การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการใช้ไฟฟ้าและการวิเคราะห์ดัชนีความเพี้ยนฮาร์มอนิกในระบบไฟฟ้า

นายจิรภัทร ตระกูลศักดิ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาสถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2569
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการใช้ไฟฟ้าและการวิเคราะห์ดัชนีความเพี้ยนฮาร์มอนิกในระบบไฟฟ้า

นายจิรภัทร ตระกูลศักดิ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตร
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาสถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2569
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ



ใบรับรองวิทยานิพนธ์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการใช้ไฟฟ้าและการวิเคราะห์ดัชนีความเพี้ยนฮาร์มอนิกในระบบไฟฟ้า

โดย นายจิรภัทร ตระกูลศักดิ์

ได้รับอนุมัติให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล

..... รักษาการแทนคณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

(ศาสตราจารย์ ดร.เสาวณิต สุขภารังษี)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุดารัตน์ นิจสุนกิจ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(รองศาสตราจารย์ ดร.วิกานดา ผาพันธ์)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศิรประภา มโนมัธย์)

ชื่อ : นายจิรภัทร ตระกูลศักดิ์
ชื่อวิทยานิพนธ์ : การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการใช้ไฟฟ้าและการวิเคราะห์ดัชนีความเพี้ยนฮาร์มอนิกในระบบไฟฟ้า
สาขาวิชา : สถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : รองศาสตราจารย์ ดร.วิกานดา ผาพันธ์
ปีการศึกษา : 2569

บทคัดย่อ

ปัญหาการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศจากการปล่อยก๊าซเรือนกระจกเป็นประเด็นสำคัญที่ทั่วโลกให้ความสนใจ องค์กรธุรกิจจึงถูกคาดหวังให้ดำเนินการวัดและรายงานปริมาณการปล่อยก๊าซเรือนกระจก หรือที่เรียกว่า คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint) เพื่อลดผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมและสร้างความยั่งยืนในระยะยาว คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint) ในระดับองค์กรยังคงเป็นกระบวนการที่ซับซ้อน ต้องอาศัยข้อมูลที่ละเอียด มาตรฐานสากลที่หลากหลาย

วัตถุประสงค์ของการวิจัย เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกกับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม เพื่อวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้าของภาคอุตสาหกรรมหลากหลายประเภท

ขอบเขตของงานวิจัย ขอบเขตด้านสถานที่และกลุ่มตัวอย่าง ขอบเขตด้านตัวแปรที่ศึกษา ตัวแปรหลักที่ศึกษาในการวิจัยนี้ประกอบด้วย คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint) จากการใช้พลังงานไฟฟ้า วัดเป็นหน่วย tCO_2e (tons of Carbon Dioxide Equivalent) Total Harmonic Distortion (THDi) ในแต่ละเฟส (Phase A, Phase B, Phase C) วัดเป็นร้อยละ (%) ค่าตัวประกอบกำลัง (Power Factor) การใช้พลังงานไฟฟ้า (Energy Consumption) วัดเป็นหน่วย กิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh)

ผลการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าเผยให้เห็นว่าปัญหาฮาร์มอนิกเป็นปัญหาเชิงระบบที่แพร่หลายในภาคอุตสาหกรรมไทย สถานประกอบการ 5 จาก 6 แห่งมีค่า THDi เกินมาตรฐาน IEEE 519-2022 ในสัดส่วนที่สูง ตั้งแต่ 46.2% จนถึง 100% ของการวัด

(มีจำนวนทั้งสิ้น xx หน้า)

คำสำคัญ : คำสำคัญ1, คำสำคัญ2, คำสำคัญ3

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

Name : Mr. Jirapat Trakoonsak
Thesis Title : Forecasting the Carbon Footprint of Electricity Consumption and Analyzing the Harmonic Distortion Indices in Electrical Systems.
Major Field : Applied Statistics and Data Analytics
King Mongkut's University of Technology North Bangkok
Thesis Advisor : Associate Professor Dr. Wikanda Phaphan
Academic Year : 2026

ABSTRACT

Climate change resulting from greenhouse gas emissions is a major global concern. Businesses are expected to measure and report their greenhouse gas emissions, known as carbon footprints, to mitigate environmental impact and achieve long-term sustainability. Calculating carbon footprints at the organizational level remains a complex process requiring detailed data and various international standards.

Objective of this research: To compare the performance of deep learning models with traditional statistical models in analyzing power quality, particularly Total Harmonic Distortion (THDi), in various industrial power systems.

Scope of the research: Scope in terms of location and sample group; Scope in terms of variables studied. The main variables studied in this research include... Carbon footprint from electricity consumption is measured in tCO_2e (tons of Carbon Dioxide Equivalent). Total Harmonic Distortion (THDi) in each phase (Phase A, Phase B, Phase C) is measured as a percentage (%). Power Factor and energy consumption are measured in kilowatt-hours (kWh).

The power quality analysis revealed that harmonic problems are a widespread systemic issue in the Thai industrial sector. Five out of six establishments had THDi values exceeding the IEEE 519-2022 standard by a high percentage, ranging from 46.2% to 100% of the measured values.

(Total xx Pages)

Keywords: Keyword1, Keyword2, Keyword 3

_____ Advisor

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความเรียบร้อยและสมบูรณ์ เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์จากบุคคลและหน่วยงานหลายฝ่าย ผู้วิจัยจึงขอกราบขอบพระคุณและแสดงความขอบคุณอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.วิกานดา ผาพันธ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา คำแนะนำ ข้อเสนอแนะที่มีคุณค่ายิ่ง และเสียสละเวลาอันมีค่าในการตรวจสอบแก้ไขงานวิจัยด้วยความเอาใจใส่อย่างดียิ่งตลอดระยะเวลาการศึกษาและการทำวิจัย จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์

ขอกราบขอบพระคุณ คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ทุกท่าน ที่ได้กรุณาสละเวลาอันมีค่าในการพิจารณาตรวจสอบวิทยานิพนธ์ และกรุณาให้ข้อคิดเห็น ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่ง ซึ่งเป็นแนวทางในการปรับปรุงแก้ไขให้วิทยานิพนธ์มีคุณภาพและความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ขอขอบคุณ ผู้บริหารและเจ้าหน้าที่ ทุกท่านที่ได้กรุณาอนุเคราะห์ข้อมูลอันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่องานวิจัยฉบับนี้ รวมทั้งให้ความร่วมมือและอำนวยความสะดวกในการเก็บรวบรวมข้อมูลซึ่งถือเป็นรากฐานสำคัญของงานวิจัยนี้

ขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ที่ได้ให้โอกาสในการศึกษาต่อในระดับปริญญาโท และได้จัดสรรทรัพยากรและสิ่งอำนวยความสะดวกต่างๆ ที่จำเป็นต่อการดำเนินงานวิจัยให้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

ขอขอบคุณ คณาจารย์ เพื่อนร่วมรุ่น และผู้ร่วมงานวิจัย ทุกท่าน ที่ได้ให้ความช่วยเหลือให้คำแนะนำ แบ่งปันความรู้และประสบการณ์อันมีค่า รวมทั้งให้กำลังใจตลอดระยะเวลาการศึกษา

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ครอบครัว และผู้มีพระคุณทุกท่าน ที่ได้ให้การอุปการะเลี้ยงดู ให้การสนับสนุนทุนทรัพย์และกำลังใจ อีกทั้งเป็นกำลังสำคัญและแรงบันดาลใจให้ผู้วิจัยสามารถดำเนินการศึกษาและการวิจัยจนประสบความสำเร็จได้ตามเป้าหมาย

จิรภัทร ตระกูลศักดิ์

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ ผิดพลาด! ไม่ได้กำหนดบุ๊กมาร์ก

ABSTRACT ผิดพลาด! ไม่ได้กำหนดบุ๊กมาร์ก

กิตติกรรมประกาศ ผิดพลาด! ไม่ได้กำหนดบุ๊กมาร์ก

สารบัญตาราง ผิดพลาด! ไม่ได้กำหนดบุ๊กมาร์ก

สารบัญภาพ ผิดพลาด! ไม่ได้กำหนดบุ๊กมาร์ก

บทที่ 1 บทนำ **1**

1.1 ที่มาของปัญหาและความสำคัญการวิจัย 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 2

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย 3

1.4 คำนิยามศัพท์ 4

1.5 ประโยชน์ของการวิจัย 7

บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง **9**

2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 9

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 29

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย **40**

3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย 40

3.2 แหล่งข้อมูลและวิธีการเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Sources and Collection Methods) 46

3.3 การเตรียมข้อมูลและการประมวลผลเบื้องต้น (Data Preparation and Preliminary Processing) 51

3.4 สถาปัตยกรรมและการออกแบบแบบจำลอง (Model Architecture and Design) 58

3.5 กระบวนการฝึกสอนและการปรับแต่งพารามิเตอร์ (Training Process and Parameter Tuning) 70

3.6 การประเมินสมรรถนะ (Performance Evaluation) 73

3.7 การวิเคราะห์คุณภาพกำลังไฟฟ้าและความสัมพันธ์ (Power Quality and Relationship Analysis) 76
3.8 เครื่องมือและซอฟต์แวร์ที่ใช้ (Tools and Software Used) 78
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน **39**
4.1 สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน 83
4.2 สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์ 87
4.3 สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ 93
4.4 สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น 98
4.5 สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2) 104
4.6 สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล 110
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ **117**
5.1 สรุปผลการวิจัย 117
5.2 อภิปรายผล 119
5.3 ข้อเสนอแนะ 120
บรรณานุกรม ผิดพลาด! ไม่ได้กำหนดบุ๊กมาร์ก

สารบัญตาราง (ถ้ามี)

หน้า

ตารางที่ หน้า

ตารางที่ 3 1 โครงสร้างสถาปัตยกรรม STACKED-LSTM..... 63

ตารางที่ 4-1 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน..... 84

ตารางที่ 4-2 การประเมินการปฏิบัติตามข้อกำหนดในแต่ละขั้นตอน สถานประกอบการประเภทผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน..... 85

ตารางที่ 4-3 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน..... 87

ตารางที่ 4- 4 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์..... 89

ตารางที่ 4- 5 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์..... 90

ตารางที่ 4-6 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์..... 92

ตารางที่ 4- 7 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้..... 94

ตารางที่ 4- 8 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้..... 95

ตารางที่ 4- 9 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้..... 97

ตารางที่ 4- 10 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น..... 99

ตารางที่ 4- 11 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น..... 101

ตารางที่ 4- 12 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น..... 103

ตารางที่ 4- 13 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2) 105
ตารางที่ 4- 14 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2) 107
ตารางที่ 4- 15 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2) 108
ตารางที่ 4- 16 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล... 111
ตารางที่ 4- 17 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล . 113
ตารางที่ 4- 18 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล 114

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

สารบัญรูปภาพ (ถ้ามี)

หน้า

ภาพที่ หน้า

ภาพที่ 3- 1 ผังกระบวนการวิจัยแบบจำลอง STACKED-LSTM สำหรับการพยากรณ์คาร์บอน..... 62

ภาพที่ 4- 1 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน..... 83

ภาพที่ 4- 2 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน..... 85

ภาพที่ 4- 3 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน..... 86

ภาพที่ 4- 4 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์..... 88

ภาพที่ 4- 5 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิต สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์..... 90

ภาพที่ 4-6 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์..... 91

ภาพที่ 4- 7 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้..... 93

ภาพที่ 4- 8 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้..... 95

ภาพที่ 4- 9 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้..... 97

ภาพที่ 4- 10 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น..... 99

ภาพที่ 4- 11 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น 101

ภาพที่ 4- 12 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น..... 102

ภาพที่ 4- 13 แสดงค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)..... 104

ภาพที่ 4- 14 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2) 106

ภาพที่ 4- 15 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)..... 108

ภาพที่ 4- 16 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล. 110

ภาพที่ 4- 17 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิต สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล..... 112

ภาพที่ 4- 18 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล..... 114

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ที่มาของปัญหาและความสำคัญการวิจัย

ในยุคปัจจุบัน ประเทศไทยกำลังเผชิญกับความท้าทายสำคัญสองประการที่มีผลกระทบโดยตรงต่อความยั่งยืนทางอุตสาหกรรมและสิ่งแวดล้อม ประการแรกคือปัญหาคุณภาพไฟฟ้าในระบบจำหน่ายพลังงานไฟฟ้า โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ความเพี้ยนฮาร์มอนิกรวม (Total Harmonic Distortion (THDi)) ซึ่งเป็นปัญหาที่เกิดจากการใช้งานอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์และระบบควบคุมที่มีลักษณะเป็นโหลดแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear Load) เช่น Variable Frequency Drive (VFD), Uninterruptible Power Supply (UPS), และระบบแสงสว่าง LED ซึ่งทำให้เกิดการบิดเบือนของรูปคลื่นไฟฟ้า ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของระบบไฟฟ้า อายุการใช้งานของอุปกรณ์ และค่าใช้จ่ายด้านพลังงาน

ประการที่สอง คือความจำเป็นเร่งด่วนในการจัดการและลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก (Greenhouse Gas Emissions) โดยเฉพาะคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint) จากภาคอุตสาหกรรม ซึ่งเป็นผู้ใช้พลังงานไฟฟ้ารายใหญ่ของประเทศ ตามข้อมูลจากกรมพัฒนาพลังงานทางเลือกและอนุรักษ์พลังงาน พบว่าภาคอุตสาหกรรมใช้พลังงานไฟฟ้าประมาณ 44% ของการใช้ไฟฟ้าทั้งหมดในประเทศ การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์อย่างแม่นยำจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการวางแผนและการดำเนินนโยบายด้านพลังงานและสิ่งแวดล้อม

ปัญหาคุณภาพไฟฟ้าที่เกิดจาก THDi ส่งผลกระทบในหลายมิติ ได้แก่ การเพิ่มขึ้นของการสูญเสียพลังงานในระบบไฟฟ้า การลดลงของค่าตัวประกอบกำลัง (Power Factor) การเร่งอายุการชำรุดของอุปกรณ์ไฟฟ้าและหม้อแปลงไฟฟ้า รวมถึงการเกิดปรากฏการณ์สั่นพ้อง (Resonance) ในระบบไฟฟ้า ซึ่งอาจนำไปสู่ความเสียหายร้ายแรง มาตรฐาน IEEE 519-2014 กำหนดให้ค่า THDi ในระดับแรงดันต่ำ (Low Voltage) ไม่เกิน 5% อย่างไรก็ตาม การศึกษาเบื้องต้นในภาคอุตสาหกรรมหลายประเภทในประเทศไทยพบว่ามีระดับ THDi สูงเกินมาตรฐานดังกล่าว โดยเฉพาะในอุตสาหกรรมการผลิตที่มีการใช้งาน VFD จำนวนมากในขณะเดียวกัน ความผันผวนของการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคอุตสาหกรรมมีความซับซ้อนและได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลายประการ เช่น ปริมาณการผลิต รูปแบบการใช้พลังงาน ฤดูกาล และประสิทธิภาพของกระบวนการผลิต การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ด้วยวิธีการทางสถิติ

แบบดั้งเดิม เช่น Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) และ Prophet มักให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนสูง เนื่องจากไม่สามารถจับรูปแบบที่ซับซ้อนและความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น (Non-linear Relationship) ของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ด้วยความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ โดยเฉพาะแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Models) เช่น Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM), Stacked Long Short-Term Memory (Stacked-LSTM) และ Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM) แสดงถึงศักยภาพที่โดดเด่นในการวิเคราะห์และพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) ที่มีความซับซ้อน แบบจำลองเหล่านี้มีความสามารถในการเรียนรู้รูปแบบระยะยาว (Long-term Dependencies) และความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของข้อมูล ซึ่งอาจให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิม

การวิจัยนี้จึงมีความสำคัญในหลายมิติ

ประการแรก การศึกษาทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกหลากหลายรูปแบบกับวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิมในการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์

ประการที่สอง เป็นการศึกษาคุณภาพไฟฟ้าในภาคอุตสาหกรรมหลากหลายประเภท ครอบคลุมทั้งภาคการผลิต ภาคบริการ และภาคสาธารณสุข ซึ่งจะให้ภาพรวมที่ครบถ้วนของสถานการณ์ปัจจุบัน

ประการที่สาม ผลการวิจัยจะเป็นข้อมูลสนับสนุนสำหรับผู้บริหารในการตัดสินใจลงทุนปรับปรุงระบบไฟฟ้าและวางแผนการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก และประการสุดท้าย เป็นการสร้างองค์ความรู้ที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการพัฒนาระบบพยากรณ์แบบอัตโนมัติ (Automated Forecasting System) เพื่อสนับสนุนการบริหารจัดการพลังงานอย่างมีประสิทธิภาพ

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกกับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม

1.2.2 เพื่อวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้าของภาคอุตสาหกรรม ครอบคลุมทั้งภาคการผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้า การผลิตชิ้นส่วนยานยนต์ การผลิตสีน้ำมัน การให้เช่าเครื่องจักร และภาคสาธารณสุข

1.2.3 เพื่อระบุสาเหตุหลักของปัญหาคุณภาพไฟฟ้าและคาร์บอนฟุตพริ้นท์ที่เกินมาตรฐานในแต่ละภาคอุตสาหกรรม

1.2.4 เพื่อพัฒนาข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ขอบเขตด้านสถานที่และกลุ่มตัวอย่าง

การวิจัยนี้ดำเนินการในภาคอุตสาหกรรมและภาคบริการในประเทศไทย โดยเลือกศึกษากรณีตัวอย่าง (Case Study) จาก 6 ประเภท ประกอบด้วย

1) สถานประกอบการประเภทผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

2) สถานประกอบการประเภทผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่น ๆ สำหรับยานยนต์

3) สถานประกอบการประเภทผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 1)

4) สถานประกอบการประเภทให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่น ๆ ซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

5) สถานประกอบการประเภทผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

6) สถานประกอบการประเภทโรงพยาบาล

1.3.2 ขอบเขตด้านตัวแปรที่ศึกษา

ตัวแปรหลักที่ศึกษาในการวิจัยนี้ประกอบด้วย

คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint) จากการใช้พลังงานไฟฟ้า วัดเป็นหน่วย tCO_2e (tons of Carbon Dioxide Equivalent)

Total Harmonic Distortion (THDi) ในแต่ละเฟส (Phase A, Phase B, Phase C) วัดเป็นร้อยละ (%)

ค่าตัวประกอบกำลัง (Power Factor)

การใช้พลังงานไฟฟ้า (Energy Consumption) วัดเป็นหน่วย กิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh)

1.3.3 ขอบเขตด้านระยะเวลา

การเก็บรวบรวมข้อมูลสำหรับการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์และการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าดำเนินการตามระยะเวลาที่เหมาะสมกับลักษณะของแต่ละสถานประกอบการ โดยข้อมูลเป็น

รายเดือนสำหรับการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ และข้อมูลวัดค่า THDi แบบต่อเนื่องสำหรับการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า

1.3.4 ขอบเขตด้านแบบจำลองที่ใช้ศึกษา

แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Models) ที่ใช้ประกอบไปด้วย

1) Long Short-Term Memory (LSTM)

2) Gated Recurrent Unit (GRU)

3) Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

4) Stacked Long Short-Term Memory (Stacked-LSTM)

5) Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM)

แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม (Statistical Models)

1) Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

2) Exponential Smoothing (Holt-Winters Method)

3) Prophet

1.3.5 เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการถดถอยและการพยากรณ์

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองใช้พิจารณาจากเกณฑ์ต่อไปนี้

1) Root Mean Square Error (RMSE)

2) Mean Absolute Error (MAE)

3) Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

4) Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE)

5) Coefficient of Determination (R^2)

1.4 คำนิยามศัพท์

คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint) หมายถึง ปริมาณก๊าซเรือนกระจกทั้งหมดที่ปล่อยออกมาจากกิจกรรมต่าง ๆ โดยเฉพาะการใช้พลังงานไฟฟ้า วัดเป็นหน่วยตันคาร์บอนไดออกไซด์เทียบเท่า (tCO_2e)

Total Harmonic Distortion (THDi) หมายถึง ค่าการบิดเบือนของรูปคลื่นกระแสไฟฟ้า (Current Harmonic Distortion) ที่เกิดจากองค์ประกอบฮาร์มอนิก (Harmonic Components) ซึ่งเป็นผลมาจากการใช้งานโหลดแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear Load) วัดเป็นร้อยละของกระแสไฟฟ้าพื้นฐาน (Fundamental Current)

Deep Learning Models หมายถึง แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Multi-layer Neural Networks) ในการเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนของข้อมูล โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data)

Long Short-Term Memory (LSTM) หมายถึง สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ (Recurrent Neural Network) ที่ออกแบบมาเพื่อจัดการกับปัญหาการจดจำระยะยาว (Long-term Dependencies) ในข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้กลไก Gate (Input Gate, Forget Gate, Output Gate) ในการควบคุมการไหลของข้อมูล

Gated Recurrent Unit (GRU) หมายถึง สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำที่เป็นรูปแบบที่เรียบง่ายกว่า LSTM โดยใช้ Gate เพียง 2 ประเภท (Update Gate และ Reset Gate) ทำให้มีพารามิเตอร์น้อยกว่าและฝึกสอนได้เร็วกว่า

Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) หมายถึง LSTM ที่ประมวลผลข้อมูลทั้งในทิศทางไปข้างหน้า (Forward Direction) และข้างหลัง (Backward Direction) ทำให้สามารถเรียนรู้รูปแบบจากทั้งอดีตและอนาคตของข้อมูล

Stacked Long Short-Term Memory (Stacked-LSTM) หมายถึง LSTM ที่มีการซ้อนชั้นหลาย ๆ ชั้น (Multiple Layers) เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนมากขึ้น

Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM) หมายถึง สถาปัตยกรรมแบบผสมผสานที่ใช้ Convolutional Neural Network (CNN) สำหรับการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) จากข้อมูล และใช้ LSTM สำหรับการเรียนรู้รูปแบบตามมิติของเวลา

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) หมายถึง แบบจำลองทางสถิติสำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีรูปแบบวัฏจักร (Seasonal Pattern) โดยรวมองค์ประกอบของ Autoregressive (AR), Integrated (I), Moving Average (MA) และ Seasonal Components

Prophet หมายถึง แบบจำลองการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่พัฒนาโดย Facebook ซึ่งออกแบบมาให้ทำงานได้ดีกับข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรที่ชัดเจน ค่าผิดปกติ (Outliers) และข้อมูลที่หายไป (Missing Data)

Exponential Smoothing (การปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล) หมายถึง แบบจำลองทางสถิติสำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ให้น้ำหนักกับข้อมูลล่าสุดมากกว่าข้อมูลเก่า โดยน้ำหนักจะ

ลดลงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลตามความเก่าของข้อมูล รองรับทั้งองค์ประกอบแนวโน้ม (Trend) และรูปแบบวัฏจักร (Seasonality) ผ่านวิธี Holt-Winters Triple Exponential Smoothing

Non-linear Load หมายถึง โหลดไฟฟ้าที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นระหว่างแรงดันและกระแส ทำให้เกิดการบิดเบือนของรูปคลื่นกระแสไฟฟ้า เช่น Variable Frequency Drive (VFD), Uninterruptible Power Supply (UPS), ระบบแสงสว่าง LED

Variable Frequency Drive (VFD) หมายถึง อุปกรณ์ควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์ไฟฟ้าโดยการปรับความถี่ของแรงดันไฟฟ้าที่จ่ายให้กับมอเตอร์ ซึ่งเป็นแหล่งกำเนิดฮาร์มอนิกที่สำคัญในระบบไฟฟ้า

Power Factor หมายถึง อัตราส่วนระหว่างกำลังงานจริง (Active Power) กับกำลังงานปรากฏ (Apparent Power) ซึ่งบ่งบอกถึงประสิทธิภาพการใช้พลังงานไฟฟ้า โดยค่าที่ใกล้เคียง 1 หรือ 100% แสดงถึงการใช้พลังงานที่มีประสิทธิภาพสูง

IEEE 519-2014 หมายถึง มาตรฐานของ Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) ที่กำหนดขีดจำกัดสำหรับการบิดเบือนฮาร์มอนิกในระบบจำหน่ายไฟฟ้า

Active Power Filter (APF) หมายถึง อุปกรณ์กรองฮาร์มอนิกแบบใช้งาน (Active) ที่ใช้อิเล็กทรอนิกส์กำลังในการผลิตกระแสที่มีเฟสตรงข้ามกับกระแสฮาร์มอนิก เพื่อทำให้กระแสที่ไหลเข้าระบบมีความบิดเบือนลดลง

Root Mean Square Error (RMSE) หมายถึง รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error) ซึ่งเป็นเมตริกส์ที่วัดความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์

Mean Absolute Error (MAE) หมายถึง ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อน (Absolute Error) ซึ่งเป็นเมตริกส์ที่วัดขนาดเฉลี่ยของความผิดพลาดในการพยากรณ์

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) หมายถึง ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ซึ่งเป็นเมตริกส์ที่แสดงความคลาดเคลื่อนเป็นเปอร์เซ็นต์ของค่าจริง

Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE) หมายถึง รูปแบบที่ปรับปรุงของ MAPE ที่คำนึงถึงขนาดของค่าจริงและค่าพยากรณ์ ทำให้ได้ค่าที่สมมาตรกันมากขึ้น

Coefficient of Determination (R^2) หมายถึง สัมประสิทธิ์ที่บ่งบอกถึงสัดส่วนความแปรปรวนของตัวแปรตามที่สามารถอธิบายได้โดยตัวแปรอิสระ โดยค่า R^2 ที่ใกล้เคียง 1 แสดงถึงความสามารถในการอธิบายที่ดี

1.5 ประโยชน์ของการวิจัย

เป็นการศึกษาเชิงเปรียบเทียบอย่างครบถ้วนระหว่างแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกหลากหลายรูปแบบกับวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิมในบริบทของการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคอุตสาหกรรมไทย

สร้างองค์ความรู้เกี่ยวกับสถานการณ์คุณภาพไฟฟ้าในภาคอุตสาหกรรมไทยในปัจจุบันโดยเฉพาะปัญหา Total Harmonic Distortion (THDi) ครอบคลุมหลากหลายประเภทอุตสาหกรรม

เป็นข้อมูลอ้างอิงสำหรับงานวิจัยต่อเนื่องในการพัฒนาระบบการพยากรณ์และการจัดการพลังงานอัจฉริยะ (Smart Energy Management System)

ช่วยลดค่าใช้จ่ายด้านพลังงานผ่านการปรับปรุงประสิทธิภาพการใช้ไฟฟ้าและการลด THDi ซึ่งจะส่งผลให้การสูญเสียพลังงานลดลง

ยืดอายุการใช้งานของอุปกรณ์ไฟฟ้า หม้อแปลง และมอเตอร์ผ่านการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าซึ่งจะช่วยลดต้นทุนการบำรุงรักษาและการเปลี่ยนอุปกรณ์

สนับสนุนการวางแผนการผลิตและการบริหารจัดการพลังงานผ่านการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ที่แม่นยำ

เพิ่มความสามารถในการแข่งขันในตลาดโลกผ่านการปรับปรุงมาตรฐานด้านสิ่งแวดล้อมและการจัดการพลังงาน

บทที่ 2
เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้นำเสนอการทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ การวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า และการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกในการพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อหลัก คือ แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อสร้างกรอบแนวคิดและฐานความรู้ที่มั่นคงสำหรับการดำเนินการวิจัย

2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 คาร์บอนฟุตพริ้นท์และการจัดการพลังงานอย่างยั่งยืน

2.1.1.1 แนวคิดเกี่ยวกับคาร์บอนฟุตพริ้นท์

คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint) เป็นแนวคิดที่พัฒนามาจากแนวคิดเรื่องรอยเท้าเชิงนิเวศ (Ecological Footprint) โดยหมายถึงปริมาณก๊าซเรือนกระจกทั้งหมดที่ปล่อยออกมาจากกิจกรรมหรือผลิตภัณฑ์ตลอดวงจรชีวิต วัดเป็นหน่วยคาร์บอนไดออกไซด์เทียบเท่า (CO_2e) ตามมาตรฐาน ISO 14064 (ISO : 2018) และ GHG Protocol (WRI & WBCSD : 2004) คาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคอุตสาหกรรมสามารถแบ่งออกเป็น 3 ขอบเขต (Scope) ตามมาตรฐาน GHG Protocol Corporate Standard (WRI & WBCSD : 2004)

Scope 1: Direct Emissions คือการปล่อยก๊าซเรือนกระจกโดยตรงจากแหล่งกำเนิดที่องค์กรเป็นเจ้าของหรือควบคุม เช่น การเผาไหม้เชื้อเพลิงในเตาหลอม เครื่องกำเนิดไฟฟ้า หรือยานพาหนะของบริษัท

Scope 2: Indirect Emissions from Purchased Energy คือการปล่อยก๊าซเรือนกระจกทางอ้อมจากการซื้อพลังงานไฟฟ้า ความร้อน ไอน้ำ หรือความเย็น ซึ่งเป็นขอบเขตที่สำคัญที่สุดสำหรับภาคอุตสาหกรรมการผลิตในประเทศไทย เนื่องจากอุตสาหกรรมส่วนใหญ่ซื้อพลังงานไฟฟ้าจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (EGAT)

Scope 3: Other Indirect Emissions คือการปล่อยก๊าซเรือนกระจกทางอ้อมอื่น ๆ ที่เกิดขึ้นในห่วงโซ่คุณค่า เช่น การขนส่งวัตถุดิบ การเดินทางของพนักงาน การกำจัดของเสีย และการใช้งานผลิตภัณฑ์โดยผู้บริโภค

การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์มีความสำคัญต่อการบรรลุเป้าหมายความเป็นกลางทางคาร์บอน (Carbon Neutrality) และการปล่อยก๊าซเรือนกระจกสุทธิเป็นศูนย์ (Net Zero Emissions) ซึ่งประเทศไทยมีเป้าหมายที่จะบรรลุภายในปี พ.ศ. 2593 และ พ.ศ. 2608

การพยากรณ์ที่แม่นยำช่วยให้องค์กรสามารถวางแผนการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก จัดสรรงบประมาณ และประเมินผลกระทบของมาตรการต่างๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.1.1.2 ปัจจัยที่มีผลต่อคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคอุตสาหกรรม

คาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคอุตสาหกรรมได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลายประการที่มีความซับซ้อนและมีความสัมพันธ์ระหว่างกัน ได้แก่

ปริมาณการผลิต (Production Volume) มีความสัมพันธ์โดยตรงกับการใช้พลังงานและการปล่อยก๊าซเรือนกระจก เมื่อปริมาณการผลิตเพิ่มขึ้น การใช้พลังงานในกระบวนการผลิตจะเพิ่มขึ้นตามไปด้วย ทำให้คาร์บอนฟุตพริ้นท์เพิ่มสูงขึ้น

ประสิทธิภาพการใช้พลังงาน (Energy Efficiency) คือความสามารถในการผลิตผลผลิตต่อหน่วยพลังงานที่ใช้ ระบบและอุปกรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงจะช่วยลดการใช้พลังงานและคาร์บอนฟุตพริ้นท์ โดยไม่กระทบต่อปริมาณการผลิต

ปัจจัยตามฤดูกาล (Seasonal Factors) โดยเฉพาะอุณหภูมิและความชื้นส่งผลต่อความต้องการพลังงานในระบบปรับอากาศและระบบทำความเย็น ซึ่งเป็นผู้ใช้พลังงานรายใหญ่ในภาคอุตสาหกรรม ในช่วงฤดูร้อนหรือฤดูฝน การใช้พลังงานอาจเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ

ประเภทของกระบวนการผลิต (Production Processes) กระบวนการที่ต้องใช้พลังงานสูง (Energy-intensive) เช่น การหลอม การอบ การอัดขึ้นรูป จะมีคาร์บอนฟุตพริ้นท์สูงกว่ากระบวนการที่ใช้พลังงานต่ำ เช่น การประกอบหรือการบรรจุ

คุณภาพไฟฟ้า (Power Quality) โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) และค่าตัวประกอบกำลัง (Power Factor) ส่งผลต่อประสิทธิภาพการใช้พลังงาน ระบบที่มีคุณภาพไฟฟ้าต่ำจะมีการสูญเสียพลังงานสูง ทำให้ต้องใช้พลังงานมากขึ้นเพื่อผลิตผลผลิตในปริมาณเดียวกัน

2.1.2 คุณภาพไฟฟ้าและ Total Harmonic Distortion (THDi)

2.1.2.1 แนวคิดเกี่ยวกับคุณภาพไฟฟ้า

คุณภาพไฟฟ้า (Power Quality) หมายถึง ลักษณะของแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าในระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่มีความเหมาะสมและสม่ำเสมอ สามารถจ่ายพลังงานไฟฟ้าให้แก่

โหลดได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยไม่ก่อให้เกิดความเสียหายต่ออุปกรณ์หรือระบบไฟฟ้า ตามมาตรฐาน IEEE 1159-2019 (IEEE : 2019) คุณภาพไฟฟ้าครอบคลุมปรากฏการณ์ต่าง ๆ ได้แก่

Transients คือการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วของแรงดันหรือกระแสในระยะเวลาสั้นมาก แบ่งเป็น Impulsive Transients (เกิดจากฟ้าผ่า การสวิตช์) และ Oscillatory Transients (เกิดจากการสั่นพ้องในระบบ)

Voltage Variations คือการเปลี่ยนแปลงของแรงดันไฟฟ้า ได้แก่ Sag (แรงดันตก), Swell (แรงดันเกิน), Interruption (ไฟฟ้าดับ), Undervoltage (แรงดันต่ำ) และ Overvoltage (แรงดันสูง)

Waveform Distortion คือการบิดเบือนของรูปคลื่นไฟฟ้าจากรูปคลื่นไซน์มาตรฐาน ประกอบด้วย DC Offset, Harmonics, Interharmonics, Notching และ Noise ซึ่ง Harmonics เป็นสาเหตุหลักของ Total Harmonic Distortion (THDi)

Voltage Fluctuations คือการเปลี่ยนแปลงของแรงดันอย่างต่อเนื่องที่ทำให้เกิดปรากฏการณ์ Flicker หรือแสงสว่างกระพริบ

Power Frequency Variations คือการเปลี่ยนแปลงของความถี่ไฟฟ้าจากค่ามาตรฐาน 50 Hz หรือ 60 Hz

2.1.2.2 Total Harmonic Distortion (THDi) และผลกระทบ

Total Harmonic Distortion (THDi) คือค่าที่แสดงถึงระดับการบิดเบือนของรูปคลื่นกระแสไฟฟ้าที่เกิดจากองค์ประกอบฮาร์มอนิก (Harmonic Components) ซึ่งเป็นกระแสที่มีความถี่เป็นจำนวนเท่าของความถี่พื้นฐาน (Fundamental Frequency) คำนวณได้จากสูตร

$$THDi = \frac{\sqrt{(\sum I^2{}_n)}}{I_1} \times 100\% \qquad (2\text{-}1)$$

โดยที่ I_n คือกระแสฮาร์มอนิกลำดับที่ n

I_1 คือกระแสพื้นฐาน (Fundamental Current)

ฮาร์มอนิกเกิดจากการทำงานของโหลดแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear Load) ที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นสัดส่วนระหว่างแรงดันและกระแส อุปกรณ์ที่เป็นแหล่งกำเนิดฮาร์มอนิกที่สำคัญในภาคอุตสาหกรรม ได้แก่

Variable Frequency Drive (VFD) เป็นอุปกรณ์ควบคุมความเร็วรอบมอเตอร์โดยการปรับความถี่ไฟฟ้า ใช้วงจร Rectifier แปลงไฟฟ้ากระแสสลับเป็นกระแสตรง และ

