลฝึกน้อยสุดที่ยินยอมมีในแต่ละปริภูมิย่อย เขียนแทนด้วย $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$
   เป็นพารามิเตอร์ที่ควบคุมความสมดุลระหว่าง ค่า RMSE ในชุดข้อมูลฝึก และความซับซ้อนของแบบจำลอง การปรับค่า $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ ให้มีค่าน้อยเกินไปมีโอกาสที่จะทำให้จำนวนระดับหรือความลึกของต้นไม้มีค่ามาก และนำไปสู่เกิดปัญหาการเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลฝึกมากเกินไป (Over-fitting) เป็นพารามิเตอร์ที่มีความสัมพันธ์กันกับ $n_{\text{min\_samples\_split}}$

5. จำนวนคุณลักษณะของตัวแปรต้นใช้ในแต่ละปมของแบบจำลองต้นไม้ เขียนแทนด้วย m
   เป็นพารามิเตอร์ที่มีผลกับความแตกต่างกันระหว่างแบบจำลองต้นไม้ย่อยแต่ละแบบจำลอง เมื่อเราปรับค่า m ให้น้อยลง แบบจำลองต้นไม้ย่อยแต่ละแบบจำลองจะมีความแตกต่างกันมากขึ้น แต่การเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลฝึกจะลดลง

n_{tree} เป็นพารามิเตอร์ที่ส่งผลโดยตรงต่อกำลังการคำนวณที่ใช้ในทั้งการฝึกแบบจำลองและขั้นตอนการพยากรณ์ ซึ่งในการทดลองนี้เราจะกำหนด $n_{\text{tree}} = 1000$ จากนั้นจะทำคำนวณค่า RMSE ในชุดข้อมูลฝึกและชุดข้อมูลตรวจสอบ เมื่อปรับพารามิเตอร์ $n_{\text{min\_samples\_split}}$ และ $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ โดยไม่พิจารณาเงื่อนไขของ d และกำหนด $m = p = 25$

ตาราง 12: สมรรถนะของแบบจำลอง RF เมื่อปรับค่า $n_{\text{min\_samples\_split}}$ และ $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$

$n_{\text{min\_samples\_split}}$	$n_{\text{min\_samples\_leaf}}$	RMSE	
		training set	validation set
28	16	83.4965	105.3259
32	16	83.4965	105.3259
34	**16**	83.5903	**104.7497**
36	16	84.2358	105.2982
40	16	84.9581	105.2853
44	16	85.6133	105.2779
34	10	80.1608	104.8592
34	12	81.2877	104.8138
34	14	82.2806	104.7892
34	**16**	83.5903	**104.7497**
34	18	84.3997	104.7647
34	20	85.7072	104.6964

หมายเหตุ ทดลองปรับค่าค่า $n_{\text{min\_samples\_split}}$ และ $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ ในขณะที่ $m = 25$

จากผลลัพธ์ดัง*ตารางที่ 12* พบว่าการปรับค่า $n_{\text{min\_samples\_split}}$ และ $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ จะส่งผลต่อค่า RMSE ในชุดข้อมูลฝึก คือเมื่อเราเพิ่มค่า $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ หรือ $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ จะทำให้ค่า RMSE ในชุดข้อมูลฝึกมีค่าสูงขึ้นเพราะเป็นการจำกัดเงื่อนไขในการเข้ากัน (fitting) ของแบบจำลอง อย่างไรก็ตามการเพิ่มค่า $n_{\text{min\_samples\_split}}$ และ $n_{\text{min\_samples\_split}}$ เป็นการป้องกันปัญหาการเข้ากันระหว่างแบบจำลองและชุดข้อมูลมากเกินไป (Over-fitting) ซึ่งในที่นี้เราจะเลือก $n_{\text{min\_samples\_split}}$ และ $n_{\text{min\_samples\_leaf}}$ ซึ่งทำให้ค่า RMSE ในชุดข้อมูลตรวจสอบมีค่าต่ำที่สุด นั่นคือ