Inverter แปลงกลับเป็นกระแสสลับที่ความถี่ต้องการ กระบวนการนี้สร้างฮาร์มอนิกลำดับที่ 5, 7, 11, 13 เป็นหลัก โดย VFD แบบ 6-pulse สร้างฮาร์มอนิกสูงกว่า VFD แบบ 12-pulse หรือ 18-pulse

Uninterruptible Power Supply (UPS) ใช้หลักการเดียวกับ VFD ในการแปลงกระแสไฟฟ้า สร้างฮาร์มอนิกจากส่วน Rectifier และ Inverter โดยเฉพาะ UPS ที่มีกำลังสูงจะสร้างฮาร์มอนิกในปริมาณมาก

ระบบแสงสว่าง LED และ Fluorescent โดยเฉพาะที่ใช้ Electronic Ballast หรือ LED Driver ที่มีวงจร Switching Mode Power Supply สร้างฮาร์มอนิกลำดับที่สูง (High-order Harmonics)

อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์กำลัง (Power Electronics) เช่น เครื่องชาร์จแบตเตอรี่ เครื่องเชื่อม Arc Furnace และอุปกรณ์ Switching อื่นๆ

ผลกระทบของ THDi ที่สูงต่อระบบไฟฟ้าและอุปกรณ์มีดังนี้

การสูญเสียพลังงาน (Energy Loss) ฮาร์มอนิกทำให้เกิดกระแส Eddy Current และ Hysteresis Loss ในหม้อแปลง มอเตอร์ และสายไฟฟ้า ส่งผลให้อุณหภูมิเพิ่มขึ้นและประสิทธิภาพลดลง การสูญเสียพลังงานเพิ่มขึ้นประมาณ 10-15% เมื่อ THDi เกิน 20%

การลดลงของ Power Factor ฮาร์มอนิกสร้าง Distortion Power Factor ที่ทำให้ค่า Power Factor รวมลดลง ส่งผลให้ต้องจ่ายค่าปรับ Power Factor ให้การไฟฟ้า และต้องใช้อุปกรณ์ที่มีขนาดใหญ่กว่าปกติ

การเร่งอายุการชำรุดของอุปกรณ์ อุณหภูมิที่เพิ่มขึ้นจากฮาร์มอนิกทำให้ฉนวนของหม้อแปลง มอเตอร์ และสายไฟฟ้าเสื่อมสภาพเร็วขึ้น อายุการใช้งานลดลง 20-30% เมื่อ THDi เกิน 10%

ปรากฏการณ์สั่นพ้อง (Resonance) เมื่อฮาร์มอนิกมีความถี่ตรงกับความถี่ Resonance ของระบบที่มี Capacitor Bank จะทำให้กระแสและแรงดันฮาร์มอนิกขยายตัวอย่างมาก อาจทำให้ Capacitor ระเบิดหรืออุปกรณ์ป้องกันทำงาน

การทำงานผิดพลาดของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ ฮาร์มอนิกสร้าง Electromagnetic Interference (EMI) ที่รบกวนการทำงานของอุปกรณ์ควบคุม เซ็นเซอร์ และระบบสื่อสาร ทำให้เกิดข้อมูลผิดพลาดหรือระบบหยุดทำงานโดยไม่คาดคิด

Neutral Current Overload ในระบบ 3 เฟสที่มีโหลดไม่สมดุล ฮาร์มอนิกลำดับที่ 3 และทวีคูณของ 3 (Triplen Harmonics) จะรวมกันในสาย Neutral แทนที่จะหักล้างกัน ทำให้กระแสใน Neutral สูงกว่ากระแสเฟส อาจทำให้สาย Neutral ร้อนเกินไปและเกิดอัคคีภัย

2.1.2.3 มาตรฐาน IEEE 519-2014

มาตรฐาน IEEE 519-2014 "Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems" เป็นมาตรฐานสากลที่กำหนดขีดจำกัดการบิดเบือนฮาร์มอนิกในระบบจำหน่ายไฟฟ้า โดยแบ่งตามระดับแรงดันและอัตราส่วนกระแสลัดวงจรต่อกระแสโหลด (ISC/IL) ดังนี้

1) สำหรับระบบแรงดันต่ำ (Low Voltage: 120V-69kV) ที่ ISC/IL < 20:

ฮาร์มอนิกแต่ละลำดับ (Individual Harmonic) ไม่เกิน 4.0%

THDi ไม่เกิน 5.0%

2) สำหรับระบบแรงดันต่ำ ที่ 20 ≤ ISC/IL < 50:

ฮาร์มอนิกแต่ละลำดับ ไม่เกิน 7.0%

THDi ไม่เกิน 8.0%

3) สำหรับระบบแรงดันต่ำ ที่ ISC/IL ≥ 50:

ฮาร์มอนิกแต่ละลำดับ ไม่เกิน 10.0%

THDi ไม่เกิน 12.0%

มาตรฐานนี้เน้นว่าผู้ใช้ไฟฟ้ามีความรับผิดชอบในการควบคุมฮาร์มอนิกที่สร้างจากโหลดของตนเองไม่ให้ส่งผลกระทบต่อระบบไฟฟ้าโดยรวม โดยเฉพาะ Point of Common Coupling (PCC) ซึ่งเป็นจุดที่ระบบไฟฟ้าของผู้ใช้เชื่อมต่อกับระบบจำหน่ายของการไฟฟ้า

2.1.3 แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลา

2.1.3.1 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) เป็นสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ (Recurrent Neural Network: RNN) ที่พัฒนาโดย Hochreiter และ Schmidhuber (1997) เพื่อแก้ปัญหา Vanishing Gradient และ Exploding Gradient ที่เกิดขึ้นใน RNN แบบดั้งเดิม LSTM ออกแบบมาให้สามารถเรียนรู้และจดจำรูปแบบระยะยาว (Long-term Dependencies) ในข้อมูลอนุกรมเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ

LSTM ใช้โครงสร้างที่เรียกว่า Memory Cell ประกอบด้วย 3 ประตู (Gates) หลัก

1) Input Gate $(i\ )$ ควบคุมว่าข้อมูลใหม่จากอินพุตปัจจุบันควรถูกเพิ่มเข้าไปในสถานะเซลล์ (Cell State) มากน้อยเพียงใด คำนวณจาก:

$$i_t = \sigma(W_i \times [h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (2\text{-}2)$$

i_t = ค่า input gate ณ เวลา t

σ = ฟังก์ชัน sigmoid

W_i = เมทริกซ์น้ำหนักสำหรับ input gate

h_{t-1} = hidden state จากขั้นตอนก่อนหน้า

X_t = ข้อมูล input ปัจจุบัน ณ เวลา t

$[h_{t-1}, X_t]$ = การต่อเวกเตอร์ระหว่าง hidden state ก่อนหน้ากับ input ปัจจุบัน

b_i = bias term สำหรับ input gate

2) Forget Gate (f_t) ตัดสินใจว่าข้อมูลใดในสถานะเซลล์เดิมควรถูกลืมหรือเก็บไว้ คำนวณจาก

$$f_t = \sigma(W_f \times [h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (2\text{-}3)$$

f_t = ค่า forget gate ณ เวลา t

σ = ฟังก์ชัน sigmoid

W_f = เมทริกซ์น้ำหนักสำหรับ forget gate

h_{t-1} = hidden state จากขั้นตอนก่อนหน้า

X_t = ข้อมูล input ปัจจุบัน ณ เวลา t

$[h_{t-1}, X_t]$ = การต่อเวกเตอร์ระหว่าง hidden state ก่อนหน้ากับ input ปัจจุบัน

b_f = bias term สำหรับ forget gate

3) Output Gate (o_t) ควบคุมว่าส่วนใดของสถานะเซลล์ควรถูกส่งออกเป็นเอาต์พุต คำนวณจาก

$$o_t = \sigma(W_o \times [h_{t-1}, X_t] + b_0) \quad (2\text{-}4)$$

o_t = ค่า forget gate ณ เวลา t

σ = ฟังก์ชัน sigmoid

W_o = เมทริกซ์น้ำหนักสำหรับ forget gate

h_{t-1} = hidden state จากขั้นตอนก่อนหน้า

X_t = ข้อมูล input ปัจจุบัน ณ เวลา t

$[h_{t-1}, X_t]$ = การต่อเวกเตอร์ระหว่าง hidden state ก่อนหน้ากับ input ปัจจุบัน

b_o = bias term สำหรับ forget gate

สถานะเซลล์ (Cell State: C_t) ทำหน้าที่เป็นหน่วยความจำระยะยาว อัปเดตโดย

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times tanh(W_c \times [h_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (2\text{-}5)$$

C_t = cell state ใหม่ ณ เวลา t (ความจำระยะยาว)

f_t= ค่า forget gate (จากสมการก่อนหน้า) - กำหนดว่าจะเก็บข้อมูลเก่าเท่าไหร่

C_{t-1}= cell state จากขั้นตอนก่อนหน้า (ณ เวลา t-1)

i_t= ค่า input gate (จากสมการก่อนหน้า) - กำหนดว่าจะรับข้อมูลใหม่เท่าไหร่

$\tanh$= ฟังก์ชัน hyperbolic tangent (ให้ค่าระหว่าง -1 ถึง 1)

W_c= เมทริกซ์น้ำหนัก (weight matrix) สำหรับ candidate cell state

h_{t-1}= hidden state จากขั้นตอนก่อนหน้า

X_t= ข้อมูล input ปัจจุบัน ณ เวลา t

$[h_{t-1}, X_t]$= การต่อเวกเตอร์ระหว่าง hidden state กับ input

b_c= bias term สำหรับ candidate cell state

Hidden State (h_t) หรือเอาต์พุตของ LSTM คำนวณจาก

$$h_t = O_t \times tanh(C_t) \quad (2\text{-}6)$$

h_t = hidden state ณ เวลา t (เอาต์พุตที่จะส่งไปขั้นตอนถัดไป)

O_t(หรือ O_t) = ค่า output gate ณ เวลา t กำหนดว่าจะส่งข้อมูลออกเท่าไหร่

$\tanh$= ฟังก์ชัน hyperbolic tangent

C_t= cell state ปัจจุบัน ณ เวลา t

โดยที่ σ คือ Sigmoid Function, tanh คือ Hyperbolic Tangent Function, W คือ Weight Matrices, b คือ Bias Vectors, x_t คือ Input, h_{t-1} คือ Hidden State ก่อนหน้า และ Element-wise Multiplication

ข้อดีของ LSTM คือสามารถเรียนรู้รูปแบบระยะยาวได้ดี เหมาะกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ซับซ้อนตามมิติเวลา และสามารถจัดการกับปัญหา Gradient ได้ดีกว่า RNN แบบดั้งเดิม

อย่างไรก็ตาม LSTM มีจำนวนพารามิเตอร์มาก ทำให้ใช้เวลาในการฝึกสอนนานและต้องการข้อมูลจำนวนมาก

2.1.3.2 Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit (GRU) พัฒนาโดย Cho et al. (2014) เป็นสถาปัตยกรรมที่เรียบง่ายกว่า LSTM โดยใช้ประตูเพียง 2 ประตู แทนที่จะใช้ 3 ประตู ทำให้มีพารามิเตอร์น้อยกว่าและฝึกสอนได้เร็วกว่า แต่ยังคงประสิทธิภาพในการเรียนรู้รูปแบบระยะยาวได้ใกล้เคียงกับ LSTM

GRU ประกอบด้วย 2 ประตูหลัก ได้แก่

1) **Update Gate z_t** ควบคุมว่าข้อมูลจากอดีตควรถูกรักษาไว้มากน้อยเพียงใด และข้อมูลใหม่ควรถูกเพิ่มเข้ามามากน้อยเพียงใด คำนวณจาก:

$$z_t = \sigma(W_z \times [h_{t-1}, X_t] + b_z) \quad (2\text{-}7)$$

z_t = ค่า update gate ณ เวลา t

σ = ฟังก์ชัน sigmoid

W_z = เมทริกซ์น้ำหนัก สำหรับ update gate

h_{t-1} = hidden state จากขั้นตอนก่อนหน้า

X_t = ข้อมูล input ปัจจุบัน ณ เวลา t

$[h_{t-1}, X_t]$ = การต่อเวกเตอร์ระหว่าง hidden state ก่อนหน้ากับ input ปัจจุบัน

b_z = bias term สำหรับ update gate

2) **Reset Gate (r_t)** ควบคุมว่าข้อมูลจากอดีตควรถูกลืมมากน้อยเพียงใดก่อนที่จะคำนวณข้อมูลใหม่ คำนวณจาก:

$$r_t = \sigma(W_i \times [h_{t-1}, X_t] + b_r) \quad (2\text{-}8)$$

r_t = ค่า reset gate ณ เวลา t

σ = ฟังก์ชัน sigmoid

W_r = เมทริกซ์น้ำหนัก สำหรับ reset gate

h_{t-1} = hidden state จากขั้นตอนก่อนหน้า

X_t = ข้อมูล input ปัจจุบัน ณ เวลา t

$[h_{t-1}, X_t]$ = การต่อเวกเตอร์ ระหว่าง hidden state ก่อนหน้ากับ input ปัจจุบัน

b_r = bias term สำหรับ reset gate

Candidate Hidden State ($\tilde{h}_t$) คำนวณจาก:

$$\tilde{h}_t = tanh(W \times [h_{t-1}, X_t] + b) \quad (2\text{-}9)$$

$\tilde{h}_t$ = candidate hidden state

tanh = ฟังก์ชัน hyperbolic tangent

W = *เมทริกซ์น้ำหนัก*

h_{t-1} = hidden state *จากขั้นตอนก่อนหน้า*

X_t = ข้อมูล input ปัจจุบัน

b = bias term

Hidden State (h_t) อัปเดตโดย:

$$h_t = (1 - z_t) \times h_{t-1} + z_t \times \tilde{h}_t \quad (2\text{-}10)$$

h_t = hidden state ใหม่ ณ เวลา t

z_t = update gate

$(1-z_t)$ = สัดส่วนที่จะเก็บข้อมูลเก่า

h_{t-1} = hidden state เก่า

$\tilde{h}_t$ = candidate hidden state

GRU รวม Cell State และ Hidden State เป็นตัวเดียวกัน และใช้ Update Gate ทำหน้าที่ทั้ง Input Gate และ Forget Gate ของ LSTM ทำให้โครงสร้างเรียบง่ายกว่าแต่ยังคงประสิทธิภาพสูง การวิจัยหลายชิ้นพบว่า GRU ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับ LSTM ในหลายงาน แต่ใช้เวลาฝึกสอนน้อยกว่า 25-30%

2.1.3.3 Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

Bidirectional LSTM (BiLSTM) พัฒนาโดย Schuster and Paliwal (1997) เป็น LSTM ที่ประมวลผลข้อมูลทั้งในทิศทางไปข้างหน้า (Forward Direction) และข้างหลัง (Backward Direction) พร้อมกัน ทำให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้รูปแบบจากทั้งอดีตและอนาคตของข้อมูล

BiLSTM ประกอบด้วย 2 ชั้น LSTM

Forward LSTM (⟶) ประมวลผลข้อมูลจากต้นไปท้าย (t=1 ถึง t=T)

Backward LSTM (⟵) ประมวลผลข้อมูลจากท้ายไปต้น (t=T ถึง t=1)

เอาต์พุตสุดท้าย (h_t) คำนวณจากการรวม (Concatenation) ของเอาต์พุตจากทั้งสองทิศทาง:

$$h_t = [\rightarrow h_t; \leftarrow h_t] \quad (2\text{-}11)$$

h_t = hidden state รวม ณ เวลา t (ผลลัพธ์สุดท้ายที่รวม 2 ทิศทาง)

$\overrightarrow{h_t}$= **forward hidden state** (ลูกศรชี้ขวา)

ประมวลผลจาก**ซ้ายไปขวา** หรือจาก**อดีตไปอนาคต**

อ่านข้อมูลตามลำดับปกติ

$\overleftarrow{h_t}$= **backward hidden state** (ลูกศรชี้ซ้าย)

ประมวลผลจากขวาไปซ้าย หรือจากอนาคตกลับอดีต

อ่านข้อมูลย้อนกลับ

; = การต่อเวกเตอร์ นำทั้ง 2 ส่วนมาต่อกันเป็นเวกเตอร์เดียว

BiLSTM เหมาะสำหรับงานที่ข้อมูลในอนาคตมีความสำคัญต่อการพยากรณ์ปัจจุบัน เช่น การพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีรูปแบบวัฏจักร (Seasonal Pattern) ที่ข้อมูลในอนาคตอาจช่วยให้เข้าใจรูปแบบในปัจจุบันได้ดีขึ้น อย่างไรก็ตาม BiLSTM ต้องการทรัพยากรการคำนวณมากกว่า LSTM ปกติเป็น 2 เท่า และไม่สามารถใช้ในการพยากรณ์แบบเรียลไทม์ (Real-time Forecasting) ได้เนื่องจากต้องรอข้อมูลทั้งหมดก่อนประมวลผล

2.1.3.4 Stacked Long Short-Term Memory (Stacked-LSTM)

Stacked-LSTM เป็นสถาปัตยกรรมที่มีการซ้อน LSTM หลายชั้น (Multiple Layers) โดยเอาต์พุตของชั้นหนึ่งจะเป็นอินพุตของชั้นถัดไป การซ้อนชั้นช่วยเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนและนามธรรมมากขึ้น (Hierarchical Representation)

ในสถาปัตยกรรมแบบ 2 Layer:

Layer 1 เรียนรู้รูปแบบพื้นฐานโดยตรงจากข้อมูลอินพุต

Layer 2 เรียนรู้รูปแบบระดับสูงจากเอาต์พุตของ Layer 1

สูตรการคำนวณ:

$$h^1{}_t = LSTM^1(X_t, h^1{}_{t-1}) \quad (2\text{-}12)$$

First Layer

$h^1{}_t$ = hidden state ของชั้นที่ 1 ณ เวลา t

$LSTM^1$= LSTM ชั้นที่ 1

X_t= input ดั้งเดิม ณ เวลา t (ข้อมูลต้นทาง)

h^1_{t-1}= hidden state ของชั้นที่ 1 ณ เวลา t-1

$$h^2{}_t = LSTM^2(h^1{}_t, h^2{}_{t-1}) \quad (2\text{-}13)$$

Second Layer

$h^2{}_t$ = hidden state ของชั้นที่ 2 ณ เวลา t

$LSTM^2$= LSTM ชั้นที่ 2

h^1_t= output จาก LSTM ชั้นที่ 1 (กลายเป็น input ของชั้นที่ 2)

h^2_{t-1}= hidden state ของชั้นที่ 2 ณ เวลา t-1

$$y_t = Output\ Layer(h^2{}_t) \quad (2\text{-}14)$$

Output Layer:

y_t = output สุดท้าย ณ เวลา t

$OutputLayer$= ชั้น fully connected หรือ softmax layer

h^2_t= hidden state จากชั้นสุดท้าย

Stacked-LSTM เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูงและต้องการการเรียนรู้รูปแบบในหลายระดับ อย่างไรก็ตาม การใช้ชั้นมากเกินไปอาจทำให้เกิด Overfitting โดยเฉพาะเมื่อข้อมูลมีจำนวนไม่มาก และต้องการเวลาในการฝึกสอนมากขึ้นตามจำนวนชั้น โดยทั่วไปมักใช้ 2-3 ชั้น และใช้เทคนิค Dropout เพื่อป้องกัน Overfitting

2.1.3.5 Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM)

CNN-LSTM เป็นสถาปัตยกรรมแบบผสมผสาน (Hybrid Architecture) ที่รวมข้อดีของ Convolutional Neural Network (CNN) และ LSTM เข้าด้วยกัน โดย CNN ทำหน้าที่สกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) จากข้อมูลอินพุต และ LSTM เรียนรู้รูปแบบตามมิติของเวลา

โครงสร้างของ CNN-LSTM

Convolutional Layers ใช้ Convolutional Filters เลื่อนไปตามข้อมูลอินพุตเพื่อสกัดคุณลักษณะเชิงพื้นที่ (Spatial Features) หรือรูปแบบเฉพาะท้องถิ่น (Local Patterns) สำหรับอนุกรมเวลา CNN สามารถจับรูปแบบระยะสั้น (Short-term Patterns) และลดมิติข้อมูล (Dimensionality Reduction) การคำนวณ: $z_1 = \mathbf{Activation}(W_l \times Z_{l-1} + b_1)$ โดยที่ Convolution Operation

Pooling Layers ใช้ลดขนาดของ Feature Maps โดยเก็บข้อมูลที่สำคัญที่สุด เช่น Max Pooling จะเลือกค่าสูงสุดในแต่ละ Window

LSTM Layers รับ Feature Maps จาก CNN เป็นอินพุต แล้วเรียนรู้รูปแบบตามมิติเวลา (Temporal Dependencies) และความสัมพันธ์ระยะยาว

Dense Output Layer แปลงเอาต์พุตของ LSTM เป็นค่าพยากรณ์

ข้อดีของ CNN-LSTM คือการรวมความสามารถในการสกัดคุณลักษณะของ CNN กับความสามารถในการเรียนรู้รูปแบบตามเวลาของ LSTM ทำให้เหมาะสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีทั้งรูปแบบเฉพาะท้องถิ่นและรูปแบบระยะยาว อย่างไรก็ตาม โครงสร้างที่ซับซ้อนทำให้ต้องการเวลาในการฝึกสอนมาก และต้องปรับ Hyperparameters อย่างระมัดระวัง

2.1.4 แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิมสำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลา

2.1.4.1 Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

SARIMA เป็นแบบจำลองทางสถิติที่พัฒนามาจาก ARIMA โดย Box และ Jenkins สำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีรูปแบบวัฏจักร (Seasonal Pattern) โดยเพิ่มองค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonal Components) เข้าไปใน ARIMA

SARIMA มีสัญลักษณ์แทนด้วย $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_m$ โดยที่:

p = ลำดับของ Autoregressive (AR) ส่วนที่ไม่เป็นวัฏจักร

d = ระดับการทำ Differencing ส่วนที่ไม่เป็นวัฏจักร

q = ลำดับของ Moving Average (MA) ส่วนที่ไม่เป็นวัฏจักร

P = ลำดับของ Seasonal AR

D = ระดับการทำ Seasonal Differencing

Q = ลำดับของ Seasonal MA

m = จำนวนช่วงเวลาในหนึ่งวัฏจักร

สมการของ SARIMA มีดังนี้

$$SARIMA: \ \phi_p(B)\phi_p P(B^m)\nabla^d\nabla^{mD}y_t = \theta_q(B) \ominus_q (B^m)\varepsilon_t \qquad (2\text{-}15)$$

โดยที่:

$\phi_p(B)$ = ตัวดำเนินการ AR นอกฤดูกาล

$\phi_p P(B^m)$ = ตัวดำเนินการ AR ตามฤดูกาล

∇^d = ตัวดำเนินการผลต่างที่ไม่ใช่ฤดูกาล

∇^{mD} = ตัวดำเนินการผลต่างตามฤดูกาล

$\theta_q(B)$ = ผู้ดำเนินการ MA นอกฤดูกาล

$\ominus_q\ (B^m)$ = ตัวดำเนินการ MA ตามฤดูกาล

$\mathbf{B}$ = ตัวดำเนินการแบ็คชิฟต์ ($\mathrm{By}_{\mathbf{t}} = \mathrm{y}_{\mathbf{t-1}}$)

$\boldsymbol{\varepsilon_t}$ = ระยะข้อผิดพลาดของสัญญาณรบกวนสีขาว

กระบวนการสร้างแบบจำลอง SARIMA ประกอบด้วย:

Identification ระบุค่า p, d, q, P, D, Q โดยใช้:

ACF (Autocorrelation Function) Plot ใช้ระบุค่า q และ Q โดย ACF ที่มีการตัดอย่างชัดเจน (Sharp Cutoff) บ่งชี้ถึง MA Process

PACF (Partial Autocorrelation Function) Plot ใช้ระบุค่า p และ P โดย PACF ที่มีการตัดอย่างชัดเจนบ่งชี้ถึง AR Process

ADF (Augmented Dickey-Fuller) Test ทดสอบความนิ่ง (Stationarity) เพื่อกำหนดค่า d และ D

Estimation ประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองโดยใช้วิธี Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Diagnostic Checking ตรวจสอบคุณภาพของแบบจำลองโดยการวิเคราะห์ Residuals:

Residuals ควรเป็น White Noise (ไม่มีความสัมพันธ์อัตโนมัติ)

ใช้ Ljung-Box Test ทดสอบว่า Residuals เป็นอิสระจากกันหรือไม่

ใช้ AIC (Akaike Information Criterion) หรือ BIC (Bayesian Information Criterion) เปรียบเทียบแบบจำลอง

SARIMA เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรชัดเจนและสม่ำเสมอ มีข้อดีคือเข้าใจและอธิบายได้ง่าย ใช้เวลาในการฝึกสอนน้อย และไม่ต้องการข้อมูลจำนวนมาก อย่างไรก็ตาม SARIMA มีข้อจำกัดคือสมมติว่าความสัมพันธ์ของข้อมูลเป็นเชิงเส้น (Linear) ไม่สามารถจับรูปแบบที่ซับซ้อนและไม่เชิงเส้นได้ดี และต้องใช้เวลาในการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

2.1.4.2 Prophet Model

Prophet เป็นแบบจำลองการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่พัฒนาโดย Facebook (Taylor and Letham : 2018) ออกแบบมาให้ใช้งานง่ายและให้ผลการพยากรณ์ที่ดีโดยไม่ต้องปรับแต่งมาก เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรชัดเจนหลายระดับ ค่าผิดปกติ (Outliers) และข้อมูลที่หายไป (Missing Data)

Prophet ใช้แบบจำลองแบบ Additive ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบหลัก:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t \quad (2\text{-}16)$$

โดยที่:

$y(t)$ = ค่าที่ต้องการพยากรณ์ ณ เวลา $\mathbf{t}$

$g(t)$ = Trend Component (แนวโน้ม)

$s(t)$ = Seasonality Component (ความเป็นฤดูกาล)

$h(t)$ = Holiday/Event Effect Component (วันหยุดและเหตุการณ์พิเศษ)

$\boldsymbol{\varepsilon_t}$ = Error Term (ความผิดพลาด)

Trend Component g(t) Prophet รองรับ 2 รูปแบบ:

Linear Trend: $g(t) = (k + a(t)^T\delta)t + (m + a(t)^T\gamma)$ (2-17)

Growth Rate *(ความชัน)*

k = Base Growth Rate (อัตราการเติบโตเริ่มต้น)

$a(t)$= Changepoint Indicator Vector ณ เวลา t

δ (delta) = Rate Change Vector

$a(t)^T\delta$ = Cumulative Rate Adjustment

$(k + a(t)^T\delta)t$ = ความชันปัจจุบัน ณ เวลา t

Offset (จุดตัด y)

m = Base Offset (จุดตัด y เริ่มต้น)

γ (gamma) = Offset Adjustment Vector

$a(t)^T\gamma$ = Cumulative Offset Adjustmen

$(m + a(t)^T\gamma)$ = Offset ปัจจุบัน ณ เวลา t

สำหรับแนวโน้มเชิงเส้น

Logistic Growth: $g(t) = \frac{C(t)}{\left(1+\exp\left(-(k+a(t)^T\delta)t+(m+a(t)^T\gamma)\right)\right)}$ (2-18)

$C(t)$ = Carrying Capacity

k = Base Growth Rate (อัตราการเติบโตพื้นฐาน)

$a(t)$ = Changepoint Indicator Vector

δ(delta) = Rate Change Vector

$\mathbf{m}$ = Offset Parameter (ค่าเริ่มต้น)

γ (gamma) = Offset Change Vector

$\mathbf{t}$ = เวลา (time)

สำหรับแนวโน้มที่มีขีดจำกัดบนและล่าง

โดย k คือ Growth Rate, δ คือ Rate Adjustments, m คือ Offset, a(t) คือ Changepoint Indicator และ C(t) คือ Carrying Capacity

Seasonal Component s(t) ใช้ Fourier Series ในการแทนรูปแบบวัฏจักร:

$$S(t) = \sum \left(a_n COS\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) \right) \quad (2\text{-}19)$$

$S(t)$ = Seasonality Value ณ เวลา t

a_n = สัมประสิทธิ์สำหรับ cosine term

b_n = สัมประสิทธิ์สำหรับ sine term

P = Period (รอบของ Seasonality)

$\left(\frac{2\pi nt}{P}\right)$ = Frequency Term (เทอมความถี่)

โดยที่ P คือความยาวของวัฏจักร (เช่น 365.25 สำหรับรูปแบบรายปี, 7 สำหรับรูปแบบรายสัปดาห์) และ N คือจำนวน Fourier Terms

Holiday Component h(t) แทนผลกระทบของวันหยุดและเหตุการณ์พิเศษ โดยกำหนดเป็น Window รอบวันหยุด: $h(t) = \sum k_i \times \mathbb{1}\{t \epsilon D_i\}$ โดยที่ κ_i คือ ผลกระทบของวันหยุด i และ $\mathbb{1}\{t \in D_i\}$ คือ Indicator Function

Prophet ใช้ Bayesian Framework ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยใช้ Stan ซึ่งเป็นเครื่องมือสำหรับ Markov Chain Monte Carlo (MCMC) Sampling ทำให้สามารถประมาณค่าความไม่แน่นอน (Uncertainty) และสร้าง Confidence Intervals ได้

ข้อดีของ Prophet:

ใช้งานง่าย ไม่ต้องมีความรู้ทางสถิติลึกซึ้ง

จัดการข้อมูลที่หายไปและค่าผิดปกติได้ดี

รองรับรูปแบบวัฏจักรหลายระดับพร้อมกัน

สามารถกำหนดวันหยุดและเหตุการณ์พิเศษได้

ให้ Confidence Intervals ที่เชื่อถือได้

ข้อจำกัดของ Prophet:

เหมาะกับข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรชัดเจน ไม่เหมาะกับข้อมูลที่ไม่มีรูปแบบแน่นอน

ไม่สามารถจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เชิงเส้นได้ดีเท่า Deep Learning

ความถูกต้องขึ้นอยู่กับการกำหนด Changepoints และ Seasonality ที่เหมาะสม

2.1.4.3 Exponential Smoothing

การปรับเรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล (Exponential Smoothing) เป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ที่ให้ความสำคัญกับข้อมูลล่าสุดมากกว่าข้อมูลในอดีต โดยน้ำหนักของข้อมูลจะลดลงแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลเมื่อเวลาผ่านไป ทำให้แบบจำลองสามารถสะท้อนการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพและเหมาะสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้น.

วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลสามารถแบ่งออกเป็นหลายรูปแบบ ได้แก่ Simple Exponential Smoothing (SES) ซึ่งเหมาะสำหรับข้อมูลที่ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาล, Holt's Exponential Smoothing สำหรับข้อมูลที่มีแนวโน้ม และ Holt–Winters Exponential Smoothing สำหรับข้อมูลที่มีทั้งแนวโน้มและฤดูกาล จึงสามารถประยุกต์ใช้ได้กับข้อมูลที่มีลักษณะแตกต่างกัน

ข้อดีของ Exponential Smoothing คือมีความเรียบง่าย คำนวณได้รวดเร็ว และสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำในหลายสถานการณ์ จึงได้รับความนิยมในงานด้านธุรกิจ เศรษฐศาสตร์ การจัดการสินค้าคงคลัง และการพยากรณ์ความต้องการใช้ทรัพยากรต่าง ๆ อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของวิธีการขึ้นอยู่กับการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมและลักษณะของข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์

2.1.5 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ใช้เมตริกส์หลายตัวเพื่อวัดความแม่นยำและความน่าเชื่อถือในแง่มุมต่างๆ โดยเมตริกส์แต่ละตัวมีจุดเน้นและข้อจำกัดที่แตกต่างกัน

2.1.5.1 Root Mean Square Error (RMSE)

$$\boldsymbol{RMSE} = \sqrt{\left(\frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{n}}\right)\sum(\boldsymbol{y_i} - \boldsymbol{\hat{y}_i})^{\mathbf{2}}} \qquad (2\text{-}21)$$

n = จำนวนข้อมูลทั้งหมด

$\mathrm{y_i}$ = ค่าจริง (Actual Value) ของข้อมูลที่ i

$\hat{\mathrm{y}}_\mathrm{i}$ = ค่าพยากรณ์ (Predicted Value) ของข้อมูลที่ i

$(y_i - \hat{y}_i)^2$ = Squared Error

RMSE วัดรากที่สองของค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีหน่วยเดียวกับข้อมูลต้นฉบับ ข้อดีคือให้น้ำหนักกับความคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่มากกว่า (Penalizes Large Errors) ทำให้สะท้อนผลกระทบของค่าผิดพลาดที่รุนแรง เหมาะสำหรับข้อมูลที่ความคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่มีผลกระทบมาก อย่างไรก็ตาม RMSE ไวต่อค่าผิดปกติ (Outliers) และไม่สามารถเปรียบเทียบระหว่างชุดข้อมูลที่มีหน่วยหรือขนาดต่างกันได้

2.1.5.2 Mean Absolute Error (MAE)

$$\boldsymbol{MAE} = \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{n}}\sum|\boldsymbol{y_i} - \boldsymbol{\hat{y}_i}| \qquad (2\text{-}22)$$

n = จำนวนข้อมูลทั้งหมด

y_i = ค่าจริง (Actual Value) ของข้อมูลที่ i

$\hat{y}_i$ = ค่าพยากรณ์ (Predicted Value) ของข้อมูลที่ i

$|y_i - \hat{y}_i|$ = Absolute Error (ค่าสัมบูรณ์ของ Error)

MAE วัดค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อน มีหน่วยเดียวกับข้อมูลต้นฉบับ ข้อดีคือเข้าใจและตีความได้ง่าย ไม่ไวต่อค่าผิดปกติเท่า RMSE และให้น้ำหนักเท่าๆ กันกับความคลาดเคลื่อนทุกขนาด เหมาะสำหรับข้อมูลที่ความคลาดเคลื่อนทุกขนาดมีความสำคัญเท่ากัน อย่างไรก็ตาม MAE ไม่สะท้อนผลกระทบของความคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่ได้ชัดเจนเท่า RMSE

2.1.5.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$\boldsymbol{MAPE} = \frac{\mathbf{100}}{\boldsymbol{n}}\sum\frac{|\boldsymbol{y_i}-\boldsymbol{\hat{y}_i}|}{|\boldsymbol{y_i}|} \qquad (2\text{-}23)$$

n = จำนวนข้อมูลทั้งหมด

y_i = ค่าจริง (Actual Value) ของข้อมูลที่ i

$\hat{y}_i$ = ค่าพยากรณ์ (Predicted Value) ของข้อมูลที่ i

$\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{|y_i|}$ = Percentage Error สำหรับแต่ละจุด

MAPE แสดงความคลาดเคลื่อนเป็นเปอร์เซ็นต์ของค่าจริง ข้อดีคือไม่ขึ้นกับหน่วยของข้อมูล สามารถเปรียบเทียบระหว่างชุดข้อมูลที่มีขนาดต่างกันได้ และเข้าใจง่าย อย่างไรก็ตาม MAPE มีข้อจำกัดสำคัญคือไม่สามารถคำนวณได้เมื่อค่าจริงเป็นศูนย์ และให้น้ำหนักมากกับความคลาดเคลื่อนเมื่อค่าจริงมีค่าน้อย (Asymmetric) ทำให้ไม่เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีค่าใกล้เคียงศูนย์หรือข้อมูลที่มีช่วงกว้าง

2.1.5.4 Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE)

$$\boldsymbol{SMAPE} = \frac{\mathbf{100}}{\boldsymbol{n}}\sum\frac{|\boldsymbol{y_i}-\boldsymbol{\hat{y}_i}|}{|\boldsymbol{y_i}|+|\boldsymbol{\hat{y}_i}|} \qquad (2\text{-}24)$$

n = จำนวนข้อมูลทั้งหมด

y_i = ค่าจริง (Actual Value) ของข้อมูลที่ i

$\hat{y}_i$ = ค่าพยากรณ์ (Predicted Value) ของข้อมูลที่ i

$|y_i - \hat{y}_i|$ = Percentage Error สำหรับแต่ละจุด

$|y_i| + |\hat{y}_i|$ = ตัวหาร (Denominator)

SMAPE เป็นรูปแบบที่ปรับปรุงจาก MAPE โดยแก้ปัญหาความไม่สมมาตร ใช้ค่าเฉลี่ยของค่าจริงและค่าพยากรณ์เป็นตัวหาร ทำให้ได้ค่าที่สมมาตรกันมากขึ้น ข้อดีคือแก้ปัญหาของ MAPE ในเรื่องความไม่สมมาตรและความไวต่อค่าจริงที่มีขนาดเล็ก และค่าอยู่ในช่วง 0% ถึง 200% อย่างไรก็ตาม SMAPE ยังคงมีปัญหาเมื่อทั้งค่าจริงและค่าพยากรณ์ใกล้เคียงศูนย์พร้อมกัน และการตีความอาจยากกว่า MAPE เล็กน้อย

2.1.5.5 Coefficient of Determination (R^2)

$$R^2 = 1 - \left(\frac{SS_{res}}{SS_{tot}}\right) = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2\text{-}25)$$

R^2 = Coefficient of Determination

SS_{res} = Sum of Squares Residual (RSS)

SS_{tot} = Sum of Squares Total (TSS)

$(y_i - \hat{y}_i)$ = Residual (ค่าคลาดเคลื่อน)

$(y_i - \bar{y}_i)$ = Deviation from Mean

R^2 วัดสัดส่วนของความแปรปรวนของข้อมูลที่แบบจำลองสามารถอธิบายได้ มีค่าอยู่ระหว่าง -∞ ถึง 1 โดย:

$R^2 = 1$ หมายถึงแบบจำลองพยากรณ์ได้สมบูรณ์แบบ

$R^2 = 0$ หมายถึงแบบจำลองพยากรณ์ได้ไม่ดีกว่าการใช้ค่าเฉลี่ย

$R^2 < 0$ หมายถึงแบบจำลองพยากรณ์ได้แย่กว่าการใช้ค่าเฉลี่ย

ข้อดีของ R^2 คือเข้าใจและตีความได้ง่าย ไม่ขึ้นกับหน่วยของข้อมูล และสะท้อนความสามารถโดยรวมของแบบจำลอง อย่างไรก็ตาม R^2 อาจเพิ่มขึ้นเมื่อเพิ่มตัวแปรเข้าไปในแบบจำลอง แม้ตัวแปรนั้นจะไม่มีความสำคัญ (ใช้ Adjusted R^2 แทนสำหรับแบบจำลองที่มีหลายตัวแปร) และ R^2 ไม่บ่งบอกว่าแบบจำลองเหมาะสมกับข้อมูลหรือไม่ อาจได้ R^2 สูงแต่แบบจำลอง Overfit

2.1.6 เทคนิคในการป้องกัน Overfitting

Overfitting เป็นปัญหาที่แบบจำลองเรียนรู้รายละเอียดและ Noise ของข้อมูลฝึกสอนมากเกินไป ทำให้ประสิทธิภาพในข้อมูลทดสอบหรือข้อมูลใหม่ลดลง มีเทคนิคหลายวิธีในการป้องกัน Overfitting:

2.1.6.1 Dropout

Dropout เป็นเทคนิคที่ปิดการทำงานของ Neuron บางส่วนแบบสุ่มในแต่ละรอบการฝึกสอน (Training Iteration) โดยกำหนดความน่าจะเป็น (Dropout Rate) เช่น 0.2 หมายถึงปิด Neuron 20% แบบสุ่ม เทคนิคนี้บังคับให้ Network ไม่พึ่งพา Neuron ใดเป็นพิเศษ ทำให้เกิด Redundancy และลด Co-adaptation ของ Neurons โดยทั่วไปใช้ Dropout Rate 0.2-0.5 และใช้กับ Hidden Layers แต่ไม่ใช้กับ Input และ Output Layers

2.1.6.2 Early Stopping

Early Stopping หยุดการฝึกสอนเมื่อประสิทธิภาพในชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation Set) เริ่มลดลงหรือไม่เพิ่มขึ้นอีก โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น Training Set และ Validation Set ติดตามค่า Validation Loss ในทุก Epoch และหยุดเมื่อ Validation Loss ไม่ลดลงเป็นเวลา n Epochs ติดต่อกัน (Patience) โดยทั่วไปใช้ Patience = 10-50 Epochs

2.1.6.3 Regularization (L1, L2)

Regularization เพิ่มค่า Penalty สำหรับ Weights ที่มีขนาดใหญ่เข้าไปใน Loss Function เพื่อบังคับให้แบบจำลองมีความเรียบง่าย (Simplicity)

L2 Regularization (Ridge): $\mathbf{Loss} = \mathbf{Original\ Loss} + \lambda \sum w^2 i$ บังคับให้ Weights มีค่าเล็ก แต่ไม่ทำให้เป็นศูนย์

L1 Regularization (Lasso): $\mathbf{Loss} = \mathbf{Original\ Loss} + \lambda \sum |W_i|$ บังคับให้ Weights บางตัวเป็นศูนย์ ทำ Feature Selection โดยอัตโนมัติ

$\boldsymbol{\lambda}$ (Lambda) คือ Regularization Parameter ที่ควบคุมความแรงของ Penalty โดยทั่วไปเริ่มจากค่าเล็กๆ เช่น 0.001 หรือ 0.0001

2.1.6.4 Data Augmentation

Data Augmentation เพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอนโดยการสร้างข้อมูลใหม่จากข้อมูลเดิม สำหรับอนุกรมเวลาสามารถใช้:

Time Warping: ยืดหรือหดช่วงเวลา

Adding Noise: เพิ่ม Gaussian Noise เล็กน้อย

Scaling: ปรับขนาดข้อมูลเล็กน้อย

Window Slicing: ตัดข้อมูลเป็นช่วงๆ ที่ทับซ้อนกัน

2.1.7 การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ (Cost-Benefit Analysis)

2.1.7.1 ผลกระทบทางเศรษฐกิจจากปัญหาคุณภาพไฟฟ้า

จากการสำรวจของ Leonardo Power Quality Initiative (LPQI) ในปี 2006 ซึ่งครอบคลุม 8 ประเทศในยุโรป พบว่าปัญหาคุณภาพไฟฟ้า (Power Quality) ก่อให้เกิดความสูญเสียทางเศรษฐกิจในกลุ่มประเทศ EU-25 มากกว่า 150,000 ล้านยูโรต่อปี โดยภาคอุตสาหกรรมรับผลกระทบมากที่สุดคิดเป็นร้อยละ 90 ของความสูญเสียทั้งหมด ในขณะที่ Electric Power Research Institute (EPRI) ประเมินว่าเศรษฐกิจสหรัฐอเมริกาสูญเสียจากปัญหาคุณภาพไฟฟ้าสูงถึง 119,000-188,000 ล้านเหรียญสหรัฐต่อปี

ผลสำรวจ LPQI ชี้ให้เห็นว่าสาเหตุหลักของความสูญเสียมาจาก: voltage dips (23.6%), short interruptions (18.8%), long interruptions (12.5%), harmonics (5.4%), transients and surges (29%) และปัญหาอื่นๆ (10.7%) โดยภาคอุตสาหกรรมที่มีความอ่อนไหวสูงอาจสูญเสียรายได้ถึงร้อยละ 4 ของยอดขายต่อปี

ในด้าน Harmonic Distortion โดยเฉพาะ การศึกษาพบว่าระบบไฟฟ้าอุตสาหกรรมอาจสูญเสียพลังงานสูงถึง 30% จากปัญหา Harmonic Distortion ซึ่งส่งผลต่อทั้งต้นทุนพลังงาน อายุการใช้งานอุปกรณ์ และประสิทธิภาพการผลิต ความสูญเสียจาก harmonics ในยุโรปเพียงอย่างเดียวถูกประเมินว่ามีมูลค่าสูงถึง 100,000 ล้านยูโรต่อปี

2.1.7.2 กรอบแนวคิด Cost-Benefit Analysis (CBA) สำหรับโครงการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้า

Cost-Benefit Analysis (CBA) เป็นเครื่องมือสำคัญในการประเมินความคุ้มค่าของการลงทุนในโครงการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้า งานวิจัยของ Marques et al. (2025) ได้ทบทวนแนวปฏิบัติ CBA ในภาคไฟฟ้าอย่างครอบคลุม พบว่า CBA มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธี least-cost/best-fit แบบเดิม เนื่องจากสามารถประเมินทั้งต้นทุนและผลประโยชน์อย่างรอบด้าน รวมถึงการประหยัดค่าบำรุงรักษา ความเชื่อถือได้ของระบบ และคุณภาพไฟฟ้าที่ดีขึ้น

ตัวชี้วัดทางการเงินหลักที่ใช้ในการประเมิน CBA ประกอบด้วย:

Net Present Value (NPV):

เป็นผลต่างระหว่างมูลค่าปัจจุบันของผลประโยชน์กับมูลค่าปัจจุบันของต้นทุน หาก NPV > 0 แสดงว่าโครงการมีความคุ้มค่า

Internal Rate of Return (IRR):

คืออัตราคิดลดที่ทำให้ NPV เท่ากับศูนย์ ใช้เปรียบเทียบกับต้นทุนทุนขององค์กร

Return on Investment (ROI):

วัดอัตราผลตอบแทนจากเงินลงทุนคำนวณจาก Net Benefits/Total Cost x

Payback Period:

ระยะเวลาคืนทุน แสดงจำนวนปีที่ผลประโยชน์สะสมเท่ากับเงินลงทุนเริ่มต้น

2.1.7.3 การวิเคราะห์ความคุ้มค่าของ Harmonic Filter

งานวิจัยของ Paredes et al. (2022) ใน ScienceDirect เสนอระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) สำหรับการวิเคราะห์ความเป็นไปได้ทั้งด้านเทคนิคและเศรษฐกิจของอุปกรณ์ชดเชยคุณภาพไฟฟ้า โดยใช้ข้อมูลจากโรงงานโลหะวิทยาจริงในเซาเปาลู บราซิล ระบบสามารถคำนวณ Conformity Factors ผ่าน Conservative Power Theory (CPT) และใช้ kNN classifier เพื่อเลือกโซลูชันทางเทคนิคที่เหมาะสมที่สุด ร่วมกับการวิเคราะห์ NPV และ Profitability Index

การติดตั้ง Harmonic Filter สามารถลด THD ให้ต่ำกว่า 5% ตามมาตรฐาน IEEE 519 ซึ่งนำไปสู่ผลประโยชน์หลายประการ: การลดการสูญเสียพลังงานในสายเคเบิล หม้อแปลง และระบบจำหน่าย, การยืดอายุการใช้งานของมอเตอร์ หม้อแปลง และอุปกรณ์ที่เชื่อมต่อ, การหลีกเลี่ยงค่าปรับจากการไม่ผ่านมาตรฐาน, และการลดค่าใช้จ่ายด้านพลังงานจากการปรับปรุง Power Factor นอกจากนี้ ตัวอย่างกรณีศึกษาจากโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ พบว่าหลังติดตั้ง Active Harmonic Filter สามารถลด THD ให้ต่ำกว่า 5% กำจัดปัญหาความร้อนเกิน และเพิ่ม uptime ของ inverter ได้ 30%

2.1.7.4 การประเมินผลประโยชน์ทางเศรษฐกิจจากการลดคาร์บอนฟุตพริ้นท์

International Energy Agency (IEA) ระบุว่าตั้งแต่ปี 1990 เป็นต้นมา ความเข้มข้นของพลังงานต่อหน่วย GDP โลกลดลง 36% อันเป็นผลจากการปรับปรุงประสิทธิภาพพลังงาน ในภาคอุตสาหกรรมการลด Harmonic Distortion สามารถช่วยลดการสูญเสียพลังงาน 10-25% ซึ่งแปลงเป็นการลดการปล่อยคาร์บอนโดยตรง

Karadeniz (2025a) พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ Harmonic สำหรับฟาร์มกังหันลมนอกชายฝั่ง โดยใช้อัลกอริทึม ML และ DL รวมถึง LSTM, GRU และ CNN เพื่อพยากรณ์ THDV และ THDI จากข้อมูลอุตุนิยมวิทยาจริง ในขณะที่ Karadeniz (2025b) ใช้เทคนิค

GAN-based data augmentation ร่วมกับ Random Forest, LSTM และ GRU พบว่าการเพิ่มข้อมูลสังเคราะห์ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ Harmonic อย่างมีนัยสำคัญ

งานวิจัยของ Cotfas et al. (2025) ศึกษาการพยากรณ์ THD ในระบบไฟฟ้าของโรงงานรีดเหล็ก โดยใช้สถาปัตยกรรม Neural Network หลากหลายรูปแบบ พบว่า hybrid convolutional-recurrent structure (CNN-GRU-LSTM) ให้ผลดีที่สุด โดยมีค่า R^2 = 0.923 และ Pearson ρ = 0.961 ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางการใช้ Deep Learning ในงานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้

2.1.7.5 วิธีการประเมินทางการเงินสำหรับโครงการพลังงาน

Campos-Guzmán et al. (2022) ทบทวนวิธีการประเมินทางการเงินสำหรับโครงการพลังงานหมุนเวียน จำแนกเป็น 4 กลุ่ม: Traditional Project Evaluation Metrics (TPEM) ได้แก่ NPV, IRR, Payback Period Levelized Cost of Electricity (LCOE) Return on Investment (ROI) Real Options Analysis (ROA) พบว่า TPEM เป็นวิธีที่นิยมใช้มากที่สุด แต่ ROA สามารถเพิ่มมูลค่าโครงการได้โดยพิจารณาความยืดหยุ่นของการบริหารจัดการภายใต้ความไม่แน่นอน

Karmellos et al. (2024) เสนอกรอบแนวคิด Dynamic CBA สำหรับการแปลงสู่ดิจิทัลในอุตสาหกรรมพลังงาน โดยใช้ System Dynamics เพื่อจับ feedback loops และความสัมพันธ์เชิงไม่เชิงเส้น ซึ่งช่วยให้การประเมิน NPV มีความแม่นยำและสะท้อนความเป็นจริงมากขึ้น

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 งานวิจัยด้านการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก

2.2.1.1 การประยุกต์ใช้ LSTM ในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซเรือนกระจก

งานวิจัยของ Wang et al. (2021) ศึกษาการใช้ LSTM ในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ในภาคอุตสาหกรรมของจีน โดยเปรียบเทียบกับ ARIMA และ Support Vector Regression (SVR) ผลการศึกษาพบว่า LSTM ให้ค่า RMSE และ MAE ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นๆ อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในข้อมูลที่มีความผันผวนสูง งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า LSTM สามารถจับรูปแบบที่ซับซ้อนและความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นของการปล่อยคาร์บอนได้ดีกว่าวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิม อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลในระดับประเทศเท่านั้น ไม่ได้ศึกษาในระดับองค์กรหรือโรงงานแต่ละแห่ง

Sun et al. (2020) ศึกษาการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคพลังงานโดยใช้ Hybrid Model ที่รวม Wavelet Transform กับ LSTM เพื่อแยกส่วนประกอบความถี่ต่างๆ ของข้อมูลก่อนการพยากรณ์ ผลการศึกษาพบว่าการใช้ Wavelet-LSTM ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ได้ถึง 15% เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ LSTM เพียงอย่างเดียว งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึงประโยชน์ของการทำ Feature Engineering ก่อนนำข้อมูลเข้าแบบจำลอง Deep Learning

2.2.1.2 การเปรียบเทียบ GRU และ LSTM ในการพยากรณ์พลังงาน

Alhussein et al. (2020) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ GRU และ LSTM ในการพยากรณ์การใช้พลังงานในอาคาร ผลการศึกษาพบว่า GRU ให้ผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับ LSTM แต่ใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า 25-30% และใช้พารามิเตอร์น้อยกว่า 25% งานวิจัยนี้สนับสนุนการใช้ GRU สำหรับงานที่ต้องการความเร็วและประสิทธิภาพการคำนวณ โดยเฉพาะในระบบที่ต้องการการพยากรณ์แบบเรียลไทม์

Kong et al. (2019) ศึกษาการใช้ GRU ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น โดยเปรียบเทียบกับ LSTM, BiLSTM และ CNN-LSTM ผลการศึกษาพบว่า GRU ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุดในหลายกรณี โดยเฉพาะข้อมูลที่มีรูปแบบไม่ซับซ้อนมาก อย่างไรก็ตาม สำหรับข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง BiLSTM และ CNN-LSTM ให้ผลดีกว่า งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการเลือกแบบจำลองควรขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูล

2.2.1.3 การใช้ BiLSTM ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีรูปแบบวัฏจักร

Siami-Namini et al. (2019) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ BiLSTM กับ ARIMA ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาทางการเงิน ผลการศึกษาพบว่า BiLSTM ให้ค่า RMSE ต่ำกว่า ARIMA ถึง 84.13% และให้ค่า MAPE ต่ำกว่า 83.34% แสดงให้เห็นถึงความสามารถที่โดดเด่นของ BiLSTM ในการจับรูปแบบที่ซับซ้อน งานวิจัยนี้เน้นย้ำว่า Deep Learning มีศักยภาพสูงในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความไม่เชิงเส้นและความผันผวนสูง

Zhao et al. (2017) ศึกษาการใช้ BiLSTM ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในระดับครัวเรือน พบว่า BiLSTM ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่า LSTM ในข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรที่ชัดเจน เนื่องจาก BiLSTM สามารถเรียนรู้รูปแบบจากทั้งอดีตและอนาคตของข้อมูล อย่างไรก็ตาม BiLSTM ต้องการทรัพยากรการคำนวณมากกว่า LSTM ประมาณ 2 เท่า

2.2.1.4 การใช้ CNN-LSTM ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ซับซ้อน

Kim และ Cho (2019) พัฒนาแบบจำลอง CNN-LSTM สำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น โดย CNN ทำหน้าที่สกัดคุณลักษณะเชิงพื้นที่และรูปแบบระยะสั้น

ขณะที่ LSTM เรียนรู้รูปแบบตามเวลา ผลการศึกษาพบว่า CNN-LSTM ให้ค่า MAE และ RMSE ต่ำกว่า LSTM และ GRU เพียงอย่างเดียว โดยเฉพาะในข้อมูลที่มีทั้งรูปแบบเฉพาะท้องถิ่นและรูปแบบระยะยาว

Livieris et al. (2020) เปรียบเทียบ CNN-LSTM กับ LSTM, GRU และ BiLSTM ในการพยากรณ์ราคาหุ้น พบว่า CNN-LSTM ให้ผลดีที่สุดในข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูงและมีปัจจัยหลายประการที่มีผลต่อผลลัพธ์ อย่างไรก็ตาม การฝึกสอน CNN-LSTM ใช้เวลานานกว่าแบบจำลองอื่นๆ และต้องการการปรับ Hyperparameters อย่างระมัดระวัง

2.2.2 งานวิจัยด้านการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองทางสถิติ

2.2.2.1 การใช้ SARIMA ในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซเรือนกระจก

Alam et al. (2021) ใช้ SARIMA ในการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้พลังงานในประเทศบังคลาเทศ โดยใช้ข้อมูลรายปีตั้งแต่ปี 1972-2018 ผลการศึกษาพบว่า SARIMA$(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุด โดยมีค่า MAPE อยู่ที่ 3.8% งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า SARIMA เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรชัดเจนและความสัมพันธ์เป็นเชิงเส้น

Tong et al. (2020) เปรียบเทียบ SARIMA กับ ARIMA และ Holt-Winters ในการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้ารายเดือน ผลการศึกษาพบว่า SARIMA ให้ค่า RMSE และ MAE ต่ำที่สุด เนื่องจากสามารถจับรูปแบบวัฏจักรได้ดีกว่า ARIMA ทั่วไป และมีความยืดหยุ่นมากกว่า Holt-Winters

2.2.2.2 การใช้ Prophet ในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรหลายระดับ

Triebe et al. (2021) เปรียบเทียบ Prophet กับแบบจำลองทางสถิติอื่นๆ เช่น ARIMA, ETS และ Theta ในข้อมูล M4 Competition ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่หลากหลาย ผลการศึกษาพบว่า Prophet ให้ผลดีที่สุดในข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรชัดเจนหลายระดับ เช่น รายวัน รายสัปดาห์ และรายปี แต่ให้ผลแย่กว่าในข้อมูลที่ไม่มีรูปแบบวัฏจักรชัดเจน

Cerqueira et al. (2020) ศึกษาการใช้ Prophet ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในโปรตุเกส โดยเปรียบเทียบกับ SARIMA และ LSTM ผลการศึกษาพบว่า Prophet ให้ค่า MAPE ที่แข่งขันได้กับ SARIMA และสูงกว่า LSTM เล็กน้อย แต่ข้อดีของ Prophet คือใช้งานง่ายและไม่ต้องการการปรับแต่งมาก เหมาะสำหรับผู้ใช้ที่ไม่มีความเชี่ยวชาญด้านการพยากรณ์

2.2.2.3 การใช้ Exponential Smoothing ในการพยากรณ์อนุกรมเวลา

Gardner (2006) ทบทวนการพัฒนาของ Exponential Smoothing ในช่วง 50 ปี พบว่าวิธี Holt-Winters Triple Exponential Smoothing มีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีทั้งแนวโน้มและรูปแบบวัฏจักร และยังคงถูกใช้อย่างแพร่หลายเนื่องจากความง่ายในการใช้งานและความโปร่งใสของแบบจำลอง งานวิจัยชี้ว่าวิธีนี้เหมาะสมเป็นเส้นฐาน (Baseline) ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ซับซ้อนกว่า

Makridakis et al. (2018) ในการแข่งขัน M4 Competition เปรียบเทียบแบบจำลองพยากรณ์กว่า 60 แบบ พบว่า Exponential Smoothing ให้ผลการพยากรณ์ระยะสั้นที่แข่งขันได้กับแบบจำลองที่ซับซ้อนกว่า แต่มีข้อจำกัดในข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ไม่เชิงเส้นสูง ซึ่งสอดคล้องกับผลที่พบในงานวิจัยนี้ที่ข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์จากภาคอุตสาหกรรมมีความซับซ้อนและความผันผวนสูง ทำให้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกให้ผลดีกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

2.2.3 งานวิจัยด้านการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าและ THDi

2.2.3.1 การศึกษาผลกระทบของ THDi ต่อระบบไฟฟ้าอุตสาหกรรม

Rashid และ Rashid (2020) ศึกษาผลกระทบของ THDi ต่อประสิทธิภาพและอายุการใช้งานของหม้อแปลงไฟฟ้าในโรงงานอุตสาหกรรม ผลการศึกษาพบว่าเมื่อ THDi เพิ่มขึ้นจาก 5% เป็น 20% อุณหภูมิของหม้อแปลงเพิ่มขึ้น 15-20°C ส่งผลให้อายุการใช้งานลดลง 25-30% และการสูญเสียพลังงานเพิ่มขึ้น 12% งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึงผลกระทบทางเศรษฐศาสตร์ที่สำคัญของปัญหาคุณภาพไฟฟ้า

Kumar et al. (2021) วิเคราะห์ THDi ในระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่มี VFD และ UPS จำนวนมาก พบว่า THDi ในบางจุดของระบบสูงถึง 35% เกินมาตรฐาน IEEE 519 อย่างมีนัยสำคัญ การศึกษาพบว่าสาเหตุหลักคือการใช้ VFD แบบ 6-pulse ที่สร้างฮาร์มอนิกลำดับที่ 5 และ 7 สูง และการเกิดปรากฏการณ์สั่นพ้องกับ Capacitor Bank

2.2.3.2 การใช้ Active Power Filter ในการลด THDi

Singh et al. (2019) ศึกษาประสิทธิภาพของ Active Power Filter (APF) ในการลด THDi ในโรงงานผลิตยานยนต์ที่มี VFD จำนวนมาก ผลการศึกษาพบว่าการติดตั้ง APF ขนาด 200 kVA สามารถลด THDi จาก 18% เหลือ 4.5% ซึ่งต่ำกว่ามาตรฐาน IEEE 519 การลงทุนในการติดตั้ง APF คืนทุนภายใน 3.5 ปี จากการประหยัดพลังงานและการยืดอายุการใช้งานของอุปกรณ์

Jain และ Singh (2020) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ Passive Filter และ Active Power Filter ในการลด THDi พบว่า APF ให้ผลดีกว่า Passive Filter โดยเฉพาะในสภาวะ

ที่โหลดมีการเปลี่ยนแปลงบ่อย เนื่องจาก APF สามารถปรับตัวตามสภาวะโหลดได้แบบเรียลไทม์ อย่างไรก็ตาม APF มีราคาสูงกว่า Passive Filter ประมาณ 3-4 เท่า

2.2.3.3 การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่าง THDi กับการสูญเสียพลังงาน

Mohd Zin et al. (2020) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่าง THDi กับการสูญเสียพลังงานในระบบจำหน่ายไฟฟ้า โดยวัดข้อมูลจากโรงงาน 15 แห่งในมาเลเซีย ผลการศึกษาพบว่าความสัมพันธ์เป็นแบบไม่เชิงเส้น โดยเมื่อ THDi เพิ่มขึ้นจาก 5% เป็น 10%, 15% และ 20% การสูญเสียพลังงานเพิ่มขึ้น 3%, 7% และ 12% ตามลำดับ งานวิจัยนี้พัฒนาสมการเชิงประจักษ์เพื่อประมาณการสูญเสียพลังงานจาก THDi

Emanuel (2018) วิเคราะห์ผลกระทบของฮาร์มอนิกต่อ Power Factor และการสูญเสียพลังงาน พบว่า THDi ไม่เพียงแต่ลด Displacement Power Factor เท่านั้น แต่ยังสร้าง Distortion Power Factor ที่ทำให้ True Power Factor ลดลงอีก ส่งผลให้ต้องจ่ายค่าปรับ Power Factor ที่สูงขึ้น และต้องใช้อุปกรณ์ที่มีขนาดใหญ่กว่าที่คำนวณจาก Apparent Power ปกติ

2.2.4 งานวิจัยในบริบทของประเทศไทย

2.2.4.1 การศึกษาคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคอุตสาหกรรมไทย

Wangpattarapong et al. (2020) ศึกษาการปล่อยก๊าซเรือนกระจกจากภาคอุตสาหกรรมการผลิตในประเทศไทย โดยวิเคราะห์ข้อมูลจากโรงงาน 50 แห่งในนิคมอุตสาหกรรมต่างๆ ผลการศึกษาพบว่าภาคอุตสาหกรรมการผลิตเป็นผู้ปล่อยก๊าซเรือนกระจกรายใหญ่ที่สุด คิดเป็น 38% ของการปล่อยทั้งหมด โดย Scope 2 (การซื้อพลังงานไฟฟ้า) คิดเป็น 65% ของการปล่อยในภาคอุตสาหกรรม งานวิจัยนี้เน้นย้ำความสำคัญของการปรับปรุงประสิทธิภาพการใช้พลังงานไฟฟ้าในการลดคาร์บอนฟุตพริ้นท์

Silalertruksa and Gheewala (2018) ศึกษา Carbon Footprint ของอุตสาหกรรมอาหารในประเทศไทย พบว่าการใช้พลังงานในกระบวนการผลิต โดยเฉพาะระบบทำความเย็นและระบบปรับอากาศ เป็นแหล่งปล่อยก๊าซเรือนกระจกหลัก การปรับปรุงประสิทธิภาพระบบเหล่านี้สามารถลดคาร์บอนฟุตพริ้นท์ได้ถึง 20-25%

2.2.4.2 การศึกษาคุณภาพไฟฟ้าในระบบจำหน่ายไฟฟ้าของไทย

Chatthaworn et al. (2019) วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าในระบบจำหน่ายของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยวัดข้อมูล THDi ที่ Point of Common Coupling (PCC) ของผู้ใช้ไฟฟ้าอุตสาหกรรมรายใหญ่ 100 ราย ผลการศึกษาพบว่า 35% ของผู้ใช้มีค่า THDi เกิน

มาตรฐาน IEEE 519 โดยเฉพาะผู้ใช้ในกลุ่มอุตสาหกรรมการผลิต งานวิจัยนี้เสนอแนะให้มีการบังคับใช้มาตรฐานคุณภาพไฟฟ้าอย่างเข้มงวดและจัดทำระบบตรวจสอบแบบเรียลไทม์

Phuttitarn et al. (2021) ศึกษาปัญหาคุณภาพไฟฟ้าในโรงพยาบาลในประเทศไทย พบว่าระบบ UPS และอุปกรณ์ทางการแพทย์ที่ใช้เทคโนโลยี Switching เป็นแหล่งสร้างฮาร์มอนิกที่สำคัญ โดย THDi ในบางจุดสูงถึง 15% ซึ่งอาจส่งผลต่อความแม่นยำของอุปกรณ์ทางการแพทย์ที่มีความไวสูง การติดตั้ง Harmonic Filter สามารถลด THDi เหลือต่ำกว่า 5% และปรับปรุงความเสถียรของระบบไฟฟ้า

2.2.5 ช่องว่างของงานวิจัย (Research Gap)

จากการทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบช่องว่างของงานวิจัยที่สำคัญดังนี้:

การเปรียบเทียบแบบจำลองอย่างครบถ้วน งานวิจัยส่วนใหญ่เปรียบเทียบแบบจำลองเพียง 2-3 แบบจำลอง ยังไม่มีการเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกหลากหลายรูปแบบ (LSTM, GRU, BiLSTM, Stacked-LSTM, CNN-LSTM) กับแบบจำลองทางสถิติ (SARIMA, Prophet) อย่างครบถ้วนในงานวิจัยเดียว โดยเฉพาะในบริบทของการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ในภาคอุตสาหกรรมไทย

การศึกษาในหลากหลายประเภทอุตสาหกรรม งานวิจัยส่วนใหญ่ศึกษาเฉพาะอุตสาหกรรมประเภทเดียวหรือข้อมูลในระดับมหภาค ยังขาดการศึกษาที่ครอบคลุมหลากหลายประเภทอุตสาหกรรม (การผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้า ยานยนต์ เครื่องกังหัน พลาสติก เครื่องกำเนิดไฟฟ้า และสาธารณสุข) ในงานวิจัยเดียว เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างและปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การบูรณาการการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์กับการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า งานวิจัยส่วนใหญ่ศึกษาทั้งสองหัวข้อแยกจากกัน ยังไม่มีงานวิจัยที่บูรณาการการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์กับการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า (THDi) เพื่อแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์และผลกระทบร่วมกันต่อประสิทธิภาพการใช้พลังงานและการปล่อยก๊าซเรือนกระจก

การศึกษาในบริบทของประเทศไทยอย่างละเอียด งานวิจัยในประเทศไทยส่วนใหญ่ศึกษาในระดับมหภาคหรือเฉพาะอุตสาหกรรมบางประเภท ยังขาดการศึกษาในระดับองค์กรที่ละเอียดและครอบคลุมหลากหลายภาคส่วน พร้อมทั้งข้อเสนอแนะเชิงนโยบายที่เฉพาะเจาะจงสำหรับบริบทของไทย

การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ งานวิจัยส่วนใหญ่เน้นที่ความแม่นยำของแบบจำลองหรือการวิเคราะห์ทางเทคนิค ยังขาดการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ (Cost-Benefit Analysis) ของการลงทุนในการแก้ไขปัญหาคุณภาพไฟฟ้าและการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ รวมถึงระยะเวลาคืนทุน (Return on Investment) และผลประโยชน์ระยะยาว

การพัฒนาข้อเสนอแนะเชิงปฏิบัติ งานวิจัยส่วนใหญ่สรุปผลเพียงแค่ว่าแบบจำลองใดให้ผลดีที่สุด ยังขาดการพัฒนาข้อเสนอแนะเชิงปฏิบัติที่ครอบคลุมทั้งระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ พร้อมทั้งแผนการดำเนินงานที่ชัดเจนและสามารถนำไปปฏิบัติได้จริง

การวิจัยในครั้งนี้มุ่งเน้นที่จะเติมเต็มช่องว่างเหล่านี้ โดยการเปรียบเทียบแบบจำลองอย่างครบถ้วน ศึกษาในหลากหลายประเภทอุตสาหกรรม บูรณาการการวิเคราะห์คาร์บอนฟุตพริ้นท์และคุณภาพไฟฟ้า ประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ และพัฒนาข้อเสนอแนะเชิงนโยบายที่เหมาะสมกับบริบทของประเทศไทย เพื่อสนับสนุนการบรรลุเป้าหมายความเป็นกลางทางคาร์บอนและการพัฒนาอย่างยั่งยืน

2.2.6 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติ (Policy & Guidelines)

2.2.6.1 มาตรฐาน IEEE 519 สำหรับการควบคุม Harmonic

IEEE 519 (IEEE : 1993 , 2014 , 2022) เป็นมาตรฐานสากลที่สำคัญที่สุดในการควบคุม Harmonic Distortion ในระบบไฟฟ้า โดยกำหนดขีดจำกัดของ Voltage THD และ Current TDD ที่จุด Point of Common Coupling (PCC) ระหว่างผู้ให้บริการและผู้ใช้ไฟฟ้า

มาตรฐาน IEEE 519 ได้รับการปรับปรุงมาหลายครั้ง: IEEE 519-1992 เป็นเวอร์ชันพื้นฐานที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย กำหนดขีดจำกัดกระแสฮาร์มอนิกตามอัตราส่วน ISC/IL IEEE 519-2014 นำเข้าวิธีการวัดแบบใหม่ตาม IEC 61000-4-7 และเทคนิคการประเมินเชิงสถิติ โดยใช้ 10/12-cycle gapless harmonic subgroup measurement และ aggregations ที่ 3 วินาที และ 10 นาที , IEEE 519-2022 เป็นเวอร์ชันล่าสุด ปรับขีดจำกัด Voltage THD สำหรับระบบต่ำกว่า 1kV เป็น 8% และกำหนดขีดจำกัด Current TDD แบบแปรผันตามความแข็งแรงของแหล่งจ่าย

นอกจากนี้ มาตรฐาน IEC 61000 Series ยังเป็นมาตรฐานสากลที่สำคัญสำหรับ Electromagnetic Compatibility (EMC) ซึ่งกำหนดขีดจำกัดการปล่อย Harmonic และวิธีการวัดที่ใช้เป็นพื้นฐานสำหรับ IEEE 519-2014 และ 2022

2.2.6.2 งานวิจัยเกี่ยวกับ Harmonic Mitigation Standards

Gonzalez-de-la-Rosa et al. (2020) จาก MDPI Energies ทำการทบทวนแนวโน้มในคุณภาพไฟฟ้า การลด Harmonic และมาตรฐานสำหรับอุตสาหกรรมทั้งเบาและหนักอย่าง

ครอบคลุม พบว่า Shunt Active Power Filters สามารถลด Harmonic ได้อย่างมีประสิทธิภาพในสภาพแวดล้อมจริงหลากหลาย ทั้งอาคารสำนักงาน โรงงานผลิต capacitor และสนามกีฬา

Zobaa et al. (2018) ใน IntechOpen ได้นำเสนอภาพรวมของปัญหา Power System Harmonics ครอบคลุมการวิเคราะห์ ผลกระทบ และแนวทางแก้ไข โดยเน้นว่าแต่ละโซลูชัน (Passive filters, Active filters, Hybrid filters) มีข้อดีข้อเสียแตกต่างกัน จำเป็นต้องเลือกใช้ตามบริบทเฉพาะของแต่ละโรงงาน Blooming & Carnovale จาก Eaton Electrical เสนอแนวทางปฏิบัติในการนำ IEEE 519 (IEEE : 2014) ไปใช้จริง รวมถึงการคำนวณ ISC/IL ratio และการออกแบบ Harmonic Filter