$$n_{\text{min\_samples\_split}} = 34, n_{\text{min\_samples\_leaf}} = 16$$

จากนั้นปรับค่า d ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ซึ่งกำหนดความซับซ้อนของแบบจำลองได้ผลลัพธ์ตาม*ตารางที่ 13* เลือกค่า d ซึ่งทำให้ RMSE ในชุดข้อมูลตรวจสอบมีค่าต่ำที่สุด นั่นคือ $d = 10$ สุดท้ายปรับค่า m ได้ผลลัพธ์ตาม*ตารางที่ 14* และเลือกค่า m ซึ่งทำให้ RMSE ในชุดข้อมูลตรวจสอบมีค่าต่ำที่สุด นั่นคือ $m = 13$

ตาราง 13: สมรรถนะของแบบจำลอง RF เมื่อปรับค่า d

d	RMSE	
	training set	validation set
20	83.5903	104.7497
15	83.3568	104.7410
13	83.8632	104.7304
12	84.4242	104.7097
11	85.3068	104.6863
10	86.6353	**104.6413**
9	88.5226	104.6944
8	90.9809	104.7087
7	93.8837	104.7113

หมายเหตุ ทดลองปรับค่า d ในขณะที่ $n_{\text{min\_samples\_split}} = 34, n_{\text{min\_samples\_leaf}} = 16, m = 25$

ตาราง 14: สมรรถนะของแบบจำลอง RF เมื่อปรับค่า m

m	RMSE	
	training set	validation set
25	86.6353	104.6413
20	87.0418	104.6347
15	87.3493	104.5573
14	87.8009	104.5927
13	87.9583	**104.4538**
12	88.1825	104.5702
11	88.4028	104.5692
10	88.6606	104.7341

หมายเหตุ ทดลองปรับค่า m ในขณะที่ $n_{\text{min\_samples\_split}} = 34, n_{\text{min\_samples\_leaf}} = 16, d = 10$

สรุปค่าพารามิเตอร์ที่เลือกคือ

$$n_{\text{tree}} = 1000, n_{\text{min\_samples\_split}} = 34, n_{\text{min\_samples\_leaf}} = 16, d = 10, m = 13 \tag{37}$$

10.3 ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง XGBoost

พารามิเตอร์สำคัญที่เป็นตัวกำหนดเงื่อนไขของแบบจำลอง และยังส่งต่อประสิทธิภาพ/ความซับซ้อนในการคำนวณของการพยากรณ์มีดังนี้

1. จำนวนแบบจำลองต้นไม้ทั้งหมด เขียนแทนด้วย $n_{\text{estimator}}$
   เป็นพารามิเตอร์ที่ส่งผลโดยตรงต่อกำลังการคำนวณที่ใช้ในทั้งการฝึกแบบจำลองและขั้นตอนการพยากรณ์

2. จำนวนระดับหรือความลึกมากสุดของต้นไม้ที่ยอมรับได้ เขียนแทนด้วย d
   เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดความซับซ้อนของแบบจำลองและการเข้ากันได้ในชุดข้อมูลฝึก การปรับค่า d ให้มีค่ามากเกินไปจะนำไปสู่เกิดปัญหา overfitting

3. ค่า step size ของการ shrinkage เขียนแทนด้วย learning_rate
   ใช้เพื่อป้องกัน ปัญหา overfitting. มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

4. สัดส่วนของข้อมูลฝึกที่จะถูกใช้ในแต่ละแบบจำลองต้นไม้ เขียนแทนด้วย $\mathrm{subsample}$
   ค่าที่ต่ำเกินไปจะนำไปสู่การ underfitting และค่าที่สูงเกินไปจะนำไปสู่การ overfitting ถ้ามีค่าเท่ากับ 1 หมายความว่าข้อมูลฝึกทั้งหมดถูกใช้ในแบบจำลองต้นไม้ทั้งหมด