2.2.6.3 นโยบายการลดคาร์บอนของประเทศไทย

ประเทศไทยกำหนดเป้าหมายการบรรลุ Carbon Neutrality ภายในปี 2050 และ Net-Zero GHG Emissions ภายในปี 2065 ภายใต้กรอบข้อตกลงปารีส โดยตั้งเป้าลด GHG emissions 30% จากระดับ BAU ภายในปี 2030 ตาม Nationally Determined Contribution (NDC)

2.2.6.3.1 แผนและยุทธศาสตร์ที่เกี่ยวข้อง

National Climate Change Master Plan (2015-2050) กำหนดให้ตลาดคาร์บอนเป็นกลไกสำคัญในการลดการปล่อย GHG ในภาคอุตสาหกรรมและส่งเสริมประสิทธิภาพพลังงาน

Energy Efficiency Plan (2015-2037) ตั้งเป้าลดความต้องการพลังงาน 30% จากระดับ BAU ภายในปี 2036 โดยมุ่งเน้นภาคการขนส่ง (54%) และอุตสาหกรรม (26%) ของเป้าหมายการลดรวม

Thailand 20-Year Energy Efficiency Development Plan (EEDP 2011-2030): ตั้งเป้าลด Energy Intensity 25% ภายในปี 2030 จากฐานปี 2010 โดยใช้มาตรการทั้งแบบบังคับผ่านกฎหมาย มาตรฐาน และแรงจูงใจส่งเสริม

Bio-Circular-Green (BCG) Economic Model กระทรวงอุตสาหกรรมส่งเสริมการเปลี่ยนผ่านสู่อุตสาหกรรมสีเขียวผ่านนโยบาย BCG โดยตั้งเป้าให้โรงงานอุตสาหกรรมทั้งหมดเป็น Green Industry ภายในปี 2025

Thailand Sustainability-Linked Financing Framework (2024) กรอบการเงินที่เชื่อมโยงกับความยั่งยืน กำหนดเป้าหมายตาม NDC ของไทยเพื่อดึงดูดการลงทุนสีเขียว

2.2.6.3.2 แนวทางปฏิบัติ Green Industry

ในปี 2024 กระทรวงอุตสาหกรรมได้ออกแนวทางปฏิบัติ Green Industry ฉบับใหม่ แบ่งเป็น 5 ระดับ: GI 1 (Green Commitment), GI 2 (Green Activity) - ต้องจัดทำแผนด้านสิ่งแวดล้อมที่นำไปสู่การลด GHG, GI 3 (Green System) - ต้องแสดงผลลัพธ์การลด GHG จริง, GI 4 (Green Culture) - ต้องจัดทำรายงาน Organizational Carbon Footprint, GI 5 (Green Network)

2.2.6.3.3 เป้าหมาย Net-Zero และผลกระทบทางเศรษฐกิจ

Pita et al. (2023) จาก PMC วิเคราะห์ผลกระทบทางเศรษฐกิจระดับมหภาคจากการบรรลุ Net-Zero Emissions ภายในปี 2050 ของไทย พบว่า GDP อาจลดลงสูงสุด 8.5% ในปี 2050 โดยภาคอุตสาหกรรมที่ใช้พลังงานเข้มข้นเป็นปัจจัยหลัก แต่การปรับปรุงประสิทธิภาพพลังงาน การเพิ่มการใช้พลังงานหมุนเวียน และ CCUS เป็นยุทธศาสตร์สำคัญในการบรรลุเป้าหมาย

2.2.6.3.4 นโยบายระดับสากลและการกำหนดราคาคาร์บอน

IEA (2021) เสนอว่าการกำหนดราคาคาร์บอน (Carbon Pricing) เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงสำหรับประเทศไทยในการบรรลุเป้าหมายลด emissions โดยแนะนำให้พัฒนาจากระบบ T-VER ที่มีอยู่ไปสู่ระบบ Cap-and-Trade ที่ครอบคลุมภาคพลังงานและอุตสาหกรรม

OECD (2024) ออกรายงาน Working Paper แนะนำยุทธศาสตร์การเปลี่ยนผ่านสีเขียวสำหรับไทย เสนอให้ใช้ระบบ Cap-and-Trade เป็นแกนกลางของยุทธศาสตร์ Carbon Pricing โดยเริ่มจากภาคพลังงานและอุตสาหกรรม พร้อมแจก emission allowances ฟรีในระยะแรกเพื่อป้องกัน carbon leakage

ระบบซื้อขายคาร์บอน (Carbon Emissions Trading System) มีผลกระทบเชิงบวกต่อประสิทธิภาพพลังงาน โดย Wang et al. (2024) ศึกษาพบว่า CETS สามารถปรับปรุงทั้ง Single-Factor Energy Efficiency และ Total-Factor Energy Efficiency ผ่านกลไกด้านธรรมาภิบาล นวัตกรรมสีเขียว และการปรับโครงสร้างอุตสาหกรรม

2.2.6.3.5 ความเชื่อมโยงกับงานวิจัยวิทยานิพนธ์

จากการทบทวนวรรณกรรมทั้งหมด สามารถเชื่อมโยงกับงานวิจัยวิทยานิพนธ์ได้ดังนี้:

ด้าน CBA: การวิเคราะห์ผลตอบแทนจากการติดตั้ง Harmonic Filter โดยใช้ตัวชี้วัด NPV, IRR, ROI และ Payback Period สอดคล้องกับกรอบแนวคิดมาตรฐานที่ Campos-Guzmán et al. (2022) และ Paredes et al. (2022) นำเสนอ

ด้าน Deep Learning Forecasting: การใช้ GRU, LSTM, BiLSTM, CNN-LSTM สอดคล้องกับแนวทางของ Karadeniz (2025) และ Cotfas et al. (2025) ที่ใช้ Hybrid DL architectures สำหรับการพยากรณ์ THD

ด้านนโยบาย: ผลการวิจัยสามารถสนับสนุนเป้าหมาย NDC ของไทย, แผนประสิทธิภาพพลังงาน, แนวปฏิบัติ Green Industry และการเตรียมพร้อมสำหรับระบบ Carbon Pricing

ด้าน IEEE 519 Compliance: การประเมิน THDi ตามมาตรฐาน IEEE 519-2022 เป็นพื้นฐานสำคัญในการเชื่อมโยง Harmonic Distortion กับ Carbon Footprint

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

บทนี้นำเสนอระเบียบวิธีวิจัย (Research Methodology) ที่ได้รับการใช้ในการศึกษาเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Models) และแบบจำลองทางสถิติ (Statistical Models) ในการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ รวมทั้งการวิเคราะห์คุณภาพกำลังไฟฟ้าในภาคอุตสาหกรรม (Industrial Sector Power Quality Analysis) โดยแบ่งออกเป็นหัวข้อที่มีความสำคัญ ประกอบด้วย ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย แหล่งข้อมูลและวิธีการเก็บรวบรวมข้อมูล การเตรียมข้อมูลและการประมวลผลเบื้องต้น สถาปัตยกรรมและการออกแบบแบบจำลอง กระบวนการฝึกสอนและการปรับแต่งพารามิเตอร์ การประเมินสมรรถนะ และการวิเคราะห์ผลลัพธ์

3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

การศึกษาวิจัยนี้ได้รับการดำเนินการตามขั้นตอนที่มีความเป็นระบบ ประกอบด้วย 8 ขั้นตอนหลัก ดังต่อไปนี้:

3.1.1 การทบทวนวรรณกรรมและกรอบแนวคิด (Literature Review and Conceptual Framework)

ดำเนินการศึกษาและวิเคราะห์งานวิจัยที่มีความเกี่ยวข้องกับการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint Forecasting) การวิเคราะห์คุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Analysis) และการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกในการพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting Using Deep Learning Models) โดยดำเนินการค้นคว้าจากฐานข้อมูลวิชาการ (Academic Databases) เช่น IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer และ Google Scholar เพื่อวัตถุประสงค์ในการสร้างกรอบแนวคิดการวิจัย (Research Conceptual Framework) และการระบุช่องว่างของงานวิจัย (Research Gap Identification) ที่การศึกษานี้จะเติมเต็ม

3.1.2 การเลือกกรณีศึกษาและการประสานงานเพื่อเข้าถึงข้อมูล (Case Study Selection and Data Access Coordination)

ดำเนินการเลือกสถานประกอบการที่เป็นตัวแทนของภาคอุตสาหกรรมและภาคบริการที่มีความหลากหลาย (Diverse Industrial and Service Sectors) จำนวน 1 แห่ง ประกอบด้วย

สถานประกอบการประเภทผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

สถานประกอบการประเภทผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์

สถานประกอบการประเภทผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ แห่งที่ 1

สถานประกอบการประเภทให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

สถานประกอบการประเภทผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ แห่งที่ 2

สถานประกอบการประเภทโรงพยาบาล

ดำเนินการประสานงานกับผู้บริหารและเจ้าหน้าที่ผู้รับผิดชอบด้านพลังงาน (Energy Management Personnel) เพื่อขอความร่วมมือในการเข้าถึงข้อมูลการใช้พลังงาน (Energy Consumption Data) และข้อมูลคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Data) พร้อมทั้งดำเนินการจัดทำบันทึกข้อตกลงการรักษาความลับข้อมูล (Non-Disclosure Agreement: NDA) เพื่อวัตถุประสงค์ในการปกป้องข้อมูลที่มีความอ่อนไหวทางธุรกิจ (Commercially Sensitive Data Protection)

3.1.3 ใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากบริษัท Lalil cooperation co.,LTD

ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลสองประเภทหลัก (Two Main Data Types) ประกอบด้วย

(1) ข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้ารายเดือน (Monthly Electrical Energy Consumption Data) และข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ที่คำนวณจากการใช้พลังงาน (Energy-based Carbon Footprint Calculation)

(2) ข้อมูลคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยเฉพาะอย่างยิ่งค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า (Total Harmonic Distortion of Current: THDi) ที่ได้รับการวัดอย่างต่อเนื่องในแต่ละเฟส ประกอบด้วยเฟส A, เฟส B และเฟส C รวมถึงข้อมูลค่าตัวประกอบกำลัง (Power Factor) และข้อมูลโหลดไฟฟ้า (Electrical Load Data) ข้อมูลทั้งหมดได้รับการตรวจสอบความถูกต้องและความสมบูรณ์ (Accuracy and Completeness Verification) โดยเจ้าหน้าที่ผู้รับผิดชอบของแต่ละสถานประกอบการ

3.1.4 การเตรียมและประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น (Data Preparation and Preliminary Processing)

ดำเนินการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) โดยตรวจสอบและจัดการกับข้อมูลที่สูญหาย (Missing Data) ข้อมูลที่มีค่าผิดปกติ (Outliers) และข้อมูลที่ไม่มีความสอดคล้อง (Inconsistent Data) ดำเนินการวิเคราะห์เชิงสถิติเบื้องต้น (Exploratory Data Analysis: EDA) เพื่อวัตถุประสงค์ในการทำความเข้าใจลักษณะและรูปแบบของข้อมูล (Data Characteristics and Patterns Understanding) ดำเนินการทดสอบความนิ่ง (Stationarity Testing) ของอนุกรมเวลาด้วยการทดสอบดิกกี้-ฟูลเลอร์แบบเสริม (Augmented Dickey-Fuller Test: ADF Test) และวิเคราะห์รูปแบบวัฏจักร (Seasonality Pattern) ด้วยการแยกองค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonal Decomposition) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation Function: ACF)

3.1.5 การพัฒนาและฝึกสอนแบบจำลอง (Model Development and Training)

ดำเนินการพัฒนาแบบจำลองทั้งหมด 7 แบบจำลอง (Seven Models) ประกอบด้วย

1) แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 แบบจำลองได้แก่
   Long Short-Term Memory (LSTM)
   Gated Recurrent Unit (GRU)
   Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)
   Stacked Long Short-Term Memory (Stacked-LSTM)
   Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM)
2) แบบจำลองทางสถิติ 3 แบบจำลองได้แก่
   Exponential Smoothing
   Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)
   Prophet

โดยใช้ภาษาโปรแกรม Python และไลบรารีต่างๆ เช่น TensorFlow, Keras, Statsmodels และ Prophet ดำเนินการแบ่งข้อมูลเป็นชุดฝึกสอน (Training Set) ในสัดส่วน 70 เปอร์เซ็นต์ ชุดตรวจสอบ (Validation Set) ในสัดส่วน 15 เปอร์เซ็นต์ และชุดทดสอบ (Test Set) ในสัดส่วน 15 เปอร์เซ็นต์ ดำเนินการฝึกสอนแบบจำลองด้วยชุดฝึกสอนและปรับแต่งไฮเพอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameters Tuning) ด้วยชุดตรวจสอบ

3.1.6 การประเมินและเปรียบเทียบสมรรถนะ (Performance Evaluation and Comparison)

ดำเนินการประเมินสมรรถนะของแบบจำลองทั้งหมดด้วยชุดทดสอบโดยใช้เมตริกต่างๆ (Evaluation Metrics) ประกอบด้วย ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

(Root Mean Square Error: RMSE) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) เปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์แบบสมมาตร (Symmetric Mean Absolute Percentage Error: SMAPE) และสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2) ดำเนินการเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองทั้งภายในกลุ่มแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Within Deep Learning Models Group) ภายในกลุ่มแบบจำลองทางสถิติ (Within Statistical Models Group) และระหว่างทั้งสองกลุ่ม (Between Both Groups) วิเคราะห์ความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (Statistical Significance of Differences) ด้วยการทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis Testing)

3.1.7 การวิเคราะห์คุณภาพกำลังไฟฟ้าและความสัมพันธ์ (Power Quality and Relationship Analysis)

ดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้าในแต่ละสถานประกอบการเพื่อวัตถุประสงค์ในการระบุปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Problem Identification) และเปรียบเทียบกับมาตรฐาน Institute of Electrical and Electronics Engineers 519-2014 (IEEE 519-2014) ใช้เทคนิคการควบคุมกระบวนการทางสถิติ (Statistical Process Control: SPC) เพื่อวัตถุประสงค์ในการสร้างแผนภูมิควบคุม (Control Charts) และการระบุจุดที่มีค่าผิดปกติ (Anomaly Point Identification) วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้ากับการสูญเสียพลังงาน (Energy Loss) และคาร์บอนฟุตพริ้นท์ด้วยการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) และการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)

3.1.8 การพัฒนาข้อเสนอแนะและการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ (Recommendation Development and Economic Feasibility Assessment)

ดำเนินการพัฒนาข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติ (Policy Recommendations and Practical Guidelines) สำหรับการปรับปรุงคุณภาพกำลังไฟฟ้าและการลดคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร (Organizational Level) ระดับอุตสาหกรรม (Industry Level) และระดับประเทศ (National Level) ดำเนินการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ (Economic Feasibility Assessment) หรือการวิเคราะห์ต้นทุน-ผลประโยชน์ (Cost-Benefit

Analysis) ของการลงทุนในการติดตั้งตัวกรองฮาร์มอนิกส์ (Harmonic Filter Installation) การปรับปรุงอุปกรณ์ (Equipment Upgrade) และการใช้ระบบพยากรณ์ขั้นสูง (Advanced Forecasting System Implementation) คำนวณระยะเวลาคืนทุน (Payback Period) และอัตราผลตอบแทนจากการลงทุน (Return on Investment: ROI) จัดทำรายงานสรุปผลการวิจัย (Research Summary Report) พร้อมแผนการดำเนินงานที่มีความเป็นรูปธรรม (Concrete Implementation Plan)

3.2 แหล่งข้อมูลและวิธีการเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Sources and Collection Methods)

3.2.1 ประเภทและแหล่งข้อมูล (Data Types and Sources)

การศึกษาวิจัยนี้ใช้ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ที่ได้รับการเก็บรวบรวมจากระบบตรวจวัดพลังงาน (Energy Monitoring System) และระบบบันทึกข้อมูลของสถานประกอบการ (Facility Data Recording System) จากบริษัท Lalil cooperation co.,LTD โดยแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลักดังต่อไปนี้

3.2.1.1 ข้อมูลการใช้พลังงานและคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Energy Consumption and Carbon Footprint Data)

ข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้ารายเดือน (Monthly Electrical Energy Consumption) ซึ่งมีหน่วยวัดเป็นกิโลวัตต์-ชั่วโมง (Kilowatt-hour: kWh) ได้มาจากมิเตอร์ไฟฟ้า (Electricity Meter) และระบบจัดการพลังงานอาคาร (Building Energy Management System: BEMS) ที่ได้รับการติดตั้งในแต่ละสถานประกอบการ ข้อมูลมีการครอบคลุมระยะเวลาตั้งแต่ 24 ถึง 60 เดือน ขึ้นอยู่กับความพร้อมของข้อมูลในแต่ละสถานประกอบการ (Data Availability in Each Facility)

ข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint Data) ได้รับการคำนวณจากการใช้พลังงานไฟฟ้าโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การปล่อยก๊าซเรือนกระจก (Emission Factor) ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (Electricity Generating Authority of Thailand: EGAT) ซึ่งมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.5135 กิโลกรัมคาร์บอนไดออกไซด์เทียบเท่าต่อกิโลวัตต์-ชั่วโมง (0.5135 $kgCO_2e/kWh$) สำหรับปี พ.ศ. 2565-2566 สูตรการคำนวณมีดังนี้:

คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (ตันคาร์บอนไดออกไซด์เทียบเท่า) = การใช้พลังงาน (กิโลวัตต์-ชั่วโมง) × สัมประสิทธิ์การปล่อย (กิโลกรัมคาร์บอนไดออกไซด์เทียบเท่าต่อกิโลวัตต์-ชั่วโมง) ÷ 1,000 ข้อมูลปริมาณการผลิต (Production Volume Data) ได้มาจากระบบบันทึกการผลิตของ

แต่ละสถานประกอบการ (Production Recording System) ซึ่งได้รับการใช้เป็นข้อมูลเสริม (Supplementary Data) ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างการผลิตกับการใช้พลังงานและคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Production-Energy-Carbon Footprint Relationship Analysis)

ข้อมูลอุณหภูมิและสภาพอากาศ (Temperature and Weather Data) ได้มาจากกรมอุตุนิยมวิทยา (Thai Meteorological Department) ซึ่งได้รับการใช้เป็นตัวแปรภายนอก (Exogenous Variables) ในการพิจารณาผลกระทบของปัจจัยตามฤดูกาล (Seasonal Factors) ต่อการใช้พลังงาน

3.2.1.2 ข้อมูลคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Data)

ข้อมูลค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า (Total Harmonic Distortion of Current: THDi) ได้รับการวัด ณ จุดเชื่อมต่อร่วม (Point of Common Coupling: PCC) และจุดสำคัญต่างๆ ในระบบจำหน่ายไฟฟ้าภายในสถานประกอบการ (Internal Electrical Distribution System) โดยใช้เครื่องมือวัดคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Analyzer) เช่น Fluke 435 Series II หรือ Hioki PW3198 ที่มีความละเอียดและความแม่นยำสูง (High Resolution and Accuracy) ข้อมูลได้รับการบันทึกแบบต่อเนื่องตลอด 24 ชั่วโมง (24-hour Continuous Recording) เป็นระยะเวลา 7 ถึง 14 วันในแต่ละสถานประกอบการ เพื่อวัตถุประสงค์ในการจับรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้าตามช่วงเวลาและสภาวะโหลดที่มีความแตกต่างกัน (THDi Variation Pattern Across Different Time Periods and Load Conditions)

ข้อมูลที่ได้รับการบันทึกประกอบด้วย:

ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส ประกอบด้วยเฟส A, เฟส B และเฟส C ซึ่งมีหน่วยวัดเป็นเปอร์เซ็นต์

กระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส (Phase Current) ซึ่งมีหน่วยวัดเป็นแอมแปร์ (Ampere)

แรงดันไฟฟ้าในแต่ละเฟส (Phase Voltage) ซึ่งมีหน่วยวัดเป็นโวลต์ (Volt)

ค่าตัวประกอบกำลัง (Power Factor) ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

องค์ประกอบฮาร์มอนิกส์แต่ละลำดับ (Individual Harmonic Components) ลำดับที่ 1 ถึง 50 ซึ่งมีหน่วยวัดเป็นเปอร์เซ็นต์

กำลังไฟฟ้า ประกอบด้วยกำลังไฟฟ้าจริง (Active Power) กำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟ (Reactive Power) และกำลังไฟฟ้าปรากฏ (Apparent Power) ซึ่งมีหน่วยวัดเป็นกิโลวัตต์ (kW) กิโลวาร์ (kVAR) และกิโลโวลต์-แอมแปร์ (kVA) ตามลำดับ

ข้อมูลโหลดไฟฟ้าและอุปกรณ์ (Electrical Load and Equipment Data) รวมถึงรายการและข้อมูลจำเพาะของอุปกรณ์ (Equipment Specifications) ที่เป็นแหล่งกำเนิดฮาร์มอนิกส์ (Harmonic Generation Sources) เช่น อุปกรณ์ขับเคลื่อนความถี่แปรผัน (Variable Frequency Drive: VFD) ระบบจ่ายไฟฟ้าสำรอง (Uninterruptible Power Supply: UPS) ระบบแสงสว่างแอลอีดี (LED Lighting System) และอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์กำลังอื่นๆ (Other Power Electronic Equipment) ข้อมูลนี้มีประโยชน์ในการวิเคราะห์สาเหตุของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Problem Root Cause Analysis)

ข้อมูลแผนผังระบบไฟฟ้า (Electrical System Single Line Diagram) ซึ่งแสดงการเชื่อมต่อของหม้อแปลงไฟฟ้า (Transformers) สายจ่ายไฟ (Power Feeders) อุปกรณ์สวิตช์เกียร์ (Switchgear) ธนาคารตัวเก็บประจุ (Capacitor Bank) และโหลดต่างๆ (Various Loads) ซึ่งได้รับการใช้ในการวิเคราะห์โครงสร้างระบบไฟฟ้า (Electrical System Structure Analysis) และการระบุจุดที่อาจเกิดปัญหา (Potential Problem Point Identification)

3.2.2 ขนาดตัวอย่างและความเพียงพอของข้อมูล (Sample Size and Data Sufficiency)

ขนาดตัวอย่างของข้อมูล (Data Sample Size) สำหรับการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ในแต่ละสถานประกอบการมีรายละเอียดดังต่อไปนี้:

สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน ข้อมูลรายวัน 14 วัน ระยะเวลาการเก็บค่าทุก ๆ 1 ชั่วโมง

สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์ ข้อมูลรายวัน 169 วัน ระยะเวลาการเก็บค่าทุก ๆ 1 ชั่วโมง

สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ ข้อมูลรายวัน 15 วัน ระยะเวลาการเก็บค่าทุก ๆ 1 ชั่วโมง

สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น ข้อมูลรายวัน 31 วัน ระยะเวลาการเก็บค่าทุก ๆ 1 ชั่วโมง

สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้ ข้อมูลรายวัน 30 วัน ระยะเวลาการเก็บค่าทุก ๆ 1 ชั่วโมง

สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล ข้อมูลรายวัน 23 วัน ระยะเวลาการเก็บค่าทุก ๆ 1 ชั่วโมง

ขนาดตัวอย่างดังกล่าวมีความเพียงพอสำหรับการฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Model Training) ตามแนวทางของงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Related Research Guidelines) สำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลารายเดือน (Monthly Time Series Forecasting) สำหรับแบบจำลองทางสถิติ เช่น Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) ถือว่ามีความเพียงพอในการระบุรูปแบบวัฏจักรรายปี (Annual Cyclical Pattern Identification) และการประมาณค่าพารามิเตอร์อย่างน่าเชื่อถือ (Reliable Parameter Estimation)

สำหรับข้อมูลคุณภาพกำลังไฟฟ้า การวัดแบบต่อเนื่องตลอด 7 ถึง 14 วันในแต่ละสถานประกอบการมีการครอบคลุมรูปแบบการทำงานในวันธรรมดาและวันหยุด (Weekday and Weekend Operation Patterns) ช่วงเวลาทำงาน (Peak Hours) และนอกเวลาทำงาน (Off-peak Hours) รวมถึงสภาวะโหลดที่มีความหลากหลาย (Diverse Load Conditions) ส่งผลให้มีความสามารถในการจับภาพรวมของสถานการณ์คุณภาพกำลังไฟฟ้าได้อย่างครอบคลุมและน่าเชื่อถือ (Comprehensive and Reliable Power Quality Situation Overview)

3.2.3 การตรวจสอบคุณภาพและความน่าเชื่อถือของข้อมูล (Data Quality and Reliability Verification)

เพื่อวัตถุประสงค์ในการให้แน่ใจว่าข้อมูลที่ได้รับการใช้ในการศึกษาวิจัยมีคุณภาพและความน่าเชื่อถือในระดับสูง (High Quality and Reliability) ได้ดำเนินการตรวจสอบตามแนวทางดังต่อไปนี้:

การตรวจสอบความถูกต้อง (Accuracy Verification) ดำเนินการเปรียบเทียบข้อมูลการใช้พลังงานจากระบบจัดการพลังงานอาคาร (Building Energy Management System) กับข้อมูลในใบแจ้งหนี้ค่าไฟฟ้า (Electricity Bill) จากการไฟฟ้า ตรวจสอบว่าความแตกต่างอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ โดยมีค่าไม่เกินบวกลบ 3 เปอร์เซ็นต์ หากพบความแตกต่างที่มีค่าสูงเกินเกณฑ์ที่กำหนด จะดำเนินการติดต่อกับเจ้าหน้าที่ผู้รับผิดชอบเพื่อตรวจสอบและแก้ไข (Contact Responsible Personnel for Verification and Correction)

การตรวจสอบความสมบูรณ์ (Completeness Check) ดำเนินการตรวจสอบว่ามีข้อมูลที่สูญหายหรือไม่ (Missing Data Detection) หากพบข้อมูลที่สูญหายในปริมาณน้อยกว่า 5 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมด จะดำเนินการใช้วิธีการประมาณค่าเชิงเส้น (Linear Interpolation) หรือค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) ในการประมาณค่าที่สูญหาย หากข้อมูลที่สูญหายมีปริมาณมากกว่า 5 เปอร์เซ็นต์ จะดำเนินการติดต่อกับสถานประกอบการเพื่อขอข้อมูลเพิ่มเติม (Request Additional Data from Facility)

การตรวจสอบความสอดคล้อง (Consistency Check) ดำเนินการตรวจสอบว่าข้อมูลมีความสอดคล้องตามหลักเหตุผล (Logical Consistency) เช่น การใช้พลังงานควรมีความสัมพันธ์กับปริมาณการผลิต (Energy Consumption-Production Volume Relationship) ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้าควรมีความสัมพันธ์กับปริมาณโหลดแบบไม่เป็นเชิงเส้น (THDi-Nonlinear Load Relationship) หากพบข้อมูลที่ไม่มีความสอดคล้อง จะดำเนินการสอบถามเจ้าหน้าที่เพื่อทำความเข้าใจสาเหตุและตรวจสอบความถูกต้อง (Inquire Personnel for Cause Understanding and Accuracy Verification)

การระบุและจัดการค่าผิดปกติ (Outlier Detection and Treatment) ใช้วิธีช่วงระหว่างควอไทล์ (Interquartile Range: IQR) และคะแนนมาตรฐาน (Z-score) ในการระบุค่าผิดปกติ ดำเนินการตรวจสอบว่าค่าผิดปกติเกิดจากข้อผิดพลาดในการบันทึกข้อมูล (Data Recording Error) หรือเป็นเหตุการณ์จริงที่เกิดขึ้น (Actual Occurrence) เช่น การหยุดการผลิตเนื่องจากการซ่อมบำรุง (Production Halt Due to Maintenance) หรือเหตุการณ์พิเศษ (Special Events) หากเป็นข้อผิดพลาด จะดำเนินการแก้ไขหรือลบออก (Correction or Removal) หากเป็นเหตุการณ์จริงจะเก็บไว้และทำเครื่องหมายเพื่อพิจารณาในการวิเคราะห์ (Retain and Mark for Analysis Consideration)

การสอบเทียบเครื่องมือวัด (Instrument Calibration Verification) ดำเนินการตรวจสอบใบรับรองการสอบเทียบ (Calibration Certificate) ของเครื่องมือวัดคุณภาพกำลังไฟฟ้าเพื่อวัตถุประสงค์ในการให้แน่ใจว่าเครื่องมือมีความแม่นยำอยู่ในเกณฑ์มาตรฐาน (Standard Accuracy Criteria) และได้รับการสอบเทียบโดยหน่วยงานที่ได้รับการรับรอง (Accredited Agency Calibration) ภายในระยะเวลาที่กำหนด โดยมีระยะเวลาไม่เกิน 1 ปี

3.3 การเตรียมข้อมูลและการประมวลผลเบื้องต้น (Data Preparation and Preliminary Processing)

3.3.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

การทำความสะอาดข้อมูลเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในการเตรียมข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ (Forecasting Data Preparation) ประกอบด้วยขั้นตอนย่อยดังต่อไปนี้

3.3.1.1 การจัดการข้อมูลที่สูญหาย (Missing Data Imputation)

สำหรับข้อมูลที่สูญหายในปริมาณน้อย โดยมีค่าน้อยกว่า 5 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลทั้งหมด ใช้วิธีการดังต่อไปนี้

การประมาณค่าเชิงเส้น (Linear Interpolation) สำหรับข้อมูลที่สูญหายระหว่าง 1 ถึง 2 จุดข้อมูลที่ติดต่อกัน (Consecutive Data Points) โดยประมาณค่าจากจุดข้อมูลก่อนหน้าและถัดไป โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$y(t) = y(t-1) + [y(t-1) - y(t-1)] \times \frac{[t-(t-1)]}{[(t+1)-(t-1)]} \quad (3\text{-}1)$$

การประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Imputation) สำหรับข้อมูลที่สูญหายมากกว่า 2 จุดติดต่อกัน โดยใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่จากจุดข้อมูลข้างเคียง โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$y(t) = \frac{[y(t-K)+\cdots+y(t-1)+y(t+1)+y(t+k)]}{(2k)} \quad (3\text{-}2)$$

โดยที่ k คือขนาดหน้าต่าง (Window Size) ที่ได้รับการกำหนดเป็น 2 ถึง 3

การประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยตามฤดูกาล (Seasonal Average Imputation) สำหรับข้อมูลที่มีรูปแบบวัฏจักรที่มีความชัดเจน (Clear Cyclical Pattern) โดยใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกันของวัฏจักรก่อนหน้าและถัดไป เช่น หากข้อมูลเดือนมีนาคมสูญหาย อาจใช้ค่าเฉลี่ยของเดือนมีนาคมในปีก่อนหน้าและปีถัดไป (Average of March in Previous and Next Year)

3.3.1.2 การจัดการค่าผิดปกติ (Outlier Treatment)

ใช้วิธีช่วงระหว่างควอไทล์ (Interquartile Range Method) ในการระบุค่าผิดปกติ โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

Q1 = ค่าเปอร์เซ็นไทล์ที่ 25 (25th Percentile)

Q3 = ค่าเปอร์เซ็นไทล์ที่ 75 (75th Percentile)

IQR = Q3 - Q1 (3-3)

ขอบเขตล่าง (Lower Bound) = Q1 - 1.5 × IQR

ขอบเขตบน (Upper Bound) = Q3 + 1.5 × IQR

ค่าที่อยู่นอกขอบเขตล่างและขอบเขตบนจัดเป็นค่าผิดปกติ (Outliers) จากนั้นดำเนินการตรวจสอบสาเหตุ โดยมีแนวทางดังนี้

หากเป็นข้อผิดพลาดในการบันทึกข้อมูล (Recording Error) ⟶ ดำเนินการแก้ไขหรือลบออก (Correction or Removal)

หากเป็นเหตุการณ์จริง เช่น วันหยุด (Holidays) การซ่อมบำรุง (Maintenance) หรือเหตุการณ์พิเศษ (Special Events) ⟶ เก็บไว้และทำเครื่องหมาย (Retain and Mark)

สำหรับค่าผิดปกติที่เป็นเหตุการณ์จริงแต่อาจส่งผลกระทบต่อการฝึกสอนแบบจำลอง (Model Training Impact) อาจใช้วิธีวินซอไรเซชัน (Winsorization) โดยดำเนินการแทนที่ค่าที่เกินขอบเขตบนด้วยขอบเขตบน และค่าที่ต่ำกว่าขอบเขตล่างด้วยขอบเขตล่าง (Replace Values Exceeding Bounds with Bound Values)

3.3.1.3 การตรวจสอบและแก้ไขข้อมูลที่ซ้ำซ้อน (Duplicate Detection and Correction)

ดำเนินการตรวจสอบข้อมูลที่มีเวลาบันทึก (Timestamp) ซ้ำกัน หากพบข้อมูลที่มีความซ้ำซ้อน (Duplicate Data) ดำเนินการตรวจสอบว่าค่าเหมือนกันหรือมีความแตกต่างกัน หากค่าเหมือนกัน ดำเนินการลบข้อมูลที่ซ้ำออกเหลือเพียงหนึ่งรายการ (Remove Duplicate Leaving One Entry) หากค่ามีความแตกต่างกัน ดำเนินการตรวจสอบสาเหตุกับเจ้าหน้าที่และใช้ค่าที่มีความถูกต้อง (Verify Cause with Personnel and Use Correct Value)

3.3.2 การวิเคราะห์เชิงสถิติเบื้องต้น (Exploratory Data Analysis)

ดำเนินการวิเคราะห์เชิงสถิติเบื้องต้นเพื่อวัตถุประสงค์ในการทำความเข้าใจลักษณะและรูปแบบของข้อมูล (Data Characteristics and Pattern Understanding)

3.3.2.1 สถิติพรรณนา (Descriptive Statistics)

ดำเนินการคำนวณสถิติพื้นฐาน (Basic Statistics) ประกอบด้วย:

ค่าเฉลี่ย (Mean): แสดงระดับกลางของข้อมูล (Central Tendency of Data)

ค่ามัธยฐาน (Median): แสดงค่ากลางที่แบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วนที่มีความเท่าเทียมกัน (Middle Value Dividing Data into Two Equal Parts)

ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation): แสดงการกระจายของข้อมูล (Data Dispersion)

ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุด (Minimum and Maximum Values): แสดงช่วงของข้อมูล (Data Range)

ค่าควอไทล์ (Quartiles): Q1 ที่ 25 เปอร์เซ็นต์, Q2 ที่ 50 เปอร์เซ็นต์, Q3 ที่ 75 เปอร์เซ็นต์

ความเบ้ (Skewness): แสดงความไม่สมมาตรของการแจกแจง (Distribution Asymmetry)

ความโด่ง (Kurtosis): แสดงความแหลมหรือแบนราบของการแจกแจง (Distribution Peakedness or Flatness)

3.3.2.2 การแจกแจงของข้อมูล (Distribution Analysis)

วิเคราะห์การแจกแจงของข้อมูล (Data Distribution) โดยใช้เครื่องมือดังต่อไปนี้:

ฮิสโตแกรม (Histogram): แสดงความถี่ของข้อมูลในช่วงต่างๆ (Data Frequency in Different Intervals)

กราฟความหนาแน่น (Density Plot): แสดงการแจกแจงความน่าจะเป็นของข้อมูล (Data Probability Distribution)

กราฟควอไทล์-ควอไทล์ (Quantile-Quantile Plot: Q-Q Plot): เปรียบเทียบการแจกแจงของข้อมูลกับการแจกแจงแบบปกติ (Data Distribution vs. Normal Distribution Comparison)

การทดสอบชาปิโร-วิลค์ (Shapiro-Wilk Test): ทดสอบว่าข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ (Normal Distribution Testing)

3.3.2.3 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

กราฟอนุกรมเวลา (Time Series Plot) แสดงกราฟของข้อมูลตามลำดับเวลาเพื่อวัตถุประสงค์ในการสังเกตแนวโน้ม (Trend) รูปแบบวัฏจักร (Seasonality) และความผันผวน (Volatility)

การแยกองค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonal Decomposition) แยกองค์ประกอบของอนุกรมเวลาออกเป็น

องค์ประกอบแนวโน้ม (Trend Component: T_t): แนวโน้มในระยะยาว (Long-term Trend)

องค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonal Component: S_t): รูปแบบที่เกิดซ้ำเป็นวัฏจักร (Recurring Cyclical Pattern)

องค์ประกอบส่วนที่เหลือ (Residual Component: R_t): ส่วนที่เหลือหลังจากลบแนวโน้มและรูปแบบตามฤดูกาล (Remainder After Removing Trend and Seasonal Components)

โดยใช้แบบจำลองแบบบวก (Additive Model): $y_t = T_t + S_t + R_t$ สำหรับข้อมูลที่มีความผันผวนคงที่ (Constant Volatility Data) หรือแบบจำลองแบบคูณ (Multiplicative Model): $y_t = T_t \times S_t \times R_t$ สำหรับข้อมูลที่มีความผันผวนเพิ่มสูงขึ้นตามระดับข้อมูล (Volatility Increasing with Data Level)

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation Function: ACF) วัดความสัมพันธ์ระหว่างค่าในปัจจุบันกับค่าในอดีต โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$ACF(k) = Corr(y_t, y_{t_k}) = Cov\frac{(y_t, y_{t_k})}{Var(y)} \quad (3\text{-}4)$$

ACF(k) ค่า Autocorrelation Function ที่ lag k — วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นของข้อมูลกับตัวมันเองที่ห่างกัน k ช่วงเวลา

K จำนวน lag (ช่วงเวลาที่เลื่อนย้อนกลับไป) เช่น k=1 คือเทียบกับค่าก่อนหน้า 1 จุด

y_t ค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลา t (ค่าปัจจุบัน)

y_{t-k} ค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลา t−k (ค่าย้อนหลังไป k ช่วง)

Corr(y_t, y_{t-k}) ค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่าง y_t กับ y_{t-k} มีค่าอยู่ในช่วง [−1, +1]

Cov(y_t, y_{t-k}) ค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ระหว่าง y_t กับ y_{t-k} — วัดว่าค่าทั้งสองเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกันมากแค่ไหน

Var(y) ค่าความแปรปรวน (Variance) ของอนุกรมเวลา y ทั้งชุด — ใช้เป็นตัวปรับมาตรฐาน (normalizer) เพื่อให้ ACF มีค่าอยู่ระหว่าง −1 ถึง +1

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) วัดความสัมพันธ์โดยตรงระหว่างค่าในปัจจุบันกับค่าในอดีต หลังจากลบอิทธิพลของค่าระหว่างนั้นออกแล้ว (Direct Correlation After Removing Intermediate Value Influence)

3.3.2.4 การทดสอบความนิ่ง (Stationarity Testing)

ใช้การทดสอบดิกกี้-ฟูลเลอร์แบบเสริม (Augmented Dickey-Fuller Test: ADF Test) เพื่อทดสอบว่าอนุกรมเวลามีความนิ่ง (Stationarity) หรือไม่ โดยทดสอบสมมติฐานดังต่อไปนี้:

สมมติฐานหลัก (Null Hypothesis: H_0): อนุกรมเวลามีรากหนึ่ง (Unit Root) ซึ่งหมายความว่าไม่มีความนิ่ง (Non-stationary)

สมมติฐานรอง (Alternative Hypothesis: H_1): อนุกรมเวลาไม่มีรากหนึ่ง ซึ่งหมายความว่ามีความนิ่ง (Stationary)

สถิติทดสอบดิกกี้-ฟูลเลอร์แบบเสริมคำนวณจากสมการ:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta_t + \Upsilon y_{t-1} + \sum \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3\text{-}5)$$

Δy_t ผลต่างอันดับที่ 1 ของอนุกรมเวลา คือ $y_t - y_{t-1}$ (การเปลี่ยนแปลงของค่า y ณ เวลา t)

α ค่าคงที่ (constant/intercept) หรือ drift term ของสมการ

β สัมประสิทธิ์ของ deterministic time trend — หากมีนัยสำคัญ แสดงว่าข้อมูลมีแนวโน้มเชิงเส้นตามเวลา

t ตัวแปรเวลา (time trend) เช่น t = 1, 2, 3, ...

γ (gamma) ตัวแปรหลักที่ต้องทดสอบ — สัมประสิทธิ์ของ y_{t-1} ใช้ทดสอบ unit root โดยตั้งสมมติฐาน H_0: $\gamma = 0$ (มี unit root ⟶ non-stationary) vs H_1: $\gamma < 0$ (stationary)

y_{t-1} ค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลา t−1 (ค่า lag 1 ของ level)

δ_i สัมประสิทธิ์ของ lagged differences อันดับที่ i — ใช้ดูดซับ autocorrelation ในค่า residual เพื่อให้ ε_t เป็น white noise

Δy_{t-i} ผลต่างอันดับที่ 1 ของ y ที่ lag i คือ $y_{t-i} - y_{t-i-1}$

ε_t ค่าความคลาดเคลื่อน (error term) ซึ่งสมมติว่าเป็น white noise ~ iid(0, σ^2)

การตีความผลทดสอบ:

$\gamma = 0$ (ไม่ปฏิเสธ H_0) ข้อมูลมี unit root ⟶ **Non-stationary** ⟶ ต้องทำ differencing ก่อนสร้างแบบจำลอง

$\gamma < 0$ (ปฏิเสธ H_0) ข้อมูล **Stationary** ⟶ สามารถนำไปสร้างแบบจำลองได้เลย

หากค่านัยสำคัญทางสถิติ (p-value) น้อยกว่า 0.05 ปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าข้อมูลมีความนิ่ง หากค่านัยสำคัญทางสถิติมีค่าเท่ากับหรือมากกว่า 0.05 ยอมรับสมมติฐานหลัก แสดงว่าข้อมูลไม่มีความนิ่ง จำเป็นต้องดำเนินการหาผลต่าง (Differencing) เพื่อให้ข้อมูลมีความนิ่ง

3.3.3 การปรับมาตราส่วนข้อมูล (Data Normalization and Scaling)

การปรับมาตราส่วนข้อมูลเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญอย่างยิ่งสำหรับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อวัตถุประสงค์ในการให้การฝึกสอนมีประสิทธิภาพและลู่เข้าสู่คำตอบได้อย่างรวดเร็วยิ่งขึ้น (Efficient Training and Faster Convergence) โดยใช้วิธีการดังต่อไปนี้

3.3.3.1 การปรับมาตรฐานแบบต่ำสุด-สูงสุด (Min-Max Normalization)

ปรับมาตราส่วนข้อมูลให้อยู่ในช่วง [0, 1] โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$x_{\text{normalized}} = \frac{(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \quad (3\text{-}6)$$

$X_{\text{normalized}}$ ค่าที่ผ่านการปรับมาตรฐานแล้ว มีค่าอยู่ในช่วง **[0, 1]**

X (raw value) ของข้อมูลที่ต้องการแปลง

$X_{\min}$ ค่าต่ำสุดของชุดข้อมูลทั้งหมดในฟีเจอร์นั้น

$X_{\max}$ ค่าสูงสุดของชุดข้อมูลทั้งหมดในฟีเจอร์นั้น

$(X_{\max} - X_{\min})$ พิสัย (range) ของข้อมูล — ใช้เป็นตัวปรับสเกล

ข้อดีคือรักษารูปร่างของการแจกแจงเดิมไว้ (Preserve Original Distribution Shape) และมีความง่ายต่อการตีความ (Easy Interpretation) ข้อเสียคือมีความไวต่อค่าผิดปกติ (Sensitive to Outliers) เนื่องจากใช้ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดในการคำนวณ

3.3.3.2 การปรับมาตรฐานแบบมาตรฐาน (Standardization หรือ Z-score Normalization)

ปรับมาตราส่วนข้อมูลให้มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้:

$$X_{\text{standardized}} = \frac{(x - \mu)}{\sigma} \quad (3\text{-}7)$$

โดยที่ μ คือค่าเฉลี่ย (Mean)

σ คือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation)

ข้อดีคือไม่มีความไวต่อค่าผิดปกติเท่ากับวิธีต่ำสุด-สูงสุด (Less Sensitive to Outliers than Min-Max) และมีความเหมาะสมกับข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบปกติ (Suitable for Normally Distributed Data) ข้อเสียคือค่าอาจอยู่นอกช่วง [0, 1] ทำให้มีความยากในการตีความมากกว่า (More Difficult Interpretation)

สำหรับการศึกษาวิจัยนี้ ใช้การปรับมาตรฐานแบบต่ำสุด-สูงสุดสำหรับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก เนื่องจากข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์มักมีค่าเป็นบวกเสมอ และการนำค่ากลับมาจากช่วง [0, 1] สามารถดำเนินการได้อย่างง่ายดาย (Easy Inverse Transformation)

3.3.3.3 การบันทึกค่าพารามิเตอร์การปรับมาตราส่วน (Scaling Parameter Recording)

บันทึกค่า Xmin และ Xmax สำหรับวิธีต่ำสุด-สูงสุด หรือ μ และ σ สำหรับวิธีมาตรฐาน ที่คำนวณจากชุดฝึกสอนเท่านั้น (Training Set Only Calculation) จากนั้นนำค่าพารามิเตอร์เหล่านี้ไปใช้กับชุดตรวจสอบและชุดทดสอบ เพื่อวัตถุประสงค์ในการป้องกันการรั่วไหลของข้อมูล (Data Leakage Prevention) และให้แน่ใจว่าการประเมินมีความเป็นธรรม (Fair Evaluation)

3.3.4 การสร้างชุดข้อมูล (Dataset Creation)

3.3.4.1 การแบ่งข้อมูล (Data Splitting)

แบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุดตามสัดส่วนดังต่อไปนี้

ชุดฝึกสอน (Training Set) ในสัดส่วน 70 เปอร์เซ็นต์: ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง (Model Training)

ชุดตรวจสอบ (Validation Set) ในสัดส่วน 15 เปอร์เซ็นต์: ใช้ในการปรับแต่งไฮเพอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning) และการติดตามการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting Monitoring)

ชุดทดสอบ (Test Set) ในสัดส่วน 15 เปอร์เซ็นต์: ใช้ในการประเมินสมรรถนะสุดท้ายของแบบจำลอง (Final Model Performance Evaluation)

การแบ่งข้อมูลใช้วิธีการแบ่งตามลำดับเวลา (Chronological Split) โดยเรียงข้อมูลตามลำดับเวลา แล้วแบ่งออกเป็น 3 ส่วนตามสัดส่วนที่กำหนด ไม่ใช้การแบ่งแบบสุ่ม (Random Split) เพื่อรักษาความสัมพันธ์ตามเวลา (Temporal Relationship Preservation) และป้องกันการรั่วไหลของข้อมูลอนาคตไปยังอดีต (Future-to-Past Temporal Leakage Prevention)

3.3.4.2 การสร้างลำดับข้อมูล (Sequence Creation) สำหรับการเรียนรู้เชิงลึก

สร้างลำดับข้อมูลสำหรับการฝึกสอนแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM), Stacked Long Short-Term Memory (Stacked-LSTM) และ Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM) โดยใช้วิธีหน้าต่างเลื่อน (Sliding Window Method):

กำหนดระยะเวลามองย้อนกลับ (Look-back Period: n) คือจำนวนช่วงเวลาในอดีตที่ใช้พยากรณ์ค่าในอนาคต (Number of Past Time Periods for Future Prediction) และขอบฟ้าการพยากรณ์ (Forecast Horizon: h) คือจำนวนช่วงเวลาในอนาคตที่ต้องการพยากรณ์ (Number of Future Time Periods to Predict)

ตัวอย่าง หากระยะเวลามองย้อนกลับเท่ากับ 12 เดือน และขอบฟ้าการพยากรณ์เท่ากับ 3 เดือน

ข้อมูลนำเข้า (Input: X): $[y_{t-12}, y_{t-11}, \cdots, y_{t-1}]$ (3-8)

ข้อมูลผลลัพธ์ (Output: y): $[y_t, y_{t+1}, y_{t+2}]$ (3-9)

เลื่อนหน้าต่างทีละ 1 ช่วงเวลาเพื่อสร้างตัวอย่างการฝึกสอนหลายชุด (Multiple Training Samples) ทำให้ได้ข้อมูลเพียงพอสำหรับการฝึกสอนแม้ว่าข้อมูลต้นฉบับจะมีจำนวนไม่มากนัก (Sufficient Training Data Despite Limited Original Data)

การกำหนดระยะเวลามองย้อนกลับพิจารณาจาก

ความยาววัฏจักรของข้อมูล สำหรับข้อมูลรายเดือนระยะเวลามองย้อนกลับเท่ากับ 12 เดือนจับรูปแบบรายปี (Monthly Data with 12-month Look-back Captures Annual Pattern)

ความสัมพันธ์อัตโนมัติจากกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation from ACF Plot)

สมรรถนะของแบบจำลองในชุดตรวจสอบเมื่อทดลองใช้ระยะเวลามองย้อนกลับที่แตกต่างกัน เช่น 6, 12, 18, 24 เดือน (Model Performance in Validation Set with Different Look-back Periods)

3.4 สถาปัตยกรรมและการออกแบบแบบจำลอง (Model Architecture and Design)

3.4.1 แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Models)

3.4.1.1 Long Short-Term Memory (LSTM)

สถาปัตยกรรม (Architecture) ประกอบด้วย

1) ชั้นนำเข้า (Input Layer): รับข้อมูลลำดับขนาด (n timesteps, n features)

2) ชั้น Long Short-Term Memory ที่ 1 (LSTM Layer 1): 64 หน่วย, return sequences=False, activation='tanh'

3) ชั้นดรอปเอาต์ที่ 1 (Dropout Layer 1): อัตรา=0.2 สำหรับป้องกันการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting Prevention)

4) ชั้นหนาแน่น (Dense Layer): 1 หน่วยสำหรับการพยากรณ์หนึ่งขั้นตอน (Single-step Forecasting) หรือ h หน่วยสำหรับการพยากรณ์หลายขั้นตอน (Multi-step Forecasting)

5) ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer): ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น (Linear Activation)

6) ไฮเพอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameters):

จำนวนหน่วย (Units): 32, 64, 128 ทดลองหาค่าที่เหมาะสม (Optimal Value Experimentation)

อัตราดรอปเอาต์ (Dropout Rate): 0.2

อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate): 0.001

ขนาดแบตช์ (Batch Size): 32

จำนวนรอบการฝึกสอน (Epochs): 100 โดยใช้การหยุดก่อนกำหนด (Early Stopping)

ฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss Function): ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squared Error: MSE) ตัวปรับให้เหมาะสม (Optimizer): อดัม (Adam: Adaptive Moment Estimation)

3.4.1.2 Gated Recurrent Unit (GRU)

สถาปัตยกรรม (Architecture) ประกอบด้วย

1) ชั้นนำเข้า (Input Layer): รับข้อมูลลำดับขนาด (n timesteps, n features)

2) ชั้น Gated Recurrent Unit ที่ 1 (GRU Layer 1): 64 หน่วย, return sequences=False, activation='tanh'

3) ชั้นดรอปเอาต์ที่ 1 (Dropout Layer 1): อัตรา=0.2

4) ชั้นหนาแน่น (Dense Layer): 1 หน่วยสำหรับการพยากรณ์หนึ่งขั้นตอน หรือ h หน่วยสำหรับการพยากรณ์หลายขั้นตอน

5) ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer): ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น

ไฮเพอร์พารามิเตอร์มีลักษณะเหมือน Long Short-Term Memory แต่มักใช้จำนวนหน่วยน้อยกว่าเล็กน้อย เนื่องจาก Gated Recurrent Unit มีพารามิเตอร์น้อยกว่า (Fewer Parameters than LSTM)

3.4.1.3 Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

สถาปัตยกรรม (Architecture) ประกอบด้วย

1) ชั้นนำเข้า (Input Layer): รับข้อมูลลำดับขนาด (n timesteps, n features)

2) ชั้น Bidirectional Long Short-Term Memory (Bidirectional LSTM Layer): 64 หน่วย ประกอบด้วย 32 หน่วยไปข้างหน้า บวก 32 หน่วยย้อนกลับ (32 forward + 32 backward units), return sequences=False

3) ชั้นดรอปเอาต์ (Dropout Layer): อัตรา=0.2

4) ชั้นหนาแน่น (Dense Layer): 1 หน่วยสำหรับการพยากรณ์หนึ่งขั้นตอน หรือ h หน่วยสำหรับการพยากรณ์หลายขั้นตอน

5) ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer): ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น

หมายเหตุ: Bidirectional Long Short-Term Memory มีพารามิเตอร์เป็น 2 เท่าของ Long Short-Term Memory แบบปกติ (Double Parameters of Regular LSTM) ดังนั้นอาจใช้จำนวนหน่วยน้อยกว่าเพื่อให้จำนวนพารามิเตอร์รวมมีค่าใกล้เคียงกัน (Similar Total Parameter Count)

3.4.1.4 Stacked Long Short-Term Memory (Stacked-LSTM)

กรอบแนวคิดและหลักการพื้นฐานของ Stacked-LSTM

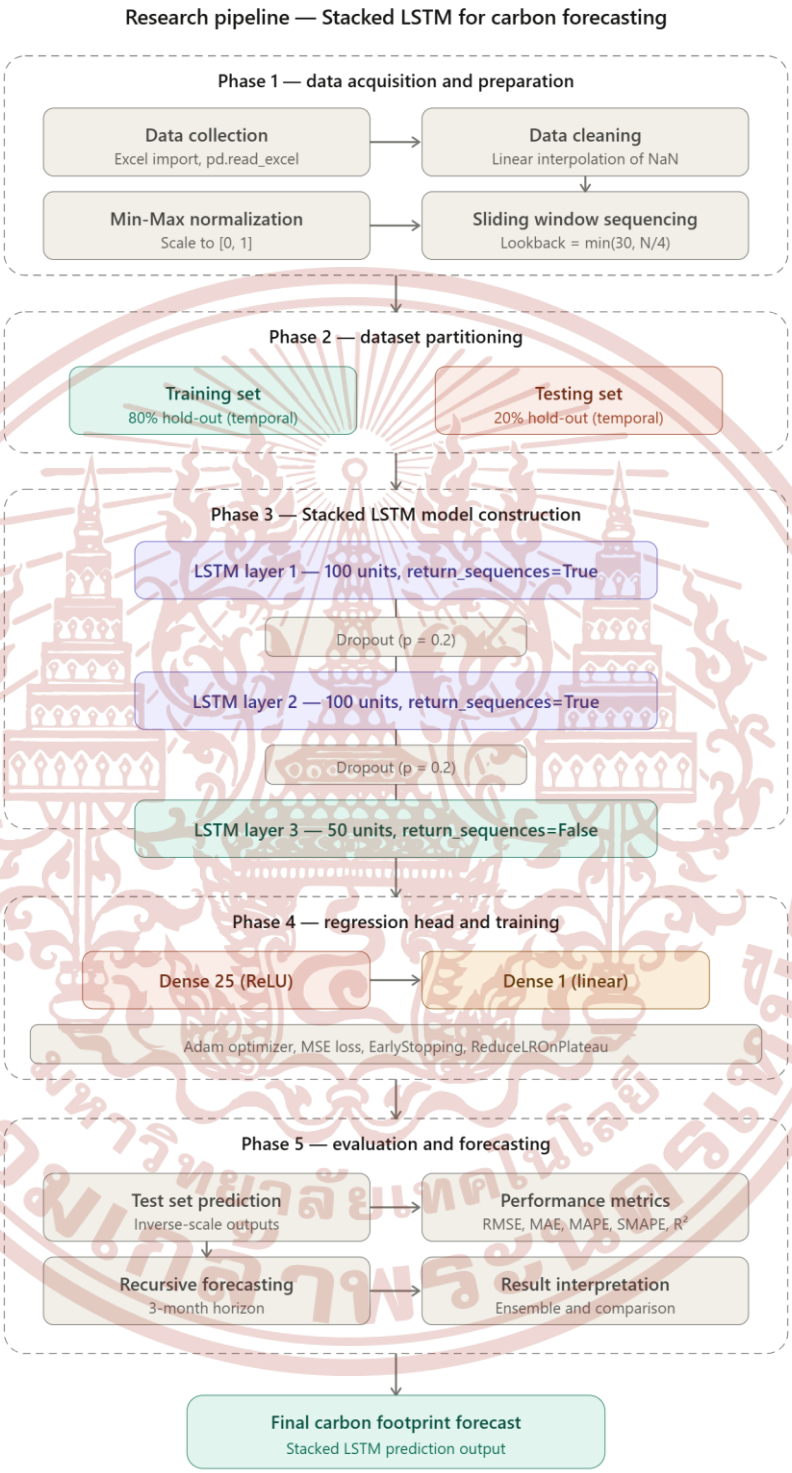
โครงข่ายประสาทเทียมแบบเวียนซ้ำและปัญหาการเลือนหายของเกรเดียนต์

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเวียนซ้ำ (Recurrent Neural Network; RNN) เป็นสถาปัตยกรรมที่ออกแบบมาเพื่อประมวลผลข้อมูลลำดับ (Sequential Data) ผ่านกลไกการส่งผ่านสถานะซ่อน (Hidden State) ระหว่างขั้นตอนเวลา (Time Step) อย่างไรก็ตาม RNN แบบ

ดั้งเดิมประสบปัญหาการเลือนหายของเกรเดียนต์ (Vanishing Gradient Problem) ในระหว่างกระบวนการแพร่ย้อนกลับผ่านเวลา (Backpropagation Through Time; BPTT) ซึ่งทำให้แบบจำลองไม่สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระยะยาว (Long-Range Dependencies) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

หน่วยความจำระยะสั้นระยะยาว (Long Short-Term Memory)

Hochreiter และ Schmidhuber (1997) ได้นำเสนอสถาปัตยกรรม LSTM เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวผ่านกลไกเซลล์หน่วยความจำ (Memory Cell Mechanism) ที่ประกอบด้วยประตูควบคุม (Gating Mechanism) จำนวน 3 ประตู ได้แก่ ประตูลืม (Forget Gate) ประตูรับข้อมูลเข้า (Input Gate) และประตูส่งออก (Output Gate) โดยสมการทางคณิตศาสตร์ของเซลล์ LSTM สามารถอธิบายได้ดังนี้



ภาพที่ 3- 1 ผังกระบวนการวิจัยแบบจำลอง Stacked-LSTM สำหรับการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์

สมการประตูลืม (Forget Gate Equation):

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

สมการประตูรับข้อมูลเข้าและค่าสถานะผู้สมัคร (Input Gate and Candidate State Equations):

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

สมการปรับสถานะเซลล์ (Cell State Update Equation):

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$$

สมการประตูส่งออกและสถานะซ่อน (Output Gate and Hidden State Equations):

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$
$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t)$$

โดยที่ σ คือฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Activation Function) tanh คือฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ $\odot$ คือตัวดำเนินการคูณแบบองค์ประกอบต่อองค์ประกอบ (Hadamard Product) W และ b คือเมทริกซ์น้ำหนักและเวกเตอร์ค่าไบแอสที่ต้องเรียนรู้ กลไกการปรับสถานะเซลล์ C_t เป็นการบวกเชิงเส้น (Linear Addition) ซึ่งช่วยให้เกรเดียนต์สามารถไหลย้อนกลับผ่านเวลาได้โดยไม่เลือนหาย หลักการนี้เรียกว่า **Constant Error Carousel (CEC)**

สถาปัตยกรรม Stacked-LSTM

การซ้อนชั้น LSTM หลายชั้น (Layer Stacking) เป็นเทคนิคที่ทำให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้การแทนเชิงลำดับชั้น (Hierarchical Temporal Representations) โดยชั้นแรกเรียนรู้ลักษณะเฉพาะระดับต่ำ (Low-Level Features) และชั้นต่อมาเรียนรู้การแทนที่มีระดับนามธรรมสูงขึ้น (Higher-Level Abstractions) แนวคิดนี้สอดคล้องกับหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network) ที่แสดงให้เห็นแล้วว่ามีประสิทธิภาพเหนือกว่าแบบจำลองชั้นเดียวในการจัดการข้อมูลที่มีความซับซ้อน

สถาปัตยกรรมแบบจำลอง Stacked-LSTM

แบบจำลองที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยสองบล็อกหลัก ได้แก่ บล็อกการสกัดลักษณะเชิงเวลา (Recurrent Feature Extraction Block) และบล็อกการถดถอยแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Regression Head) โดยมีรายละเอียดโครงสร้างดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3 1 โครงสร้างสถาปัตยกรรม Stacked-LSTM

ลำดับ	ชั้น	หน่วย	ค่าพารามิเตอร์สำคัญ	ขนาดเอาต์พุต
1	LSTM ชั้นที่ 1	100	return_sequences = True	(N, T, 100)

2	Dropout	—	p = 0.2	(N, T, 100)
3	LSTM ชั้นที่ 2	100	return_sequences = True	(N, T, 100)
4	Dropout	—	p = 0.2	(N, T, 100)
5	LSTM ชั้นที่ 3	50	return_sequences = False	(N, 50)
6	Dropout	—	p = 0.2	(N, 50)
7	Dense ชั้นซ่อน	25	Activation = ReLU	(N, 25)
8	Dense ชั้นเอาต์พุต	1	Activation = Linear	(N, 1)

บล็อกการสกัดลักษณะเชิงเวลา ประกอบด้วยชั้น LSTM จำนวน 3 ชั้นที่ซ้อนกัน โดยชั้นที่ 1 และชั้นที่ 2 มีหน่วยซ่อน (Hidden Units) จำนวน 100 หน่วย และกำหนด return_sequences = True เพื่อส่งลำดับสถานะซ่อนทั้งหมดไปยังชั้นถัดไป ในขณะที่ชั้นที่ 3 ลดจำนวนหน่วยซ่อนลงเหลือ 50 หน่วยและกำหนด return_sequences = False เพื่อส่งเฉพาะสถานะซ่อนสุดท้าย (Last Hidden State) ออกเป็นเวกเตอร์ขนาดคงที่ (Fixed-Length Vector) ที่สรุปสารสนเทศของลำดับทั้งหมด โครงสร้างนี้เป็นการออกแบบแบบกรวย (Funnel Architecture) ที่ค่อย ๆ ลดมิติข้อมูลเพื่อสร้างคอขวดสารสนเทศ (Information Bottleneck)

ชั้นดรอปเอาต์ (Dropout Layer) ถูกแทรกระหว่างชั้น LSTM ทุกชั้นด้วยค่าความน่าจะเป็น p = 0.2 เพื่อทำหน้าที่เป็นตัวกำกับแบบสุ่ม (Stochastic Regularization) ที่ป้องกันการเรียนรู้เกินจริง (Overfitting) โดยการสุ่มปิดหน่วยประสาทร้อยละ 20 ในแต่ละรอบการฝึก

บล็อกการถดถอยแบบป้อนไปข้างหน้า ประกอบด้วยชั้นเชื่อมต่อเต็มรูปแบบ (Fully Connected Layer) จำนวน 2 ชั้น ได้แก่ ชั้นซ่อนที่มี 25 หน่วยและใช้ฟังก์ชันกระตุ้น Rectified Linear Unit (ReLU) ตามด้วยชั้นเอาต์พุตที่มี 1 หน่วยและใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น (Linear Activation) เพื่อผลิตค่าพยากรณ์ต่อเนื่อง

จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องเรียนรู้ทั้งหมดของแบบจำลองสามารถคำนวณได้จากสูตร $4(d_{in} \cdot d_h + d_h^2 + d_h)$ สำหรับชั้น LSTM ซึ่งได้ผลรวมทั้งสิ้นประมาณ 152,701 พารามิเตอร์

กระบวนการฝึกสอนแบบจำลอง

ฟังก์ชันการสูญเสียและตัวหาค่าเหมาะที่สุด

แบบจำลองถูกฝึกสอนโดยใช้ฟังก์ชันการสูญเสียแบบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squared Error Loss Function) ซึ่งมีรูปแบบสมการคือ

$$\mathcal{L}_{MSE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

ตัวหาค่าเหมาะที่สุดที่ใช้คืออัลกอริทึม **Adaptive Moment Estimation (Adam)** ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่รวมคุณสมบัติของโมเมนตัม (Momentum) และการปรับอัตราการเรียนรู้แบบปรับตัว (Adaptive Learning Rate) เข้าด้วยกัน ทำให้มีประสิทธิภาพสูงในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก

ไฮเปอร์พารามิเตอร์สำหรับการฝึก

กำหนดจำนวนรอบการฝึกสูงสุด (Maximum Epochs) เท่ากับ 100 รอบ ขนาดชุดย่อย (Batch Size) เท่ากับ 32 และใช้ข้อมูลฝึกร้อยละ 20 เป็นชุดตรวจสอบ (Validation Set) ภายในกระบวนการฝึก

กลไกการหยุดก่อนกำหนดและการปรับอัตราการเรียนรู้

เพื่อป้องกันการเรียนรู้เกินจริงและเพิ่มประสิทธิภาพการฝึก งานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้กลไกสองประการ ได้แก่

1. **การหยุดก่อนกำหนด (Early Stopping)** ซึ่งจะติดตามค่าการสูญเสียของชุดตรวจสอบ (Validation Loss) และหยุดการฝึกเมื่อค่าดังกล่าวไม่ลดลงเป็นเวลา 10 รอบติดต่อกัน พร้อมทั้งคืนค่าน้ำหนักที่ดีที่สุด (Restore Best Weights)
2. **การปรับลดอัตราการเรียนรู้เมื่อสูญเสียคงที่ (Reduce Learning Rate on Plateau)** ซึ่งจะลดอัตราการเรียนรู้ลงครึ่งหนึ่ง (Factor = 0.5) เมื่อค่าสูญเสียของชุดตรวจสอบไม่ลดลงเป็นเวลา 5 รอบ โดยมีอัตราการเรียนรู้ต่ำสุดเท่ากับ 1×10^{-6}

การพยากรณ์ค่าล่วงหน้า มากกว่า 1 จุดเวลา

การพยากรณ์ค่าล่วงหน้า มากกว่า 1 จุดเวลา ในคราวเดียว สำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้าในช่วงเวลา 3 เดือน งานวิจัยนี้ใช้กลยุทธ์การพยากรณ์แบบวนซ้ำ (Recursive Forecasting Strategy) หรือที่เรียกอีกชื่อว่า Iterated One-Step-Ahead Forecasting โดยแบบจำลองจะใช้ค่าที่พยากรณ์ได้ในขั้นตอนก่อนหน้าเป็นอินพุตสำหรับการพยากรณ์ในขั้นตอนถัดไป กระบวนการนี้ดำเนินต่อเนื่องจนครบจำนวนช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ จากนั้นจึงแปลงค่าที่พยากรณ์ได้กลับสู่มาตราส่วนเดิมผ่านฟังก์ชัน Inverse Transform ของ Min-Max Scaler

3.4.1.5 Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM)

สถาปัตยกรรม (Architecture)

ชั้นนำเข้า (Input Layer): รับข้อมูลลำดับขนาด (n subsequences, n timesteps per subsequence, n features)

ชั้น Time Distributed Conv1D: 64 ตัวกรอง (filters), kernel size=3, activation='relu'

ชั้น Time Distributed MaxPooling1D: pool size=2

ชั้น Time Distributed Flatten

ชั้น Long Short-Term Memory (LSTM Layer): 64 หน่วย, return sequences=False

ชั้นดรอปเอาต์ (Dropout Layer): อัตรา=0.2

ชั้นหนาแน่น (Dense Layer): 1 หน่วยสำหรับการพยากรณ์หนึ่งขั้นตอน หรือ h หน่วยสำหรับการพยากรณ์หลายขั้นตอน

ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer): ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น

หมายเหตุ: Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory แบ่งลำดับออกเป็นลำดับย่อย (Subsequences) เพื่อให้เครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสกัดคุณลักษณะจากแต่ละลำดับย่อยก่อน (CNN Extract Features from Each Subsequence) แล้ว Long Short-Term Memory เรียนรู้รูปแบบตามเวลาของคุณลักษณะที่สกัดได้ (LSTM Learn Temporal Patterns of Extracted Features)

3.4.2 แบบจำลองทางสถิติ (Statistical Models)

3.4.2.1 Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

ขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง (Model Development Procedure)

ขั้นตอนที่ 1: การระบุ (Identification) ระบุค่าพารามิเตอร์ (p, d, q, P, D, Q, m) โดย

ทดสอบความนิ่งด้วยการทดสอบดิกกี้-ฟูลเลอร์แบบเสริม (ADF Test) เพื่อกำหนด d ซึ่งเป็นลำดับการหาผลต่างแบบไม่ตามฤดูกาล (Non-seasonal Differencing Order)

ตรวจสอบรูปแบบวัฏจักรด้วยการแยกองค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonal Decomposition) เพื่อกำหนด m ซึ่งเป็นจำนวนช่วงเวลาในหนึ่งวัฏจักร เช่น 12 สำหรับข้อมูลรายเดือน (12 for Monthly Data)

ทำการหาผลต่างตามฤดูกาล (Seasonal Differencing) หากมีความจำเป็นเพื่อกำหนด D

วิเคราะห์กราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (ACF Plot) เพื่อระบุ q และ Q ซึ่งเป็นพจน์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Terms)

วิเคราะห์กราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติบางส่วน (PACF Plot) เพื่อระบุ p และ P ซึ่งเป็นพจน์อัตถดถอยอัตโนมัติ (Autoregressive Terms)

ขั้นตอนที่ 2: การประมาณค่า (Estimation) ประมาณค่าพารามิเตอร์โดยใช้การประมาณค่าความควรจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation: MLE) ผ่านไลบรารี Statsmodels ในภาษา Python

ขั้นตอนที่ 3: การตรวจสอบวินิจฉัย (Diagnostic Checking) ตรวจสอบคุณภาพของแบบจำลองโดย:

ตรวจสอบค่าคงเหลือ (Residuals) ด้วยกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติ ซึ่งควรไม่มีสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (No Autocorrelation)

ทดสอบค่าคงเหลือด้วยการทดสอบจุง-บอกซ์ (Ljung-Box Test) โดยค่านัยสำคัญทางสถิติมากกว่า 0.05 แสดงว่าค่าคงเหลือเป็นสัญญาณรบกวนขาว (White Noise)

ตรวจสอบการแจกแจงของค่าคงเหลือด้วยกราฟควอไทล์-ควอไทล์ (Q-Q Plot) และการทดสอบชาปิโร-วิลค์ (Shapiro-Wilk Test)

เปรียบเทียบแบบจำลองด้วยเกณฑ์สารสนเทศอาคาอิเกะ (Akaike Information Criterion: AIC) และเกณฑ์สารสนเทศแบบเบย์เซียน (Bayesian Information Criterion: BIC) โดยเลือกแบบจำลองที่มีค่าต่ำสุด

การค้นหาแบบตาราง (Grid Search) หากการระบุพารามิเตอร์จากกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติและกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์อัตโนมัติบางส่วนไม่มีความชัดเจน ใช้การค้นหาแบบตารางโดยทดลองค่าพารามิเตอร์หลายชุด (Multiple Parameter Sets):

p, P: 0-3

d, D: 0-2

q, Q: 0-3

m: 12 สำหรับข้อมูลรายเดือน (12 for Monthly Data)

เลือกชุดพารามิเตอร์ที่ให้ค่าเกณฑ์สารสนเทศอาคาอิเกะหรือเกณฑ์สารสนเทศแบบเบย์เซียนต่ำสุด (Lowest AIC or BIC) และผ่านการตรวจสอบค่าคงเหลือ (Pass Residual Checking)

3.4.2.2 Prophet Model

การตั้งค่าแบบจำลอง (Model Configuration)

องค์ประกอบแนวโน้ม (Trend Component)