5. สัดส่วนของจำนวนคุณลักษณะของตัวแปรต้นใช้ในแต่ละแบบจำลองต้นไม้ เขียนแทนด้วย $\mathrm{colsample\_bytree}$
   ค่าที่ต่ำเกินไปจะนำไปสู่การ underfitting และค่าที่สูงเกินไปจะนำไปสู่การ overfitting ถ้ามีค่าเท่ากับ 1 หมายความว่าคุณลักษณะทุกตัวถูกใช้ในแบบจำลองต้นไม้ทั้งหมด

จากการหากลุ่มของพารามิเตอร์ที่ใช้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดใน validation set โดยใช้วิธี Gridsearchc ได้ผลลัพธ์พารามิเตอร์คือ

$$n_{\text{estimator}} = 25, d = 3, \text{learning\_rate} = 0.5, \text{subsample} = 0.8, \text{colsample\_bytree} = 0.6 \tag{38}$$

ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์เมื่อปรับพารามิเตอร์ต่างๆ แสดงดัง*ตารางที่ 15* ถึง *ตารางที่ 17*

ตาราง 15: สมรรถนะของแบบจำลอง XGBoost เมื่อปรับค่า $\mathrm{learning\_rate}$

learning_rate	RMSE	
	training set	validation set
0.3	99.0656	106.5301
0.4	97.9315	106.2294
0.5	**97.8474**	**105.5642**
0.6	97.3811	107.7646
0.7	97.1875	108.2652
0.8	97.3064	108.0366

หมายเหตุ ขณะทดลองปรับค่าใช้ค่าพารามิเตอร์อื่นๆตาม (38)

ตาราง 16: สมรรถนะของแบบจำลอง XGBoost เมื่อปรับค่า $\mathrm{colsample\_bytree}$

colsample_bytree	RMSE	
	training set	validation set
0.4	99.5197	110.5310
0.5	98.6806	108.1556
0.6	**97.8474**	**105.5642**
0.7	97.2623	108.3148
0.8	97.5202	108.2612
0.9	96.7414	106.3503
1	96.781	108.4142

หมายเหตุ ขณะทดลองปรับค่าใช้ค่าพารามิเตอร์อื่นๆตาม (38)

10.4 ชุดโปรแกรมคำสั่ง

ชุดโปรแกรมคำสั่งที่จัดทำขึ้นในโครงงานนี้สามารถเข้าถึงได้จาก `https://github.com/sunncyn/Intraday_solar_forecasting`

ตาราง 17: สมรรถนะของแบบจำลอง XGBoost เมื่อปรับค่า $n_{\text{estimator}}$ และ d

$n_{\text{estimator}}$	d	RMSE	
		training set	validation set
5	1	128.3486	128.1106
5	2	112.9701	116.1811
5	3	105.1711	108.7137
5	4	101.594	106.2818
5	5	98.3974	106.6354
10	1	116.5104	122.0207
10	2	107.3336	113.2522
10	3	101.3609	107.2816
10	4	98.2137	106.5885
10	5	94.5032	107.7139
15	1	114.7984	120.9748
15	2	105.7748	112.0807
15	3	100.0991	107.2589
15	4	96.125	106.9084
15	5	91.0263	106.9833
20	1	112.7614	118.5261
20	2	103.9689	110.323
20	3	98.9831	106.3923
20	4	94.2694	106.5912
20	5	88.9619	107.3409
25	1	111.5154	117.279
25	2	103.0709	109.7702
25	**3**	**97.8474**	**105.5642**
25	4	92.4872	106.7949
25	5	86.8219	107.7071
30	1	110.5055	116.4109
30	2	102.0282	109.3513
30	3	96.5439	105.6146
30	4	91.1254	106.7912
30	5	85.1151	107.9018
35	1	109.4844	114.7045
35	2	101.4775	109.2806
35	3	95.6564	105.6964
35	4	89.8638	106.481
35	5	83.0288	107.6408

หมายเหตุ ขณะทดลองปรับค่าใช้ค่าพารามิเตอร์อื่นๆตาม (38)