รูปแบบการเติบโต (Growth): 'linear' สำหรับข้อมูลที่มีแนวโน้มเชิงเส้น (Linear Trend Data) หรือ 'logistic' สำหรับข้อมูลที่มีขีดจำกัด (Limited Data)

มาตราส่วนความเป็นมาก่อนของจุดเปลี่ยนแปลง (Changepoint Prior Scale): 0.05 ค่าเริ่มต้น ควบคุมความยืดหยุ่นของแนวโน้ม (Trend Flexibility Control) ค่ามากทำให้แนวโน้มปรับตัวเร็ว อาจเกิดการเรียนรู้มากเกินไป (Fast Trend Adjustment May Cause Overfitting)

จำนวนจุดเปลี่ยนแปลง (Number of Changepoints): 25 ค่าเริ่มต้น หรือระบุจุดเปลี่ยนแปลงเอง (Manual Changepoint Specification)

องค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonality Component)

รูปแบบตามฤดูกาลรายปี (Yearly Seasonality): 'auto' หรือ True สำหรับข้อมูลที่มีรูปแบบรายปี (Annual Pattern Data)

รูปแบบตามฤดูกาลรายสัปดาห์ (Weekly Seasonality): 'auto' หรือ False โดยปกติไม่ใช้สำหรับข้อมูลรายเดือน (Usually Not Used for Monthly Data)

รูปแบบตามฤดูกาลรายวัน (Daily Seasonality): False ไม่ใช้สำหรับข้อมูลรายเดือน

มาตราส่วนความเป็นมาก่อนของรูปแบบตามฤดูกาล (Seasonality Prior Scale): 10 ค่าเริ่มต้น ควบคุมความยืดหยุ่นของรูปแบบตามฤดูกาล

ลำดับฟูริเยร์ (Fourier Order): ทดลองค่า 10-20 สำหรับรูปแบบตามฤดูกาลรายปี

องค์ประกอบวันหยุด (Holiday Component)

กำหนดวันหยุดและเหตุการณ์พิเศษที่อาจส่งผลต่อการใช้พลังงาน (Holidays and Special Events Affecting Energy Consumption) เช่น วันหยุดยาวช่วงสงกรานต์ (Songkran Holiday Period) ปีใหม่ (New Year)

มาตราส่วนความเป็นมาก่อนของวันหยุด (Holiday Prior Scale): 10 ค่าเริ่มต้น ควบคุมผลกระทบของวันหยุด

ช่วงความไม่แน่นอน (Uncertainty Intervals)

ความกว้างของช่วง (Interval Width): 0.95 ช่วงความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% Confidence Interval)

ตัวอย่างมาร์คอฟเชนมอนติคาร์โล (MCMC Samples): 0 ใช้การประมาณค่าแบบแมปสูงสุด (MAP Estimation) หรือ 300-500 ใช้การอนุมานแบบเบย์เซียนเต็มรูปแบบ (Full Bayesian Inference)

การปรับแต่ง (Hyperparameter Tuning)

ใช้การตรวจสอบไขว้ (Cross-validation) โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายพับตามเวลา (Multiple Time-based Folds)

ทดลองค่ามาตราส่วนความเป็นมาก่อนของจุดเปลี่ยนแปลง: 0.001, 0.01, 0.05, 0.1, 0.5

ทดลองค่ามาตราส่วนความเป็นมาก่อนของรูปแบบตามฤดูกาล: 0.01, 0.1, 1, 10

ประเมินด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์, ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง, เปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ และเลือกค่าที่ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด (Best Result Selection)

3.4.2.3 Exponential Smoothing (Holt-Winters Method)

Exponential Smoothing เป็นวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ให้น้ำหนักกับข้อมูลล่าสุดมากกว่าข้อมูลเก่า โดยน้ำหนักลดลงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล วิธี Holt-Winters Triple Exponential Smoothing ที่ใช้ในงานวิจัยนี้รองรับสามองค์ประกอบ ได้แก่ ระดับ (Level) แนวโน้ม (Trend) และรูปแบบวัฏจักร (Seasonal Pattern) ทำให้เหมาะสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความซับซ้อนในระดับปานกลาง

การตั้งค่าแบบจำลอง (Model Configuration)

รูปแบบแนวโน้ม (Trend): additive หรือ multiplicative ขึ้นอยู่กับลักษณะแนวโน้มของข้อมูล

รูปแบบวัฏจักร (Seasonal): additive หรือ multiplicative กำหนดคาบวัฏจักร (Seasonal Period) = 12 สำหรับข้อมูลรายเดือน

การปรับแต่ง: ค่าพารามิเตอร์การปรับเรียบ α (ระดับ), β (แนวโน้ม), γ (วัฏจักร) ปรับแต่งอัตโนมัติด้วยการหาค่าต่ำสุดของ Sum of Squared Errors (SSE)

ข้อดีของ Exponential Smoothing: ใช้งานง่าย ตีความผลได้ง่าย ฝึกสอนรวดเร็ว เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีวัฏจักรสม่ำเสมอ ข้อจำกัด: สมมติว่าความสัมพันธ์เป็นเชิงเส้น ไม่สามารถจับรูปแบบที่ซับซ้อนและไม่เชิงเส้นได้ ในงานวิจัยนี้ใช้เป็นเส้นฐาน (Baseline) สำหรับการเปรียบเทียบกับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก

3.5 กระบวนการฝึกสอนและการปรับแต่งพารามิเตอร์ (Training Process and Parameter Tuning)

3.5.1 การฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Model Training)

3.5.1.1 ฟังก์ชันความสูญเสียและตัวปรับให้เหมาะสม (Loss Function and Optimizer)

ฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss Function) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squared Error: MSE)

$$MSE = \frac{1}{n}\sum(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3\text{-}10)$$

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองให้น้ำหนักมากกับความผิดพลาดขนาดใหญ่ (Give High Weight to Large Errors) มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ที่ต้องการลดความคลาดเคลื่อนสูงสุด (Suitable for Forecasting Requiring Maximum Error Reduction)

ตัวปรับให้เหมาะสม (Optimizer) อดัม (Adam: Adaptive Moment Estimation)

อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate: α): 0.001 ค่าเริ่มต้น

β_1: 0.9 อัตราการสลายแบบเลขชี้กำลังสำหรับโมเมนต์อันดับที่ 1 (Exponential Decay Rate for 1st Moment)

β_2: 0.999 อัตราการสลายแบบเลขชี้กำลังสำหรับโมเมนต์อันดับที่ 2 (Exponential Decay Rate for 2nd Moment)

ε: 10^{-8} ค่าคงที่เพื่อความเสถียรเชิงตัวเลข (Numerical Stability Constant)

รวมข้อดีของแอดแกรดและอาร์เอ็มเอสพรอพ (Combine Advantages of AdaGrad and RMSprop) ทำให้ลู่เข้าสู่คำตอบได้อย่างรวดเร็วและมีเสถียรภาพ (Fast and Stable Convergence)

3.5.1.2 กระบวนการฝึกสอน (Training Process)

การฝึกสอนแบบแบตช์ (Batch Training) แบ่งข้อมูลออกเป็นแบตช์ย่อยขนาด 16 หรือ 32 ตัวอย่าง (Mini-batches of 16 or 32 Samples) เพื่อวัตถุประสงค์ในการให้การปรับปรุงค่าน้ำหนักมีประสิทธิภาพและใช้หน่วยความจำอย่างเหมาะสม (Efficient Weight Update and Optimal Memory Usage)

จำนวนรอบการฝึกสอน (Epochs) กำหนดจำนวนรอบการฝึกสอนสูงสุดที่ 200 แต่ใช้การหยุดก่อนกำหนด (Early Stopping) เพื่อหยุดการฝึกสอนเมื่อสมรรถนะในชุดตรวจสอบไม่เพิ่มขึ้นอีก (Stop Training When Validation Performance Stops Improving)

การหยุดก่อนกำหนด (Early Stopping)

การตรวจสอบ (Monitor): ความสูญเสียในชุดตรวจสอบ (Validation Loss)

ความอดทน (Patience): 20 รอบการฝึกสอน หยุดหากความสูญเสียในชุดตรวจสอบไม่ลดลงเป็นเวลา 20 รอบการฝึกสอนติดต่อกัน (Stop if Validation Loss Does Not Decrease for 20 Consecutive Epochs)

การคืนค่าน้ำหนักที่ดีที่สุด (Restore Best Weights): True เก็บค่าน้ำหนักที่ให้ความสูญเสียในชุดตรวจสอบต่ำสุด (Keep Weights Giving Lowest Validation Loss)

การบันทึกจุดตรวจสอบแบบจำลอง (Model Checkpointing) บันทึกแบบจำลองที่ให้ความสูญเสียในชุดตรวจสอบต่ำสุดในแต่ละรอบการฝึกสอน (Save Model Giving Lowest Validation Loss Each Epoch) เพื่อให้สามารถกลับไปใช้แบบจำลองที่ดีที่สุดได้ (Return to Best Model)

3.5.1.3 เทคนิคการควบคุมความซับซ้อน (Regularization Techniques)

ดรอปเอาต์ (Dropout) เพิ่มชั้นดรอปเอาต์หลังชั้น Long Short-Term Memory หรือ Gated Recurrent Unit โดยใช้อัตราดรอปเอาต์ระหว่าง 0.2 ถึง 0.5 เพื่อวัตถุประสงค์ในการป้องกันการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting Prevention) โดยการปิดการทำงานของเซลล์ประสาทบางส่วนแบบสุ่มในระหว่างการฝึกสอน (Random Neuron Deactivation During Training)

การควบคุมความซับซ้อนแบบแอล-ทู (L2 Regularization) เพิ่มค่าการลงโทษสำหรับค่าน้ำหนักที่มีขนาดใหญ่ (Penalty for Large Weights) โดยมีสูตรดังนี้:

ความสูญเสียรวม = ความสูญเสียจากค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง + $\lambda \sum w^2_i$

โดยใช้ λ มีค่าระหว่าง 0.0001 ถึง 0.001

3.5.2 การปรับแต่งไฮเพอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning)

ใช้วิธีการค้นหาแบบตาราง (Grid Search) หรือการค้นหาแบบสุ่ม (Random Search) ในการค้นหาค่าไฮเพอร์พารามิเตอร์ที่มีความเหมาะสมที่สุด (Optimal Hyperparameters):

3.5.2.1 ไฮเพอร์พารามิเตอร์ที่ได้รับการทดลอง (Experimented Hyperparameters)

จำนวนหน่วย (Number of Units): 32, 64, 128

อัตราดรอปเอาต์ (Dropout Rate): 0.2, 0.3, 0.5

อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate): 0.0001, 0.001, 0.01

ขนาดแบตช์ (Batch Size): 16, 32, 64

ระยะเวลามองย้อนกลับ (Look-back Period): 6, 12, 18, 24 เดือน

จำนวนชั้น (Number of Layers): 1, 2 ชั้น สำหรับ Stacked Long Short-Term Memory

3.5.2.2 กลยุทธ์การตรวจสอบความถูกต้อง (Validation Strategy)

ใช้การตรวจสอบไขว้แบบอนุกรมเวลา (Time Series Cross-Validation) โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายพับตามเวลา (Multiple Time-based Folds) โดยแต่ละพับใช้ข้อมูลในอดีตสำหรับการฝึกสอนและข้อมูลในอนาคตสำหรับการตรวจสอบ เพื่อวัตถุประสงค์ในการจำลองสถานการณ์การพยากรณ์จริง (Simulate Real Forecasting Scenarios)

ตัวอย่าง สำหรับข้อมูล 48 เดือน:

พับที่ 1 (Fold 1): การฝึกสอนเดือนที่ 1-24, การตรวจสอบเดือนที่ 25-30

พับที่ 2 (Fold 2): การฝึกสอนเดือนที่ 1-30, การตรวจสอบเดือนที่ 31-36

พับที่ 3 (Fold 3): การฝึกสอนเดือนที่ 1-36, การตรวจสอบเดือนที่ 37-42

พับที่ 4 (Fold 4): การฝึกสอนเดือนที่ 1-42, การตรวจสอบเดือนที่ 43-48

คำนวณค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดในชุดตรวจสอบจากทุกพับ (Average Validation Error from All Folds) เพื่อเลือกชุดไฮเพอร์พารามิเตอร์ที่มีสมรรถนะดีที่สุด (Best Performing Hyperparameter Set)

3.5.3 การป้องกันการเรียนรู้มากเกินไปและการเรียนรู้น้อยเกินไป (Overfitting and Underfitting Prevention)

การตรวจจับการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting Detection)

สังเกตจากความสูญเสียในการฝึกสอนที่ลดลงอย่างต่อเนื่อง แต่ความสูญเสียในชุดตรวจสอบเริ่มเพิ่มขึ้น (Training Loss Continuously Decreases But Validation Loss Starts Increasing)

ความแตกต่างระหว่างความผิดพลาดในการฝึกสอนและความผิดพลาดในชุดตรวจสอบมีค่าสูง เช่น มากกว่า 20 เปอร์เซ็นต์ (High Difference Between Training and Validation Error)

วิธีแก้ไขการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting Solutions):

เพิ่มอัตราดรอปเอาต์ (Increase Dropout Rate)

เพิ่มการควบคุมความซับซ้อนแบบแอล-ทู (Increase L2 Regularization)

ลดจำนวนหน่วยหรือจำนวนชั้น (Reduce Number of Units or Layers)

เพิ่มข้อมูลฝึกสอนด้วยการเพิ่มข้อมูลเทียม (Increase Training Data with Data Augmentation)

ใช้การหยุดก่อนกำหนด (Use Early Stopping)

การตรวจจับการเรียนรู้น้อยเกินไป (Underfitting Detection)

ทั้งความสูญเสียในการฝึกสอนและความสูญเสียในชุดตรวจสอบมีค่าสูง (Both Training Loss and Validation Loss Are High)

แบบจำลองไม่มีความสามารถในการจับรูปแบบพื้นฐานของข้อมูล (Model Cannot Capture Basic Data Patterns)

วิธีแก้ไขการเรียนรู้น้อยเกินไป (Underfitting Solutions)

เพิ่มจำนวนหน่วยหรือจำนวนชั้น (Increase Number of Units or Layers)

ลดการควบคุมความซับซ้อน (Reduce Regularization)

เพิ่มจำนวนรอบการฝึกสอน (Increase Number of Epochs)

ใช้ระยะเวลามองย้อนกลับที่ยาวขึ้น (Use Longer Look-back Period)

เพิ่มคุณลักษณะเข้าไปในแบบจำลอง (Add Features to Model)

3.6 การประเมินสมรรถนะ (Performance Evaluation)

3.6.1 เกณฑ์การประเมิน (Evaluation criteria)

ประเมินสมรรถนะของแบบจำลองทั้งหมดด้วยดัชนีชี้วัดสมรรถนะของแบบจำลอง 5 ตัว ดังต่อไปนี้

3.6.1.1 ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE)

$$\boldsymbol{RMSE} = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right)\sum(\boldsymbol{y_i} - \hat{\boldsymbol{y}}_i)^2} \quad (3\text{-}11)$$

วัดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดในหน่วยเดียวกับข้อมูล (Measure Average Error in Same Unit as Data) ให้น้ำหนักมากกับความผิดพลาดขนาดใหญ่ (Give High Weight to Large Errors)

3.6.1.2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE)

$$\boldsymbol{MAE} = \frac{1}{n}\sum\left|\boldsymbol{y}_i - \hat{\boldsymbol{y}}_i\right| \quad (3\text{-}12)$$

วัดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดโดยสัมบูรณ์ (Measure Average Absolute Error) ไม่มีความไวต่อค่าผิดปกติเท่ากับค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Less Sensitive to Outliers than RMSE)

3.6.1.3 เปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

$$\boldsymbol{MAPE} = \frac{\boldsymbol{100}}{\boldsymbol{n}}\sum\frac{|\boldsymbol{y_i} - \hat{\boldsymbol{y}}_i|}{|\boldsymbol{y_i}|} \quad (3\text{-}13)$$

แสดงความผิดพลาดเป็นเปอร์เซ็นต์ (Show Error as Percentage) ไม่ขึ้นกับหน่วยของข้อมูล (Unit-independent) มีความเหมาะสมสำหรับการเปรียบเทียบข้ามชุดข้อมูล (Suitable for Cross-dataset Comparison)

3.6.1.4 เปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์แบบสมมาตร (Symmetric Mean Absolute Percentage Error: SMAPE)

$$\boldsymbol{SMAPE} = \frac{\boldsymbol{100}}{\boldsymbol{n}}\sum\frac{|\boldsymbol{y_i} - \hat{\boldsymbol{y}}_i|}{|\boldsymbol{y_i}| + |\hat{\boldsymbol{y}}_i|} \quad (3\text{-}14)$$

แก้ปัญหาความไม่สมมาตรของเปอร์เซ็นต์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Solve MAPE Asymmetry Problem) โดยใช้ค่าเฉลี่ยของค่าจริงและค่าพยากรณ์เป็นตัวหาร (Use Average of Actual and Forecast as Denominator)

3.6.1.5 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2)

$$\bar{\boldsymbol{R}}^{\boldsymbol{2}} = \boldsymbol{1} - \left[\frac{(\boldsymbol{1} - \boldsymbol{R}^{\boldsymbol{2}})(\boldsymbol{n} - \boldsymbol{1})}{\boldsymbol{n} - \boldsymbol{k} - \boldsymbol{1}}\right] \quad (3\text{-}15)$$

วัดสัดส่วนของความแปรปรวนที่แบบจำลองสามารถอธิบายได้ (Measure Proportion of Variance Model Can Explain) ค่าใกล้ 1 แสดงว่าแบบจำลองมีคุณภาพดี (Value Near 1 Indicates Good Model)

3.6.2 การเปรียบเทียบแบบจำลอง (Model Comparison)

3.6.2.1 การเปรียบเทียบภายในกลุ่ม (Within-group Comparison)

เปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองภายในกลุ่มแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ประกอบด้วย Long Short-Term Memory, Gated Recurrent Unit, Bidirectional Long Short-Term Memory, Stacked Long Short-Term Memory และ Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory และภายในกลุ่มแบบจำลองทางสถิติ ประกอบด้วย Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average, Exponential Smoothing และ Prophet เพื่อวัตถุประสงค์ในการระบุแบบจำลองที่มีสมรรถนะดีที่สุดในแต่ละกลุ่ม (Identify Best-performing Model in Each Group)

3.6.2.2 การเปรียบเทียบระหว่างกลุ่ม (Between-group Comparison)

เปรียบเทียบแบบจำลองที่มีสมรรถนะดีที่สุดจากกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกกับแบบจำลองที่มีสมรรถนะดีที่สุดจากกลุ่มทางสถิติ เพื่อตอบคำถามวิจัยว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกให้ผลลัพธ์ที่มีคุณภาพดีกว่าวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิมหรือไม่ (Whether Deep Learning Models Outperform Traditional Statistical Methods)

3.6.2.3 การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติ (Statistical Significance Testing)

ใช้การทดสอบดีโบลด์-มาริอาโน (Diebold-Mariano Test) เพื่อทดสอบว่าความแตกต่างของสมรรถนะระหว่างสองแบบจำลองมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ (Statistical Significance of Performance Difference)

สมมติฐานหลัก (H_0): ทั้งสองแบบจำลองมีความแม่นยำที่เท่าเทียมกัน (Both Models Have Equal Accuracy) สมมติฐานรอง (H_1): แบบจำลองหนึ่งมีความแม่นยำดีกว่าอีกแบบจำลองหนึ่ง (One Model Has Better Accuracy)

หากค่านัยสำคัญทางสถิติน้อยกว่า 0.05 ปฏิเสธสมมติฐานหลักและสรุปว่าความแตกต่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (Reject Null Hypothesis and Conclude Statistically Significant Difference)

3.7 การวิเคราะห์คุณภาพกำลังไฟฟ้าและความสัมพันธ์ (Power Quality and Relationship Analysis)

3.7.1 การวิเคราะห์ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า (Total Harmonic Distortion of Current Analysis)

3.7.1.1 การควบคุมกระบวนการทางสถิติ (Control Charts)

ใช้แผนภูมิควบคุม (Control Charts) ในการติดตามและวิเคราะห์ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า

แผนภูมิควบคุมรายบุคคล (Individual Control Chart: I-Chart):

เส้นกลาง (Center Line: CL) = ค่าเฉลี่ยของค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า

ขีดจำกัดควบคุมบน (Upper Control Limit: UCL) = CL + 3σ

ขีดจำกัดควบคุมล่าง (Lower Control Limit: LCL) = CL - 3σ หากมีค่าน้อยกว่า 0 ให้ LCL = 0

จุดข้อมูลที่อยู่นอกขีดจำกัดควบคุมบนแสดงว่ามีปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Problem) ที่จำเป็นต้องตรวจสอบและแก้ไข (Investigation and Correction Required)

3.7.1.2 การเปรียบเทียบกับมาตรฐาน IEEE 519-2014 (Comparison with IEEE 519-2014 Standard)

เปรียบเทียบค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้าที่วัดได้กับมาตรฐาน Institute of Electrical and Electronics Engineers 519-2014:

ระบบแรงดันต่ำ น้อยกว่า 69 กิโลโวลต์ (Low Voltage System < 69kV): ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า ≤ 5.0 เปอร์เซ็นต์

ฮาร์มอนิกส์แต่ละลำดับ (Individual Harmonics): ≤ 4.0 เปอร์เซ็นต์

คำนวณเปอร์เซ็นต์ของเวลาที่ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้าเกินมาตรฐาน (Percentage of Time Exceeding Standard)

เปอร์เซ็นต์การละเมิด = (จำนวนจุดที่ THDi > 5%) / (จำนวนจุดทั้งหมด) × 100

3.7.1.3 การวิเคราะห์ฮาร์มอนิกส์แต่ละลำดับ (Individual Harmonics Analysis)

วิเคราะห์องค์ประกอบฮาร์มอนิกส์แต่ละลำดับ (Individual Harmonic Components) โดยเฉพาะอย่างยิ่งลำดับที่ 3, 5, 7, 11, 13 ซึ่งมักมีค่าสูงในระบบที่มีอุปกรณ์

ขับเคลื่อนความถี่แปรผันและอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์กำลัง (Systems with VFD and Power Electronic Equipment)

ระบุลำดับฮาร์มอนิกส์ที่มีค่าสูงที่สุด (Identify Highest Harmonic Orders) เพื่อหาสาเหตุและวางแผนแก้ไข (Cause Identification and Correction Planning)

3.7.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ (Relationship Analysis)

3.7.2.1 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis)

วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้ากับตัวแปรอื่นๆ โดยใช้สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน (Pearson Correlation Coefficient):

$$r = Cov\frac{(X,Y)}{(\sigma_x \times \sigma_y)} \quad (3\text{-}16)$$

ตัวแปรที่ได้รับการวิเคราะห์ (Analyzed Variables)

ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า เทียบกับ การใช้พลังงาน (THDi vs. Energy Consumption)

ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า เทียบกับ ค่าตัวประกอบกำลัง (THDi vs. Power Factor)

ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า เทียบกับ คาร์บอนฟุตพริ้นท์ (THDi vs. Carbon Footprint)

ค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า เทียบกับ ปริมาณโหลดแบบไม่เป็นเชิงเส้น เช่น อุปกรณ์ขับเคลื่อนความถี่แปรผัน และระบบจ่ายไฟฟ้าสำรอง (THDi vs. Nonlinear Load Quantity)

3.7.2.2 การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)

สร้างแบบจำลองการถดถอย (Regression Model) เพื่อประมาณการสูญเสียพลังงานจากค่าความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิกส์รวมของกระแสไฟฟ้า (Energy Loss Estimation from THDi): การสูญเสียพลังงาน (เปอร์เซ็นต์) = $\beta_o + \beta_1 \times THDi + \beta_2 \times THDi^2 + \varepsilon$ (3-17)
ใช้การถดถอยพหุนาม (Polynomial Regression) เนื่องจากความสัมพันธ์อาจเป็นแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Relationship)

3.7.3 การระบุสาเหตุและข้อเสนอแนะ (Cause Identification and Recommendations)

วิเคราะห์สาเหตุของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในแต่ละสถานประกอบการ (Power Quality Problem Causes in Each Facility) โดยพิจารณาจาก

ประเภทและปริมาณของโหลดแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Load Types and Quantity)

การกระจายโหลดในแต่ละเฟส (Load Distribution in Each Phase)

การมีธนาคารตัวเก็บประจุและความเสี่ยงต่อการเกิดสั่นพ้อง (Capacitor Bank Presence and Resonance Risk)

โครงสร้างของระบบจำหน่ายไฟฟ้า (Electrical Distribution System Structure)

พัฒนาข้อเสนอแนะเชิงเทคนิค (Technical Recommendations) สำหรับการแก้ไขปัญหา เช่น:

การกระจายโหลดให้มีความสมดุล (Load Balancing)

การติดตั้งตัวกรองกำลังแอคทีฟหรือตัวกรองแบบพาสซีฟ (Active Power Filter or Passive Filter Installation)

การเปลี่ยนอุปกรณ์ขับเคลื่อนความถี่แปรผันเป็นแบบที่สร้างฮาร์มอนิกส์น้อย เช่น แบบ 12 พัลส์ หรือ 18 พัลส์ (Change VFD to Low-harmonic Types: 12-pulse or 18-pulse)

การปรับการตั้งค่าธนาคารตัวเก็บประจุหรือย้ายตำแหน่ง (Capacitor Bank Setting Adjustment or Relocation)

3.8 เครื่องมือและซอฟต์แวร์ที่ใช้ (Tools and Software Used)

3.8.1 ภาษาโปรแกรมและไลบรารี (Programming Language and Libraries)

Python 3.8 เวอร์ชันขึ้นไป (Python 3.8+): ภาษาหลักในการพัฒนาแบบจำลอง (Main Language for Model Development)

TensorFlow 2.x / Keras: สำหรับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (For Deep Learning Models)

Statsmodels: สำหรับแบบจำลอง Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

Prophet (fbprophet): สำหรับแบบจำลอง Prophet

NumPy, Pandas: สำหรับการจัดการข้อมูล (For Data Management)

Matplotlib, Seaborn: สำหรับการสร้างกราฟ (For Visualization)

Scikit-learn: สำหรับการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นและเมตริกส์การประเมิน (For Data Preprocessing and Evaluation Metrics)

3.8.2 เครื่องมือวัดคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Power Quality Measuring Instruments)

Fluke 435 Series II Power Quality Analyzer

Hioki PW3198 Power Quality Analyzer

Dranetz HDPQ Series

3.8.3 สภาพแวดล้อมการพัฒนา (Development Environment)

Jupyter Notebook: สำหรับการทดลองและการวิเคราะห์ (For Experimentation and Analysis)

Google Colab: สำหรับการฝึกสอนแบบจำลองที่ต้องการหน่วยประมวลผลกราฟิก (For GPU-required Model Training)

Git / GitHub: สำหรับการควบคุมเวอร์ชันของโค้ด (For Code Version Control)

บทที่ 4
ผลการดำเนินงาน

บทนี้นำเสนอผลการดำเนินงานวิจัยเรื่องการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพรินต์และการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าในภาคอุตสาหกรรมของประเทศไทย โดยใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เปรียบเทียบกับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม (Traditional Statistical Models) ผลการวิจัยครอบคลุมสถานประกอบการ 6 ประเภทที่มีลักษณะการใช้พลังงานและรูปแบบการปล่อยคาร์บอนที่แตกต่างกัน ได้แก่ สถานประกอบการผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน สถานประกอบการผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมสำหรับยานยนต์ สถานประกอบการผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบ (แห่งที่ 1) สถานประกอบการให้เช่าและลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ สถานประกอบการผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบ (แห่งที่ 2) และโรงพยาบาล

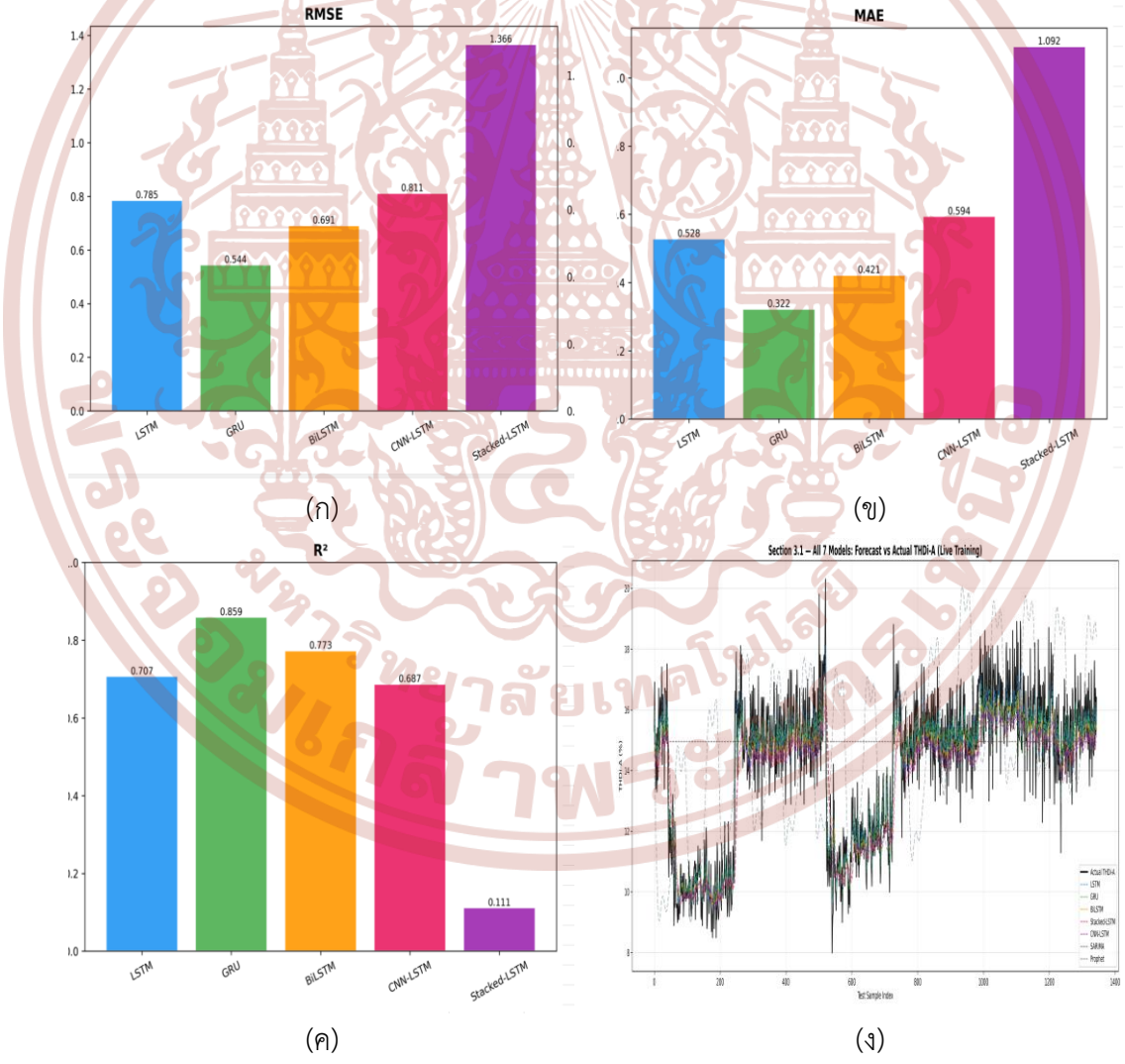
การนำเสนอผลการวิจัยในแต่ละสถานประกอบการจัดโครงสร้างตามวัตถุประสงค์การวิจัย 5 ประการ ประกอบด้วย การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 สถาปัตยกรรม ได้แก่ LSTM, GRU, BiLSTM, Stacked-LSTM และ CNN-LSTM กับแบบจำลองทางสถิติ 3 แบบ ได้แก่ SARIMA, Exponential Smoothing และ Prophet โดยใช้ตัวชี้วัด RMSE, MAE, MAPE และ R^2 การวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าโดยเฉพาะค่า Total Harmonic Distortion ในระบบไฟฟ้าสามเฟส เทียบกับมาตรฐาน IEEE 519-2022 พร้อมการวิเคราะห์ทางสถิติเชิงกระบวนการ (SPC) การระบุสาเหตุหลักของปัญหาคุณภาพไฟฟ้าและคาร์บอนฟุตพรินต์ที่เกินมาตรฐา ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพรินต์ทั้งในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาจากระบบไฟฟ้าสามเฟสที่บันทึกทุก 15 นาที โดยมีจำนวนจุดข้อมูลแตกต่างกันตามสถานประกอบการ ตั้งแต่ 2,107 จุดจนถึง 14,732 จุด การแบ่งข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบแบบจำลองใช้เงื่อนไขเดียวกันในทุกสถานประกอบการเพื่อให้สามารถเปรียบเทียบผลได้อย่างเป็นระบบ นอกจากนี้ยังมีการทดสอบข้ามชุดข้อมูล (Cross-validation) ด้วยข้อมูล THDi เพื่อยืนยันความทนทานของผลลัพธ์

ผลการวิจัยที่นำเสนอในบทนี้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกที่เหนือกว่าแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิมอย่างมีนัยสำคัญในการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพรินต์ของภาคอุตสาหกรรม ขณะเดียวกันยังเผยให้เห็นสถานการณ์คุณภาพไฟฟ้าที่เป็นปัญหาเชิงระบบในสถานประกอบการส่วนใหญ่ พร้อมทั้งนำเสนอกรอบนโยบายที่สนับสนุนการตัดสินใจลงทุนเพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว รายละเอียดของผลการวิจัยแต่ละสถานประกอบการมีดังต่อไปนี้

4.1 สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

4.1.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก และ แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม



ภาพที่ 4- 1 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

(ก) รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

(ข) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

(ค) สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

(ง) พยากรณ์เทียบกับผลลัพธ์จริง

ตารางที่ 4-1 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

ประเภทโมเดล	Type	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
GRU	Deep Learning	0.5443	0.3218	33.42	0.8589
BiLSTM	Deep Learning	0.6908	0.4214	48.01	0.7726
LSTM	Deep Learning	0.7847	0.5279	66.46	0.7067
CNN-LSTM	Deep Learning	0.8108	0.5936	70.32	0.6868
Stacked-LSTM	Deep Learning	1.3659	1.0917	124.99	0.1113
SARIMA	Traditional	2.8143	2.7227	465.18	-11.91
Exponential Smoothing	Traditional	3.2769	3.1687	542.17	-16.50
Prophet	Traditional	10.28	9.4849	1,628.68	-171.31

งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน โดยเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 สถาปัตยกรรม ได้แก่ GRU, BiLSTM, LSTM, CNN-LSTM และ Stacked-LSTM กับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม 3 แบบ ได้แก่ SARIMA, Exponential Smoothing และ Prophet โดยใช้เมตริกการประเมิน RMSE, MAE, MAPE และ R^2 ผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 4-1

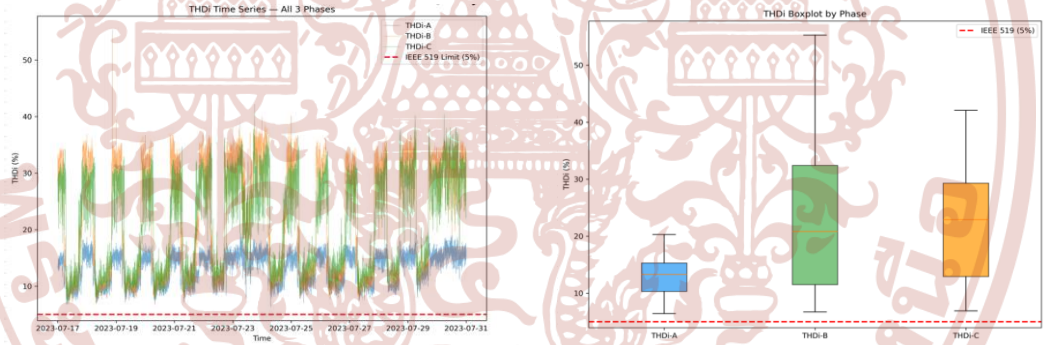
ผลการทดสอบพบว่า GRU มีประสิทธิภาพสูงสุดในกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึก (RMSE = 0.5443, MAE = 0.3218, MAPE = 33.42%, R^2 = 0.8589) สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ 85.9% ตามมาด้วย BiLSTM (RMSE = 0.6908, R^2 = 0.7726) และ LSTM (RMSE = 0.7847, R^2 = 0.7067) ตามลำดับ ค่าเฉลี่ย RMSE ของกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกทั้ง 5 แบบเท่ากับ 0.8393 และมีค่า R^2 เฉลี่ย 0.6273 บ่งชี้ว่าแบบจำลองกลุ่มนี้จับรูปแบบอนุกรมเวลาของการปล่อยคาร์บอนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

อย่างไรก็ตาม Stacked-LSTM แสดงประสิทธิภาพต่ำที่สุดในกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึก (RMSE = 1.3659, R^2 = 0.1113) โดยมีค่า RMSE สูงกว่า GRU ถึง 151.1% ซึ่งอาจเกิดจากความซับซ้อนของสถาปัตยกรรมแบบหลายชั้นที่ทำให้เกิดปัญหา overfitting กับชุดข้อมูลขนาดนี้

แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิมทั้ง 3 แบบให้ผลลัพธ์ด้อยกว่ากลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกอย่างมีนัยสำคัญในทุกเมตริก SARIMA มีค่า RMSE = 2.8143 และ R^2 = -11.91 Exponential Smoothing มี RMSE = 3.2769 และ R^2 = -16.50 ส่วน Prophet มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดในทุกแบบจำลอง (RMSE = 10.28, R^2 = -171.31) ค่า R^2 ที่ติดลบอย่างรุนแรงในแบบจำลองทั้งสามบ่งชี้ว่าไม่สามารถจับพฤติกรรมอนุกรมเวลาของข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในบริบทอุตสาหกรรมนี้ได้ดีกว่าการใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลเป็นตัวพยากรณ์

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกลุ่ม GRU มีค่า RMSE ดีกว่า SARIMA ถึง 80.67% และดีกว่า Prophet ถึง 94.70% ผลการศึกษาสรุปได้ว่าสถาปัตยกรรม GRU มีความเหมาะสมสูงสุดสำหรับการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทนี้ โดยมีความสมดุลที่ดีระหว่างความแม่นยำและความซับซ้อนของแบบจำลอง สอดคล้องกับงานวิจัยที่ระบุว่า GRU มีประสิทธิภาพเทียบเท่า LSTM ในข้อมูลอนุกรมเวลาระยะสั้นถึงปานกลาง

4.1.2 วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้า



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 2 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

(ก) กราฟอนุกรมเวลา (Time Series Plot) พฤติกรรม ของความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิก (THDi) ที่เกิดขึ้นจริงตามช่วงเวลา (Trend & Seasonality)

(ข) แผนภาพกล่อง (Box Plot) การกระจายตัว ของค่า THDi ในแต่ละเฟส (A, B, C)

ตารางที่ 4-2 การประเมินการปฏิบัติตามข้อกำหนดในแต่ละขั้นตอน สถานประกอบการประเภทผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

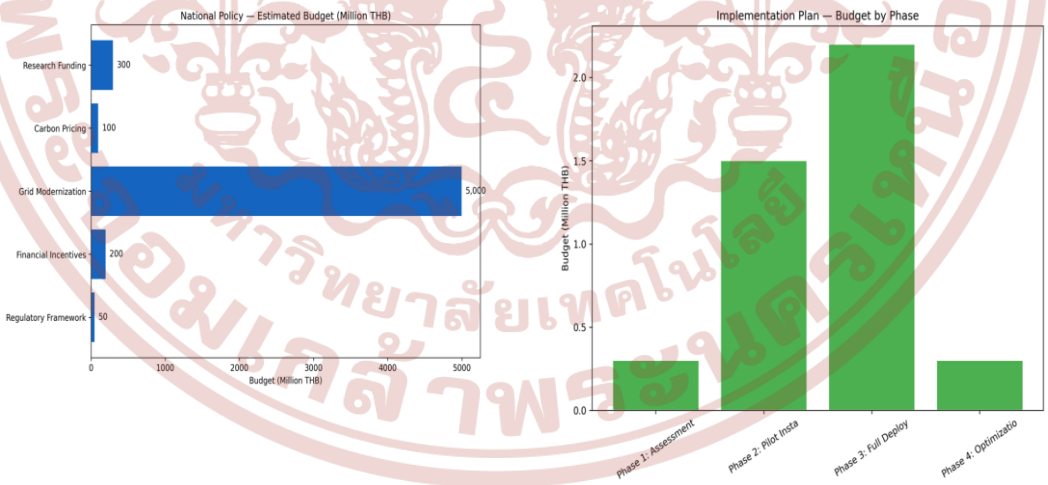
Phase	N	Mean(%)	Std(%)	Min(%)	Max(%)	N_Exceed	Pct Exceed(%)	IEEE Limit(%)
THDi-A	6719	12.89	2.7702	6.4000	20.30	6719	100.00	5
THDi-B	6719	21.83	10.26	6.7000	55.30	6719	100.00	5
THDi-C	6719	21.44	8.3627	6.9000	42.10	6719	100.00	5

งานวิจัยนี้วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าผ่านค่า THDi จากข้อมูลอนุกรมเวลา 6,719 จุด บันทึกทุก 15 นาที ประเมินตามมาตรฐาน IEEE 519-2022 ที่กำหนดขีดจำกัด THDi สูงสุด 5% สำหรับระบบต่ำกว่า 1 kV

จากตาราง Phase-Level Compliance Assessment พบว่าทุกเฟสมีสถานะ "EXCEED" โดย THDi-A มีค่าเฉลี่ย 12.89% (Std = 2.7702%, Min = 6.4000%, Max = 20.30%) THDi-B มีค่าเฉลี่ยสูงสุดที่ 21.83% (Std = 10.26%, Min = 6.7000%, Max = 55.30%) และ THDi-C มีค่าเฉลี่ย 21.44% (Std = 8.3627%, Min = 6.9000%, Max = 42.10%) สิ่งสำคัญคือค่า Min ของทุกเฟส (6.40-6.90%) ล้วนเกินขีดจำกัด IEEE 5% ส่งผลให้จำนวนจุดที่เกิน (N_Exceed) เท่ากับ 6,719 จาก 6,719 จุด (Pct_Exceed = 100.00%) ทุกเฟส รวมทั้งระบบ 20,157 จาก 20,157 จุด (100%) ยืนยันปัญหาฮาร์มอนิกเชิงระบบ

การวิเคราะห์เชิงเวลาพบว่าช่วงเวลาทำงาน (08:00–17:00) มี THDi เฉลี่ยรวมสามเฟส 12.89% ขณะที่ช่วงกลางคืน (21:00–06:00) มี THDi เฉลี่ย 24.75% สูงกว่าช่วงทำงานถึง 1.92 เท่า ทั้งสองช่วงเกินมาตรฐาน IEEE 519 (5%) อย่างมีนัยสำคัญ ดังแสดงในภาพที่ 4-2 และตารางที่ 4-2

4.1.3 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 3 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

(ก) นโยบายระดับชาติงบประมาณโดยประมาณ (ล้านบาท) งบประมาณส่วนใหญ่ควรถูกนำไปลงทุน

(ข) แผนการดำเนินงานงบประมาณแยกตามแต่ละระยะ จะมีการเบิกจ่ายงบประมาณอย่างไรในแต่ละระยะ

ตารางที่ 4-3 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือน

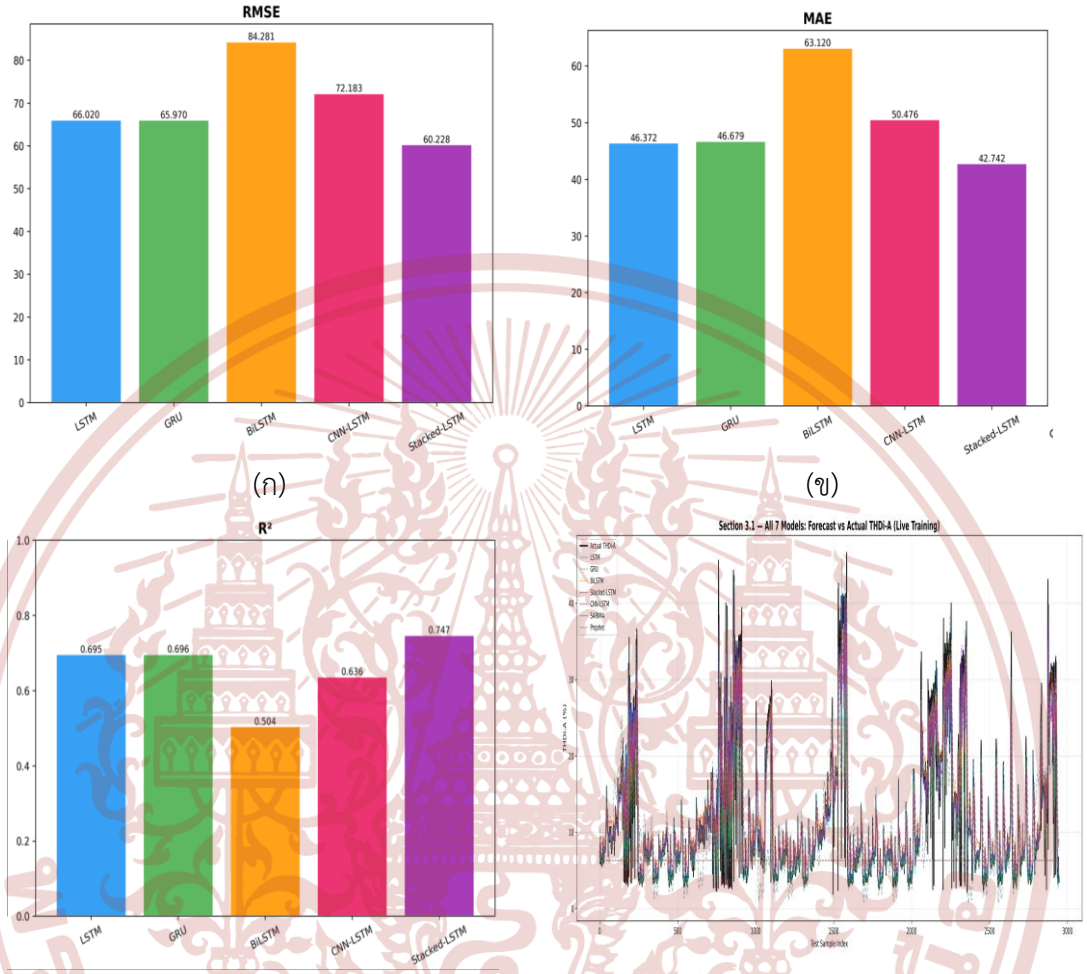
ขอบเขตนโยบาย	คำแนะนำ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
มาตรฐานคุณภาพไฟฟ้า	กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่ามาตรฐาน IEEE 519	ทันที	วิศวกรรม	สูง
ลำดับความสำคัญในการลงทุน	จัดสรรงบประมาณสำหรับการลดผลกระทบจากคลื่นฮาร์มอนิกในแผนการลงทุน (CAPEX)	งบประมาณปีงบประมาณ 2026	การเงิน	สูง
ระบบตรวจสอบ	ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์	ไตรมาสที่ 2 ปี 2026	ไอที/วิศวกรรม	สูง
โปรแกรมฝึกอบรม	ฝึกอบรมพนักงานไฟฟ้าทุกคนเกี่ยวกับปัญหาฮาร์มอนิก	ไตรมาสที่ 1-2 ปี 2026	ฝ่ายทรัพยากรบุคคล/วิศวกรรม	ปานกลาง
ระเบียบปฏิบัติการบำรุงรักษา	ควรรวมการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าไว้ในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน	ไตรมาสที่ 1 ปี 2026	การซ่อมบำรุง	ปานกลาง

จากประสบการณ์ของผู้วิจัยเสนอแผนดำเนินงานควรแบ่งเป็น 4 ระยะ 12 เดือน งบประมาณรวม 4.3 ล้านบาท ได้แก่ การประเมิน (0.3 ล้านบาท) การติดตั้งนำร่อง (1.5 ล้านบาท) การขยายผลเต็มรูปแบบ (2.2 ล้านบาท) และการปรับแต่งเพื่อประสิทธิภาพสูงสุด (0.3 ล้านบาท)

ในระดับชาติ งบประมาณรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุมกรอบกำกับดูแล (50 ล้านบาท) สิ่งจูงใจทางภาษี (200 ล้านบาท) การยกระดับโครงข่ายไฟฟ้า (5,000 ล้านบาท) การบูรณาการกลไกราคาคาร์บอน (100 ล้านบาท) และการสนับสนุนงานวิจัย (300 ล้านบาท) เป้าหมาย 5 ปี ได้แก่ อุตสาหกรรมปฏิบัติตาม 90% ประหยัดพลังงาน 2,000 GWh ลด CO_2 1,000,000 ตัน และดึงดูดการลงทุน 20,000 ล้านบาท ครอบคลุมอุตสาหกรรม 30% 60% 85% และ 95% ในปีที่ 1-5 ตามลำดับ การบริหารความเสี่ยงครอบคลุม 17 รายการ ทั้งด้านเทคนิค ปฏิบัติการ และการเงิน พร้อมแผนรองรับเพื่อสร้างความยั่งยืนของการดำเนินงานดังแสดงในภาพที่ 4-3 และตารางที่ 4-3

4.2 สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์

4.2.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก และ แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม



ภาพที่ 4- 4 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์

(ก) รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

(ข) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

(ค) สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

(ง) พยากรณ์เทียบกับผลลัพธ์จริง

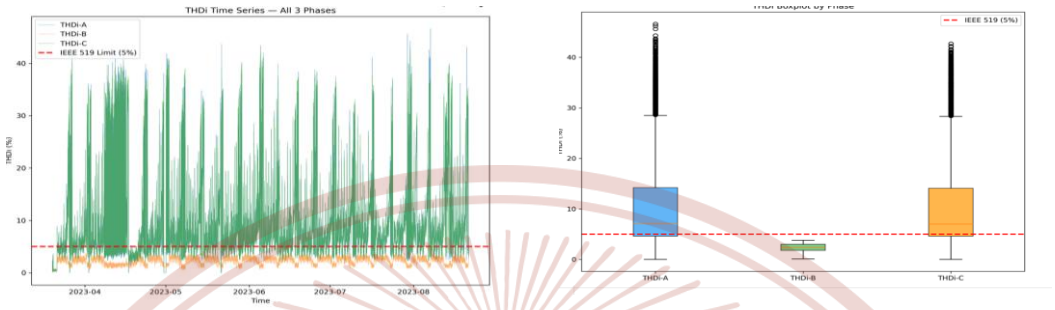
ตารางที่ 4- 4 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์

ประเภทโมเดล	Type	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
Stacked-LSTM	Deep Learning	60.23	42.74	23.63	0.7466
GRU	Deep Learning	65.97	46.68	24.90	0.6959
LSTM	Deep Learning	66.02	46.37	24.85	0.6955
CNN-LSTM	Deep Learning	72.18	50.48	30.60	0.6360
BiLSTM	Deep Learning	84.28	63.12	36.84	0.5037
SARIMA	Traditional	115.06	100.63	74.19	0.0179
Exponential Smoothing	Traditional	164.96	133.26	52.82	-1.0189
Prophet	Traditional	3,642.32	3,097.49	2,327.95	-983.21

งานวิจัยประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนในโรงงานอุตสาหกรรม เปรียบเทียบแบบจำลอง Deep Learning 5 สถาปัตยกรรม (LSTM, GRU, BiLSTM, Stacked-LSTM, CNN-LSTM) กับแบบจำลองสถิติ 3 แบบ (SARIMA, Exponential Smoothing, Prophet) ภายใต้การแบ่งข้อมูลเดียวกัน

Stacked-LSTM ให้ผลดีที่สุด (RMSE = 60.2281, MAE = 42.7421, R^2 = 0.7466) ตามด้วย BiLSTM (RMSE = 65.9700, R^2 = 0.6959) และ GRU (RMSE = 66.0197) ค่าเฉลี่ย R^2 ของกลุ่ม Deep Learning อยู่ที่ 0.6555 อธิบายความแปรปรวนได้ประมาณ 65.6% ขณะที่แบบจำลองสถิติทั้งหมดถูกจัดว่า "ล้มเหลว" โดย Prophet ให้ค่า R^2 ติดลบถึง -983.21 LSTM เหนือกว่า SARIMA (แบบจำลองสถิติที่ดีที่สุด) 47.65% ในค่า RMSE และ 57.53% ในค่า MAE

4.2.2 วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้า



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 5 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์

(ก) กราฟอนุกรมเวลา (Time Series Plot) พฤติกรรม ของความผิดเพี้ยนฮาร์มอนิก (THDi) ที่เกิดขึ้นจริงตามช่วงเวลา (Trend & Seasonality)

(ข) แผนภาพกล่อง (Box Plot) การกระจายตัว ของค่า THDi ในแต่ละเฟส (A, B, C)

ตารางที่ 4- 5 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่น ๆ สำหรับยานยนต์

Phase	N	Mean(%)	Std(%)	Min(%)	Max(%)	N Exceed	Pct Exceed(%)	IEEE Limit(%)
THDi-A	14732	11.15	9.3263	0.0000	46.60	10214	69.33	5
THDi-B	14732	2.3507	0.7080	0.0900	3.8000	0	0.0000	5
THDi-C	14732	11.23	9.5815	0.0000	42.70	10217	69.35	5

งานวิจัยนี้วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าผ่านค่าความเพี้ยนฮาร์มอนิกรวมของกระแส (THDi) จากข้อมูลอนุกรมเวลา 14,732 จุด บันทึกทุก 15 นาที ประเมินตามมาตรฐาน IEEE 519-2022 ที่กำหนดขีดจำกัด 5% สำหรับระบบต่ำกว่า 1 kV

จากตาราง Phase-Level Compliance Assessment พบคุณลักษณะที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนระหว่างเฟส โดย THDi-A มีค่าเฉลี่ย 11.15% (Std = 9.3263%, Min = 0.0000%, Max = 46.60%) ขณะที่ THDi-B มีค่าเฉลี่ยต่ำเพียง 2.3507% (Std = 0.7080%, Min = 0.0900%, Max = 3.8000%) ซึ่งอยู่ภายในขีดจำกัด IEEE และ THDi-C มีค่าเฉลี่ย 11.23% (Std = 9.5815%, Max = 42.70%) จำนวนจุดที่เกิน (N_Exceed) คือ เฟส A = 10,214 จุด (69.33%) เฟส B = 0 จุด (0.00%) และเฟส C = 10,217 จุด (69.35%) รวมทั้งระบบ 20,431 จาก 44,196 จุด (46.2%) ความแตกต่างสะท้อนปัญหาฮาร์มอนิกแบบไม่สมดุลระหว่างเฟส (Phase Imbalance)

การวิเคราะห์เชิงเวลาพบความแตกต่างอย่างชัดเจนระหว่างช่วงเวลา โดยช่วงเวลาทำงาน (08:00–17:00) มี THDi เฉลี่ยรวมสามเฟส 6.13% ขณะที่ช่วงกลางคืน (21:00–06:00) มี THDi เฉลี่ย 9.08% สูงกว่าช่วงทำงาน 1.48 เท่า และพบว่าช่วงเวลา 05:00–08:00 มี THDi สูงสุดเฉลี่ย 11.68% สูงกว่าช่วงทำงานถึง 1.91 เท่า ทั้งนี้ เฟส A และเฟส C เกินมาตรฐาน IEEE 519 (5%) คิดเป็น 42.2% และ 85.5% ของเวลาในช่วงทำงานและช่วงกลางคืนตามลำดับ ในขณะที่เฟส B มีค่า THDi เฉลี่ยเพียง 2.35% อยู่ภายในมาตรฐานตลอดช่วงเวลา สะท้อนปัญหาฮาร์มอนิกแบบไม่สมดุลระหว่างเฟส (Phase Imbalance) ที่มีนัยสำคัญ ดังแสดงในภาพที่ 4-5 และตารางที่ 4-5

4.2.3 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ



(ก) (ข)

ภาพที่ 4-6 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆสำหรับยานยนต์

(ก) นโยบายระดับชาติงบประมาณโดยประมาณ (ล้านบาท) งบประมาณส่วนใหญ่ควรถูกนำไปลงทุน

(ข) แผนการดำเนินงานงบประมาณแยกตามแต่ละระยะ จะมีการเบิกจ่ายงบประมาณอย่างไรในแต่ละระยะ

ตารางที่ 4-6 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตชิ้นส่วนและอุปกรณ์เสริมอื่นๆ สำหรับยานยนต์

ขอบเขตนโยบาย	ข้อเสนอแนะ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
มาตรฐานคุณภาพไฟฟ้า	กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่ามาตรฐาน IEEE 519	ทันที	วิศวกรรม	สูง
ลำดับความสำคัญในการลงทุน	จัดสรรงบประมาณสำหรับการลดผลกระทบจากคลื่นฮาร์มอนิกในแผนการลงทุน (CAPEX)	งบประมาณปีงบประมาณ 2026	การเงิน	สูง
ระบบตรวจสอบ	ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์	ไตรมาสที่ 2 ปี 2026	ไอที/วิศวกรรม	สูง
โปรแกรมฝึกอบรม	ฝึกอบรมพนักงานไฟฟ้าทุกคนเกี่ยวกับปัญหาฮาร์มอนิก	ไตรมาสที่ 1-2 ปี 2026	ฝ่ายทรัพยากรบุคคล/วิศวกรรม	ปานกลาง
ระเบียบปฏิบัติการบำรุงรักษา	ควรรวมการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าไว้ในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน	ไตรมาสที่ 1 ปี 2026	การซ่อมบำรุง	ปานกลาง

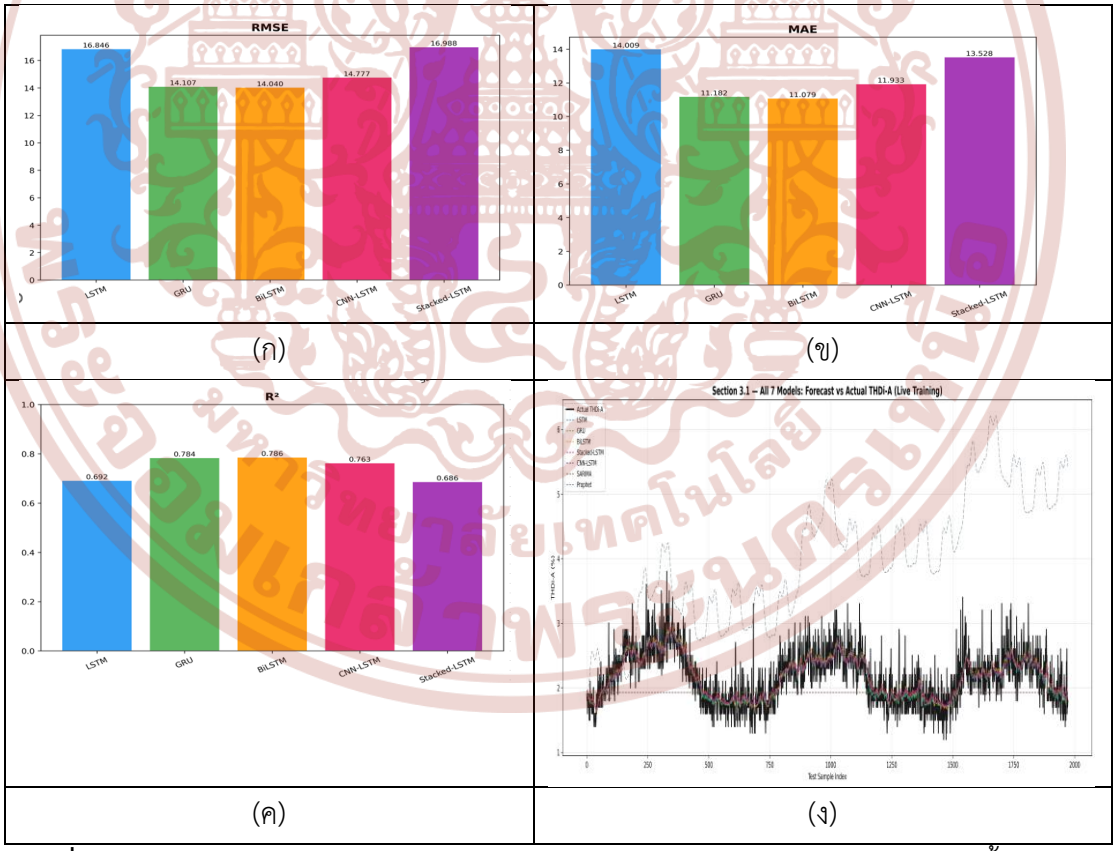
งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบนโยบายหลายระดับครอบคลุมองค์กร อุตสาหกรรม และระดับชาติ ประกอบด้วยนโยบายองค์กร 5 ด้าน นโยบายระดับชาติ 5 ด้าน ตัวชี้วัดหลัก (KPI) 6 ตัว และปัจจัยเสี่ยง 17 รายการ

จากตาราง Organizational Policies นโยบายระดับองค์กรครอบคลุม 5 ด้าน ได้แก่ (1) Power Quality Standards: กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่า IEEE 519 ดำเนินการทันที รับผิดชอบโดยฝ่ายวิศวกรรม ระดับความสำคัญสูง (2) Investment Priority: จัดสรรงบประมาณลดฮาร์มอนิกในแผน CAPEX ปีงบประมาณ 2026 โดยฝ่ายการเงิน ความสำคัญสูง (3) Monitoring Systems: ติดตั้งระบบติดตามคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์ ไตรมาส 2/2026 โดยฝ่าย IT/วิศวกรรม ความสำคัญสูง (4) Training Programs: ฝึกอบรมบุคลากรไฟฟ้า ไตรมาส 1-2/2026 ความสำคัญปานกลาง และ (5) Maintenance Protocols: บูรณาการการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน ไตรมาส 1/2026 ความสำคัญปานกลาง

แผนดำเนินงาน 4 ระยะ 12 เดือน งบรวม 4.3 ล้านบาท ได้แก่ การประเมิน 0.3 ล้านบาท การติดตั้งนำร่อง 1.5 ล้านบาท การขยายผลเต็มรูปแบบ 2.2 ล้านบาท และการปรับแต่ง 0.3 ล้านบาท ในระดับชาติ งบรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุม Regulatory Framework (50 ล้านบาท) Financial Incentives (200 ล้านบาท) Grid Modernization (5,000 ล้านบาท) Carbon Pricing (100 ล้านบาท) และ Research Funding (300 ล้านบาท) เป้าหมาย 5 ปี ครอบคลุมอุตสาหกรรม 30%, 60%, 85% และ 95% ประหยัดพลังงาน 2,000 GWh ลด CO_2 1,000,000 ตัน และดึงดูดการลงทุน 20,000 ล้านบาท ดังแสดงในภาพที่ 4-6 และตารางที่ 4-6

4.3 สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและน้ำมันทาไม้

4.3.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก และ แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม



(ก) (ข)

(ค) (ง)

ภาพที่ 4- 7 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้

(ก) รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

(ข) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

(ค) สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

(ง) พยากรณ์เทียบกับผลลัพธ์จริง

ตารางที่ 4- 7 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้

ประเภทโมเดล	Type	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
BiLSTM	Deep Learning	14.04	11.08	6.0316	0.7858
GRU	Deep Learning	14.11	11.18	6.2252	0.7838
CNN-LSTM	Deep Learning	14.78	11.93	6.5553	0.7628
LSTM	Deep Learning	16.85	14.01	7.6100	0.6917
Stacked-LSTM	Deep Learning	16.99	13.53	7.3714	0.6865
Exponential Smoothing	Traditional	30.10	24.86	13.29	-0.2257
SARIMA	Traditional	33.56	26.66	13.86	-0.5234
Prophet	Traditional	92.77	77.30	46.18	-10.64

งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบ โดยเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 สถาปัตยกรรม ได้แก่ BiLSTM, GRU, CNN-LSTM, LSTM และ Stacked-LSTM กับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม 3 แบบ ได้แก่ Exponential Smoothing, SARIMA และ Prophet โดยใช้เมตริกการประเมิน RMSE, MAE, MAPE และ R^2 ภายใต้การแบ่งข้อมูลชุดเดียวกันเพื่อความเป็นธรรม ผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 4-7

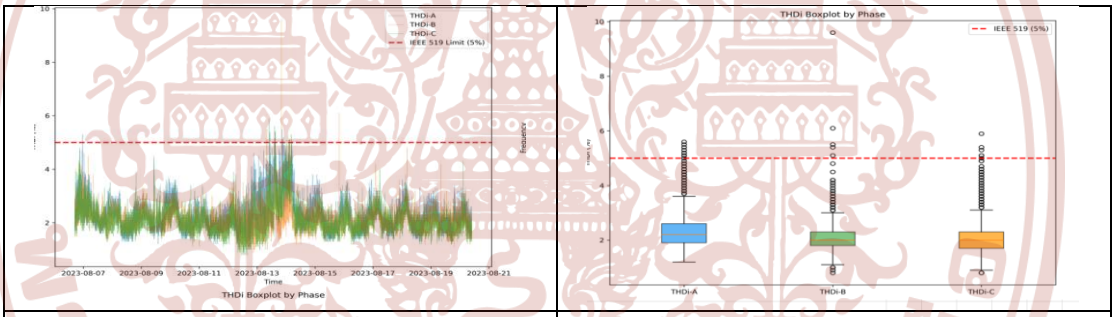
ผลการทดสอบพบว่า BiLSTM มีประสิทธิภาพสูงสุดในกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึก (RMSE = 14.04, MAE = 11.08, MAPE = 6.03%, R^2 = 0.7858) สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ 78.6% ตามมาด้วย GRU (RMSE = 14.11, R^2 = 0.7838) ซึ่งมีความแตกต่างจาก BiLSTM เพียง 0.50% และ CNN-LSTM (RMSE = 14.78, R^2 = 0.7628) ตามลำดับ บ่งชี้ว่าทั้งสามแบบจำลองนี้มีระดับประสิทธิภาพใกล้เคียงกันและเหมาะสมสำหรับข้อมูลประเภทนี้

แบบจำลอง LSTM และ Stacked-LSTM แสดงประสิทธิภาพต่ำกว่าสามอันดับแรกในกลุ่มเดียวกัน โดย LSTM มี RMSE = 16.85 และ R^2 = 0.6917 ส่วน Stacked-LSTM มี RMSE = 16.99 และ R^2 = 0.6865 ซึ่งสูงกว่า BiLSTM ถึง 21.01% และ 21.01% ตามลำดับ อย่างไรก็ตามทั้งสองยังคงอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ประมาณ 69% ค่าเฉลี่ย RMSE ของกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกทั้ง 5 แบบเท่ากับ 15.354 และมีค่า R^2 เฉลี่ย 0.7421

แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิมทั้ง 3 แบบให้ผลลัพธ์ด้อยกว่ากลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกอย่างมีนัยสำคัญ Exponential Smoothing มีค่า RMSE = 30.10 และ R^2 = −0.2257 SARIMA มี RMSE = 33.56 และ R^2 = −0.5234 ส่วน Prophet มีประสิทธิภาพต่ำที่สุด (RMSE = 92.77, R^2 = −10.64) ค่า R^2 ที่ติดลบในทุกแบบจำลองบ่งชี้ว่าไม่สามารถจับรูปแบบอนุกรมเวลาของข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในบริบทนี้ได้ดีกว่าการใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลเป็นตัวพยากรณ์

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกลุ่ม BiLSTM มีค่า RMSE ดีกว่า Exponential Smoothing ถึง 53.36% ดีกว่า SARIMA ถึง 58.16% และดีกว่า Prophet ถึง 84.87% ผลการศึกษาสรุปได้ว่าสถาปัตยกรรม BiLSTM มีความเหมาะสมสูงสุดสำหรับการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทนี้ โดย GRU และ CNN-LSTM เป็นทางเลือกที่ใกล้เคียงกันและมีความซับซ้อนในการคำนวณต่ำกว่า

4.3.2 วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้า



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 8 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้

(ก) แผนภูมิควบคุมทางสถิติ (Statistical Process Control Chart) ความผันผวนตามปกติ (Common Cause) และความผิดปกติที่ต้องหาสาเหตุ (Special Cause)

(ข) ผลกระทบ: การสูญเสียพลังงานและค่าใช้จ่าย ปัญหานั้นสร้างความเสียหายเท่าใด การแปลงค่าความผิดปกติทางวิศวกรรม

ตารางที่ 4- 8 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้

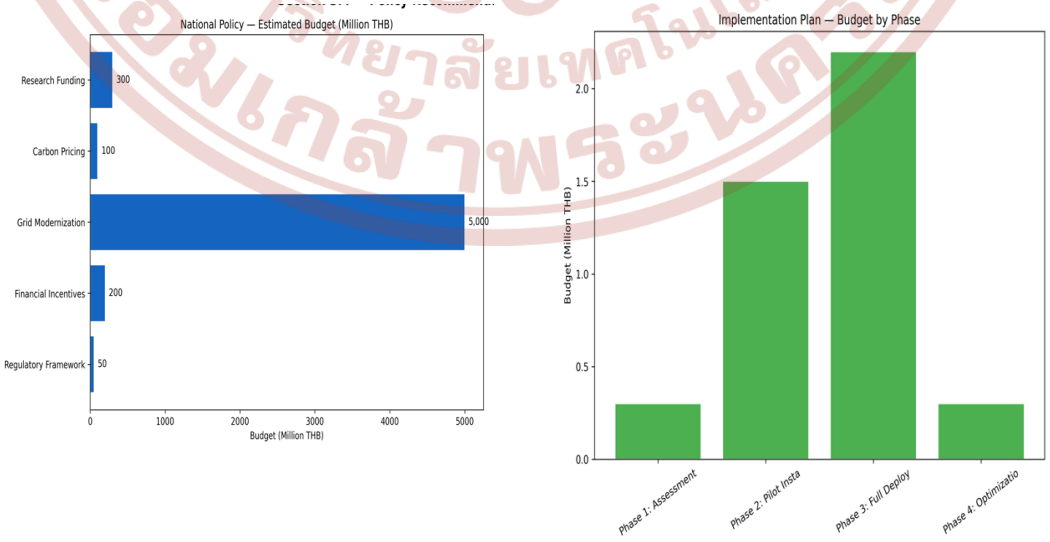
Phase	N	Mean(%)	Std(%)	Min(%)	Max(%)	N Exceed	Pct Exceed(%)	IEEE Limit(%)
THDi-A	9865	2.2995	0.5870	1.2000	5.6000	17	0.1723	5
THDi-B	9865	2.0719	0.4237	0.8000	9.6000	5	0.0507	5
THDi-C	9865	2.0798	0.5187	0.8000	5.9000	6	0.0608	5

งานวิจัยนี้วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าผ่านค่าความเพี้ยนฮาร์มอนิกรวมของกระแส (THDi) จากข้อมูลอนุกรมเวลา 9,865 จุด บันทึกทุก 15 นาที ประเมินตามมาตรฐาน IEEE 519-2022 ที่กำหนดขีดจำกัด 5% สำหรับระบบต่ำกว่า 1 kV

จากตาราง Phase-Level Compliance Assessment พบว่า THDi-A มีค่าเฉลี่ย 2.2995% (Std = 0.5870%, Min = 1.2000%, Max = 5.6000%) THDi-B มีค่าเฉลี่ย 2.0719% (Std = 0.4237%, Min = 0.8000%, Max = 9.6000%) และ THDi-C มีค่าเฉลี่ย 2.0798% (Std = 0.5187%, Min = 0.8000%, Max = 5.9000%) ค่าเฉลี่ยทุกเฟสอยู่ต่ำกว่าขีดจำกัด IEEE 5% อย่างชัดเจน แม้ค่าสูงสุดของบางเฟสจะเกินเกณฑ์เป็นครั้งคราว โดยจำนวนจุดที่เกิน (N_Exceed) คือ เฟส A = 17 จุด (0.1723%) เฟส B = 5 จุด (0.0507%) และเฟส C = 6 จุด (0.0608%) รวมทั้งระบบ 28 จาก 29,595 จุด (0.1%) แสดงให้เห็นว่าปัญหาฮาร์มอนิกเป็นเหตุการณ์ชั่วคราวไม่ใช่เชิงระบบ

การวิเคราะห์เชิงเวลาพบว่าช่วงเวลาทำงาน (08:00–17:00) มี THDi เฉลี่ยรวมสามเฟส 1.97% ขณะที่ช่วงกลางคืน (21:00–06:00) มี THDi เฉลี่ย 2.38% สูงกว่าช่วงทำงาน 1.21 เท่า โดยทั้งสองช่วงอยู่ภายในมาตรฐาน IEEE 519 (5%) ค่าเฉลี่ยรวมทั้งชุดข้อมูลอยู่ที่ 2.15% และพบจุดที่เกินมาตรฐานเพียง 0.1–0.3% ของเวลาทั้งหมด การทดสอบความสัมพันธ์พบค่า Pearson r ระหว่างเฟสอยู่ในระดับปานกลาง (r = 0.43–0.55, p < 0.001) ยืนยันว่าแหล่งฮาร์มอนิกมีผลต่อทุกเฟสในระดับที่ใกล้เคียงกัน สถานประกอบการนี้มีคุณภาพไฟฟ้าอยู่ในเกณฑ์ดี ไม่จำเป็นต้องแก้ไขเร่งด่วน ดังแสดงในภาพที่ 4-8 และตารางที่ 4-8

4.3.3 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 9 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้

(ก) นโยบายระดับชาติงบประมาณโดยประมาณ (ล้านบาท) งบประมาณส่วนใหญ่ควรถูกนำไปลงทุน

(ข) แผนการดำเนินงานงบประมาณแยกตามแต่ละระยะ จะมีการเบิกจ่ายงบประมาณอย่างไรในแต่ละระยะ

ตารางที่ 4- 9 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้

ขอบเขตนโยบาย	คำแนะนำ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
มาตรฐานคุณภาพไฟฟ้า	กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่ามาตรฐาน IEEE 519	ทันที	วิศวกรรม	สูง
ลำดับความสำคัญในการลงทุน	จัดสรรงบประมาณสำหรับการลดผลกระทบจากคลื่นฮาร์มอนิกในแผนการลงทุน (CAPEX)	งบประมาณปีงบประมาณ 2026	การเงิน	สูง
ระบบตรวจสอบ	ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์	ไตรมาสที่ 2 ปี 2026	ไอที/วิศวกรรม	สูง
โปรแกรมฝึกอบรม	ฝึกอบรมพนักงานไฟฟ้าทุกคนเกี่ยวกับปัญหาฮาร์มอนิก	ไตรมาสที่ 1-2 ปี 2026	ฝ่ายทรัพยากรบุคคล/วิศวกรรม	ปานกลาง
ระเบียบปฏิบัติการบำรุงรักษา	ควรรวมการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าไว้ในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน	ไตรมาสที่ 1 ปี 2026	การซ่อมบำรุง	ปานกลาง

งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบนโยบายหลายระดับครอบคลุมองค์กร อุตสาหกรรม และระดับชาติ อ้างอิงหลักฐานเชิงปริมาณจากชุดข้อมูลวิจัย ประกอบด้วยนโยบายองค์กร 5 ด้าน นโยบายระดับชาติ 5 ด้าน ตัวชี้วัดหลัก (KPI) 6 ตัว และปัจจัยเสี่ยง 17 รายการ

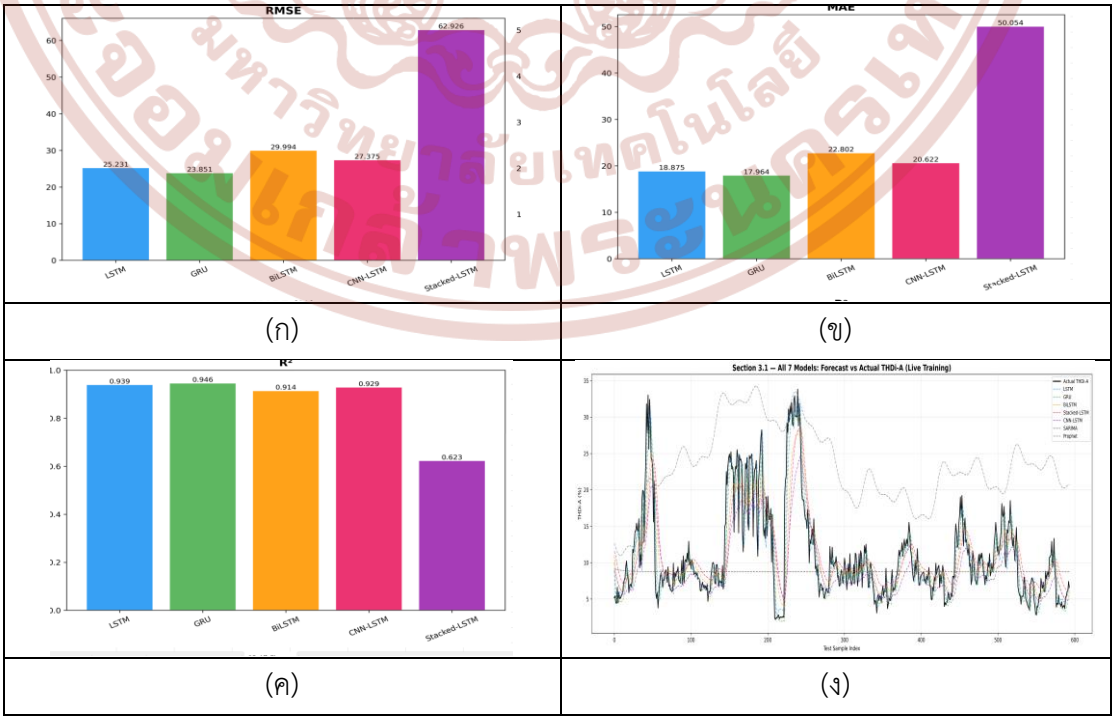
จากตาราง Organizational Policies นโยบายระดับองค์กรครอบคลุม 5 ด้าน ได้แก่ (1) Power Quality Standards: กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่า IEEE 519 ดำเนินการทันที โดยฝ่ายวิศวกรรม ความสำคัญสูง (2) Investment Priority: จัดสรรงบประมาณลดฮาร์มอนิก

ในแผน CAPEX ปีงบประมาณ 2026 โดยฝ่ายการเงิน ความสำคัญสูง (3) Monitoring Systems: ติดตั้งระบบติดตามคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์ ไตรมาส 2/2026 โดยฝ่าย IT/วิศวกรรม ความสำคัญสูง (4) Training Programs: ฝึกอบรมบุคลากรไฟฟ้า ไตรมาส 1-2/2026 โดยฝ่าย HR/วิศวกรรม ความสำคัญปานกลาง และ (5) Maintenance Protocols: บูรณาการการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน ไตรมาส 1/2026 ความสำคัญปานกลาง

แผนดำเนินงาน 4 ระยะ 12 เดือน งบรวม 4.3 ล้านบาท ได้แก่ การประเมิน 0.3 ล้านบาท การติดตั้งนำร่อง 1.5 ล้านบาท การขยายผลเต็มรูปแบบ 2.2 ล้านบาท และการปรับแต่ง 0.3 ล้านบาท ในระดับชาติ งบรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุม Regulatory Framework (50 ล้านบาท) Financial Incentives (200 ล้านบาท) Grid Modernization (5,000 ล้านบาท) Carbon Pricing (100 ล้านบาท) และ Research Funding (300 ล้านบาท) เป้าหมาย 5 ปี ครอบคลุมอุตสาหกรรม 30%, 60%, 85% และ 95% ประหยัดพลังงาน 2,000 GWh ลด CO_2 1,000,000 ตัน และดึงดูดการลงทุน 20,000 ล้านบาท การบริหารความเสี่ยง 17 รายการครอบคลุมด้านเทคนิค ปฏิบัติการ และการเงิน พร้อมแผนรองรับเพื่อสร้างความยั่งยืน ดังแสดงในภาพที่ 4-9 และตารางที่ 4-9

4.4 สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

4.4.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก และ แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม



(ก) (ข)

(ค) (ง)

ภาพที่ 4- 10 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

(ก) รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

(ข) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

(ค) สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

(ง) พยากรณ์เทียบกับผลลัพธ์จริง

ตารางที่ 4- 10 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

ประเภทโมเดล	Type	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
GRU	Deep Learning	23.85	17.96	13.96	0.9458
LSTM	Deep Learning	25.23	18.88	12.13	0.9394
CNN-LSTM	Deep Learning	27.37	20.62	15.20	0.9287
BiLSTM	Deep Learning	29.99	22.80	17.23	0.9143
Exponential Smoothing	Traditional	34.70	27.55	10.35	-0.1044
SARIMA	Traditional	35.60	27.87	10.56	-0.1620
Stacked-LSTM	Deep Learning	62.93	50.05	95.14	0.6230
Prophet	Traditional	303.38	250.36	88.02	-83.41

งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทให้เช่าและลีสซิ่งเครื่องจักร โดยเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 สถาปัตยกรรม ได้แก่ GRU, LSTM, CNN-LSTM, BiLSTM และ Stacked-LSTM กับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม 3 แบบ ได้แก่ Exponential Smoothing, SARIMA และ Prophet โดยใช้เมตริกการประเมิน RMSE, MAE, MAPE และ R^2 ภายใต้การแบ่งข้อมูลชุดเดียวกัน ผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 4-10

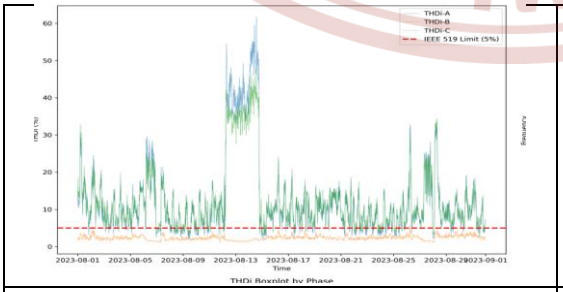
ผลการทดสอบพบว่า GRU มีประสิทธิภาพสูงสุดในกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึก (RMSE = 23.85, MAE = 17.96, MAPE = 13.96%, R^2 = 0.9458) สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้สูงถึง 94.6% ตามมาด้วย LSTM (RMSE = 25.23, R^2 = 0.9394) ซึ่งมีความแตกต่างจาก GRU เพียง 5.79% และ CNN-LSTM (RMSE = 27.37, R^2 = 0.9287) บ่งชี้ว่าทั้งสามแบบจำลองนี้มีความแม่นยำสูงและเหมาะสมสำหรับข้อมูลชุดนี้

BiLSTM มีประสิทธิภาพอันดับสี่ (RMSE = 29.99, R^2 = 0.9143) ยังคงอธิบายความแปรปรวนได้ 91.4% ขณะที่ Stacked-LSTM แสดงประสิทธิภาพต่ำที่สุดในกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกอย่างเด่นชัด (RMSE = 62.93, MAPE = 95.14%, R^2 = 0.6230) โดยมีค่า RMSE สูงกว่า GRU ถึง 163.8% และมีค่า MAPE สูงถึง 95.14% สะท้อนว่าสถาปัตยกรรมแบบหลายชั้นซ้อนกันไม่เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลของสถานประกอบการประเภทนี้ เมื่อพิจารณาเฉพาะ GRU, LSTM, CNN-LSTM และ BiLSTM ค่า R^2 เฉลี่ยอยู่ที่ 0.9321

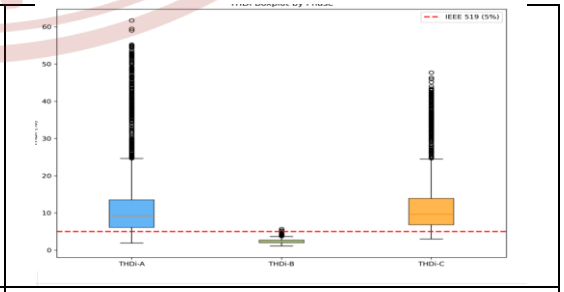
แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิมทั้ง 3 แบบให้ผลลัพธ์ด้อยกว่ากลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกอย่างมีนัยสำคัญ Exponential Smoothing มีค่า RMSE = 34.70 และ R^2 = −0.1044 SARIMA มี RMSE = 35.60 และ R^2 = −0.1620 ส่วน Prophet มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดในทุกแบบจำลอง (RMSE = 303.38, R^2 = −83.41) ค่า R^2 ที่ติดลบในทั้งสามบ่งชี้ว่าไม่สามารถจับรูปแบบอนุกรมเวลาของข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในบริบทนี้ได้ดีกว่าการใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลเป็นตัวพยากรณ์

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกลุ่ม GRU มีค่า RMSE ดีกว่า Exponential Smoothing ถึง 31.27% ดีกว่า SARIMA ถึง 33.01% และดีกว่า Prophet ถึง 92.14% ผลการศึกษาสรุปได้ว่าสถาปัตยกรรม GRU มีความเหมาะสมสูงสุดสำหรับการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทนี้ โดย LSTM และ CNN-LSTM เป็นทางเลือกที่ใกล้เคียงกัน ในขณะที่ควรหลีกเลี่ยงการใช้ Stacked-LSTM กับข้อมูลที่มีลักษณะดังกล่าว

4.4.2 วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้า



(ก)



(ข)

ภาพที่ 4- 11 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

(ก) แผนภูมิควบคุมทางสถิติ (Statistical Process Control Chart) ความผันผวนตามปกติ (Common Cause) และความผิดปกติที่ต้องหาสาเหตุ (Special Cause)

(ข) ผลกระทบ: การสูญเสียพลังงานและค่าใช้จ่าย ปัญหานั้นสร้างความเสียหายเท่าใด การแปลงค่าความผิดปกติทางวิศวกรรม

ตารางที่ 4- 11 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

Phase	N	Mean(%)	Std(%)	Min(%)	Max(%)	N Exceed	Pct Exceed(%)	IEEE Limit(%)
THDi-A	2969	12.44	10.60	1.9000	61.70	2461	82.89	5
THDi-B	2969	2.3672	0.5956	1.1000	5.7000	4	0.1347	5
THDi-C	2969	12.31	8.7420	3.0000	47.70	2686	90.47	5

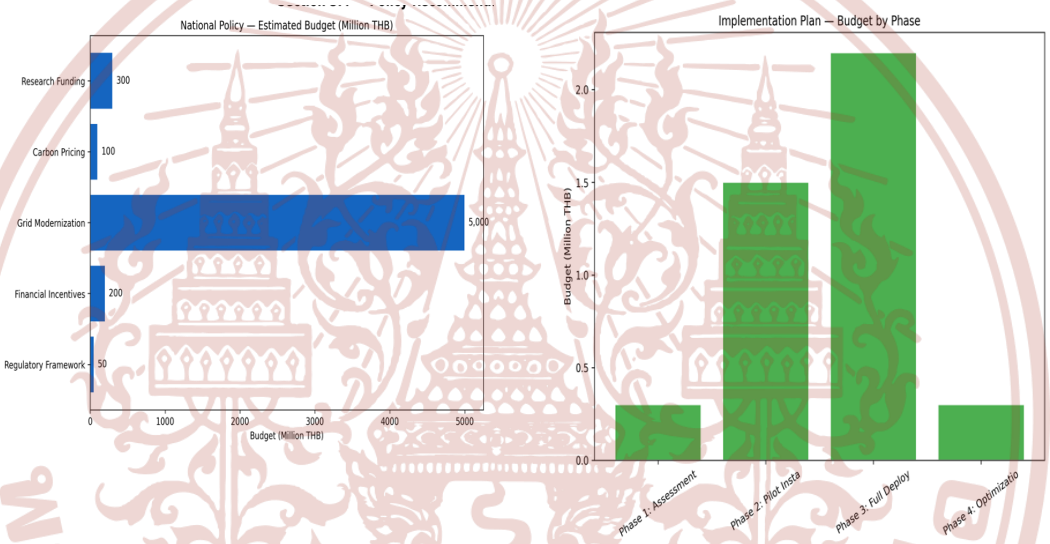
งานวิจัยนี้วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าผ่านค่าความเพี้ยนฮาร์มอนิกรวมของกระแส (THDi) จากข้อมูลอนุกรมเวลา 2,969 จุด บันทึกทุก 15 นาที ประเมินตามมาตรฐาน IEEE 519-2022 ที่กำหนดขีดจำกัด 5% สำหรับระบบต่ำกว่า 1 kV

จากตาราง Phase-Level Compliance Assessment พบว่า THDi-A มีค่าเฉลี่ย 12.44% (Std = 10.60%, Min = 1.9000%, Max = 61.70%) สถานะ "EXCEED" ขณะที่ THDi-B มีค่าเฉลี่ยเพียง 2.3672% (Std = 0.5956%, Min = 1.1000%, Max = 5.7000%) สถานะ "OK" และ THDi-C มีค่าเฉลี่ย 12.31% (Std = 8.7420%, Min = 3.0000%, Max = 47.70%) สถานะ "EXCEED" จำนวนจุดที่เกิน (N_Exceed) คือ เฟส A = 2,461 จุด (82.89%) เฟส B = 4 จุด (0.1347%) และเฟส C = 2,686 จุด (90.47%) รวมทั้งระบบ 5,151 จาก 8,907 จุด (57.8%) ความแตกต่างที่ชัดเจนระหว่างเฟส B กับเฟส A และ C สะท้อนปัญหาฮาร์มอนิกแบบไม่สมดุลอย่างรุนแรง (Severe Phase Imbalance)

การวิเคราะห์เชิงเวลาพบว่าช่วงเวลาทำงาน (08:00–17:00) มี THDi เฉลี่ยรวมสามเฟส 9.35% ขณะที่ช่วงกลางคืน (21:00–06:00) มี THDi เฉลี่ย 8.16% ต่ำกว่าช่วงทำงาน 0.87 เท่า และพบว่าช่วง 05:00–08:00 มี THDi สูงสุดเฉลี่ย 11.19% สูงกว่าช่วงทำงาน 1.20 เท่า ทั้งสองช่วงเกินมาตรฐาน IEEE 519 (5%) อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฟส A และเฟส C เกินมาตรฐานคิดเป็น 84.9% และ 76.9% ของเวลาในช่วงทำงานและช่วงกลางคืนตามลำดับ ในขณะที่เฟส B มีค่า THDi เฉลี่ยเพียง

2.37% อยู่ภายในมาตรฐานตลอดเวลา การทดสอบความสัมพันธ์พบ Pearson r = 0.9871 ระหว่าง THDi-A กับ THDi-C (สหสัมพันธ์บวกสูงมาก) แต่ r = −0.1532 ระหว่าง A กับ B และ r = −0.1380 ระหว่าง B กับ C (สหสัมพันธ์ลบอ่อน, p < 0.001 ทุกคู่) ยืนยันว่าเฟส A และ C มีแหล่งฮาร์มอนิกร่วมกัน ขณะที่เฟส B มีลักษณะเป็นอิสระ จำเป็นต้องปรับสมดุลโหลดเร่งด่วน ดังแสดงในภาพที่ 4-11 และตารางที่ 4-11

4.4.3 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 12 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่งเครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

(ก) นโยบายระดับชาติงบประมาณโดยประมาณ (ล้านบาท) งบประมาณส่วนใหญ่ควรถูกนำไปลงทุน

(ข) แผนการดำเนินงานงบประมาณแยกตามแต่ละระยะ จะมีการเบิกจ่ายงบประมาณอย่างไรในแต่ละระยะ

ตารางที่ 4- 12 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ให้เช่าและการให้เช่าแบบลีสซิ่ง เครื่องจักรอุปกรณ์ และสินค้าที่จับต้องได้อื่นๆซึ่งมิได้จัดประเภทไว้ในที่อื่น

ขอบเขตนโยบาย	คำแนะนำ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
มาตรฐานคุณภาพไฟฟ้า	กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่ามาตรฐาน IEEE 519	ทันที	วิศวกรรม	สูง
ลำดับความสำคัญในการลงทุน	จัดสรรงบประมาณสำหรับการลดผลกระทบจากคลื่นฮาร์มอนิกในแผนการลงทุน (CAPEX)	งบประมาณปีงบประมาณ 2026	การเงิน	สูง
ระบบตรวจสอบ	ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์	ไตรมาสที่ 2 ปี 2026	ไอที/วิศวกรรม	สูง
โปรแกรมฝึกอบรม	ฝึกอบรมพนักงานไฟฟ้าทุกคนเกี่ยวกับปัญหาฮาร์มอนิก	ไตรมาสที่ 1-2 ปี 2026	ฝ่ายทรัพยากรบุคคล/วิศวกรรม	ปานกลาง
ระเบียบปฏิบัติการบำรุงรักษา	ควรรวมการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าไว้ในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน	ไตรมาสที่ 1 ปี 2026	การซ่อมบำรุง	ปานกลาง

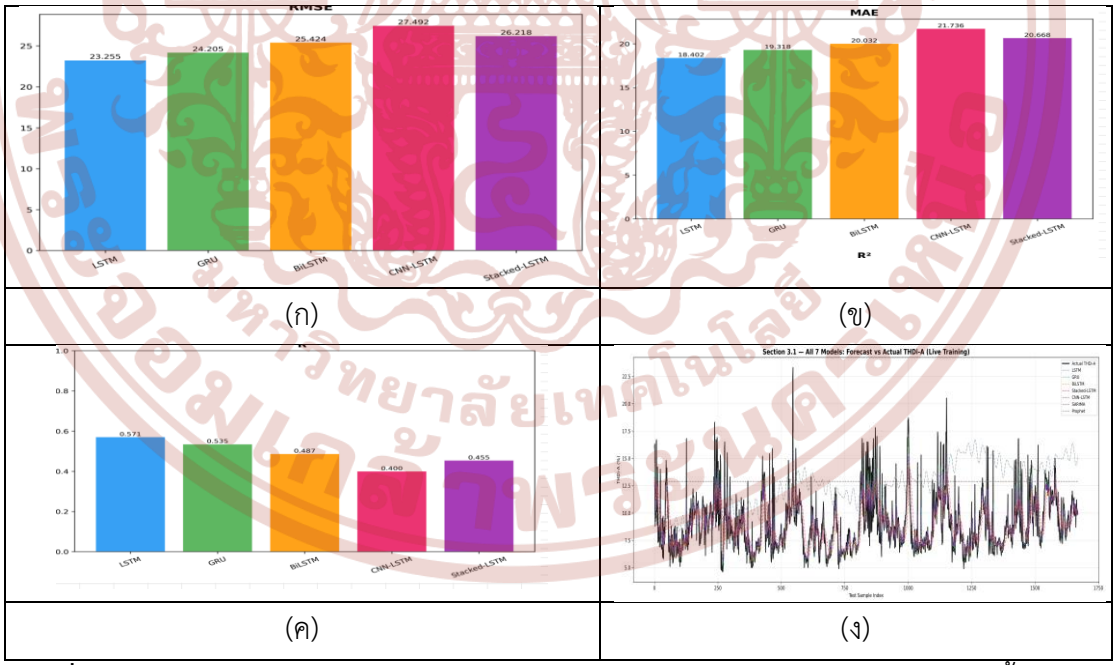
งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบนโยบายหลายระดับครอบคลุมองค์กร อุตสาหกรรม และระดับชาติ อ้างอิงหลักฐานเชิงปริมาณจากชุดข้อมูลวิจัย ประกอบด้วยนโยบายองค์กร 5 ด้าน นโยบายระดับชาติ 5 ด้าน ตัวชี้วัดหลัก (KPI) 6 ตัว และปัจจัยเสี่ยง 17 รายการ

จากตาราง Organizational Policies นโยบายระดับองค์กรครอบคลุม 5 ด้าน ได้แก่ (1) Power Quality Standards: กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่า IEEE 519 ดำเนินการทันที โดยฝ่ายวิศวกรรม ความสำคัญสูง (2) Investment Priority: จัดสรรงบประมาณลดฮาร์มอนิกในแผน CAPEX ปีงบประมาณ 2026 โดยฝ่ายการเงิน ความสำคัญสูง (3) Monitoring Systems: ติดตั้งระบบติดตามคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์ ไตรมาส 2/2026 โดยฝ่าย IT/วิศวกรรม ความสำคัญสูง (4) Training Programs: ฝึกอบรมบุคลากรไฟฟ้า ไตรมาส 1-2/2026 โดยฝ่าย HR/วิศวกรรม ความสำคัญปานกลาง และ (5) Maintenance Protocols: บูรณาการการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน ไตรมาส 1/2026 ความสำคัญปานกลาง

จากประสบการณ์ของผู้วิจัย ผู้วิจัยเสนอแผนดำเนินงาน 4 ระยะ 12 เดือน งบรวม 4.3 ล้านบาท ได้แก่ การประเมิน 0.3 ล้านบาท การติดตั้งนำร่อง 1.5 ล้านบาท การขยายผลเต็มรูปแบบ 2.2 ล้านบาท และการปรับแต่ง 0.3 ล้านบาท ในระดับชาติ งบรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุม Regulatory Framework (50 ล้านบาท) Financial Incentives (200 ล้านบาท) Grid Modernization (5,000 ล้านบาท) Carbon Pricing (100 ล้านบาท) และ Research Funding (300 ล้านบาท) เป้าหมาย 5 ปี ครอบคลุมอุตสาหกรรม 30%, 60%, 85% และ 95% ประหยัดพลังงาน 2,000 GWh ลด CO_2 1,000,000 ตัน และดึงดูดการลงทุน 20,000 ล้านบาท การบริหารความเสี่ยง 17 รายการครอบคลุมด้านเทคนิค ปฏิบัติการ และการเงิน พร้อมแผนรองรับเพื่อสร้างความยั่งยืน ดังแสดงในภาพที่ 4-12 และตารางที่ 4-12

4.5 สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

4.5.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก และ แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม



(ก) (ข)

(ค) (ง)

ภาพที่ 4- 13 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

(ก) รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

(ข) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

(ค) สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

(ง) พยากรณ์เทียบกับผลลัพธ์จริง

ตารางที่ 4- 13 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

ประเภทโมเดล	Type	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
LSTM	Deep Learning	23.25	18.40	10.09	0.5709
GRU	Deep Learning	24.20	19.32	10.58	0.5351
BiLSTM	Deep Learning	25.42	20.03	10.82	0.4871
Stacked-LSTM	Deep Learning	26.22	20.67	11.37	0.4545
CNN-LSTM	Deep Learning	27.49	21.74	11.99	0.4002
SARIMA	Traditional	36.14	28.62	17.56	-0.1115
Exponential Smoothing	Traditional	55.72	44.81	28.34	-1.6428
Prophet	Traditional	461.14	381.53	211.87	-180.00

งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบ (แห่งที่ 2) โดยเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 สถาปัตยกรรม ได้แก่ LSTM, GRU, BiLSTM, Stacked-LSTM และ CNN-LSTM กับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม 3 แบบ ได้แก่ SARIMA, Exponential Smoothing และ Prophet โดยใช้เมตริกการประเมิน RMSE, MAE, MAPE และ R^2 ภายใต้การแบ่งข้อมูลชุดเดียวกัน ผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 4-13

ผลการทดสอบพบว่า LSTM มีประสิทธิภาพสูงสุดในกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึก (RMSE = 23.25, MAE = 18.40, MAPE = 10.09%, R^2 = 0.5709) สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ 57.1% ตามมาด้วย GRU (RMSE = 24.20, R^2 = 0.5351) ซึ่งมีความแตกต่างจาก LSTM เพียง 4.09% และ BiLSTM (RMSE = 25.42, R^2 = 0.4871) แบบจำลองที่เหลือในกลุ่มนี้ ได้แก่ Stacked-LSTM (RMSE = 26.22, R^2 = 0.4545) และ CNN-LSTM (RMSE = 27.49, R^2 = 0.4002) มีประสิทธิภาพต่ำกว่าอย่างต่อเนื่อง โดย CNN-LSTM มีค่า RMSE สูงกว่า LSTM ถึง 18.24%

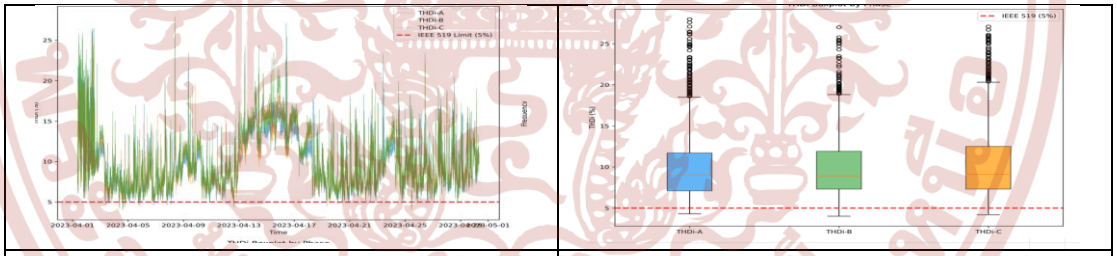
ข้อสังเกตสำคัญสำหรับสถานประกอบการแห่งนี้คือค่า R^2 ของกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกมีค่าเฉลี่ยเพียง 0.4896 ซึ่งต่ำกว่าสถานประกอบการอื่นในการศึกษานี้ บ่งชี้ว่าแบบจำลองทุกรูปแบบ

สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้เพียงประมาณ 49.0% โดยเฉลี่ย ทั้งนี้อาจเกิดจากลักษณะข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของสถานประกอบการประเภทนี้ที่มีความผันผวนสูงและรูปแบบไม่เชิงเส้นที่ซับซ้อนกว่า ซึ่งต้องการการวิเคราะห์เพิ่มเติมในอนาคต

แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิมทั้ง 3 แบบให้ผลลัพธ์ด้อยกว่ากลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกอย่างมีนัยสำคัญ SARIMA มีค่า RMSE = 36.14 และ R^2 = −0.1115 Exponential Smoothing มี RMSE = 55.72 และ R^2 = −1.6428 ส่วน Prophet มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดในทุกแบบจำลอง (RMSE = 461.14, R^2 = −180.00) ค่า R^2 ที่ติดลบอย่างรุนแรงในทั้งสามบ่งชี้ว่าไม่สามารถจับรูปแบบอนุกรมเวลาของข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในบริบทนี้ได้แม้แต่ในระดับพื้นฐาน

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกลุ่ม LSTM มีค่า RMSE ดีกว่า SARIMA ถึง 35.67% ดีกว่า Exponential Smoothing ถึง 58.28% และดีกว่า Prophet ถึง 94.96% แม้ค่า R^2 ของ LSTM จะอยู่ในระดับปานกลาง (0.5709) แต่ยังคงดีกว่าแบบจำลองทางสถิติอย่างชัดเจน ผลการศึกษาสรุปได้ว่า LSTM มีความเหมาะสมสูงสุดในบรรดาแบบจำลองที่ทดสอบ โดย GRU เป็นทางเลือกที่ใกล้เคียงกันสำหรับสถานประกอบการประเภทนี้

4.5.2 วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้า



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 14 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิติ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

(ก) แผนภูมิควบคุมทางสถิติ (Statistical Process Control Chart) ความผันผวนตามปกติ (Common Cause) และความผิดปกติที่ต้องหาสาเหตุ (Special Cause)

(ข) ผลกระทบ: การสูญเสียพลังงานและค่าใช้จ่าย ปัญหานั้นสร้างความเสียหายเท่าใด การแปลงค่าความผิดปกติทางวิศวกรรม

ตารางที่ 4- 14 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

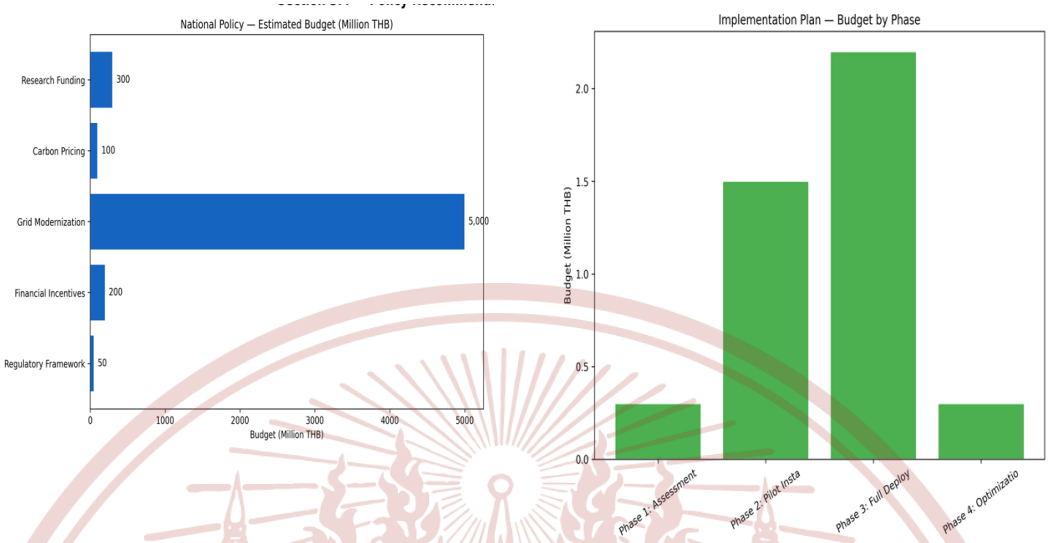
Phase	N	Mean (%)	Std (%)	Min (%)	Max (%)	N_Exceed	Pct_Exceed (%)	IEEE_Limit (%)
THDi-A	8350	9.6886	3.2772	4.3000	28.00	8281	99.17	5
THDi-B	8350	9.8168	3.2358	4.0000	27.00	8303	99.44	5
THDi-C	8350	10.13	3.5352	4.2000	27.10	8321	99.65	5

งานวิจัยนี้วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าผ่านค่าความเพี้ยนฮาร์มอนิกรวมของกระแส (THDi) จากข้อมูลอนุกรมเวลา 8,350 จุด บันทึกทุก 15 นาที ประเมินตามมาตรฐาน IEEE 519-2022 ที่กำหนดขีดจำกัด THDi สูงสุด 5% สำหรับระบบต่ำกว่า 1 kV

จากตาราง Phase-Level Compliance Assessment พบว่า THDi-A มีค่าเฉลี่ย 9.6886% (Std = 3.2772%, Min = 4.3000%, Max = 28.00%) THDi-B มีค่าเฉลี่ย 9.8168% (Std = 3.2358%, Min = 4.0000%, Max = 27.00%) และ THDi-C มีค่าเฉลี่ย 10.13% (Std = 3.5352%, Min = 4.2000%, Max = 27.10%) ค่าเฉลี่ยทุกเฟสเกินขีดจำกัด IEEE 5% ประมาณ 2 เท่า จำนวนจุดที่เกิน (N_Exceed) คือ เฟส A = 8,281 จุด (99.17%) เฟส B = 8,303 จุด (99.44%) และเฟส C = 8,321 จุด (99.65%) รวมทั้งระบบ 24,905 จาก 25,050 จุด (99.4%) สะท้อนปัญหาฮาร์มอนิกเชิงระบบที่รุนแรงและต่อเนื่อง

การวิเคราะห์เชิงเวลาพบว่าช่วงเวลาทำงาน (08:00–17:00) มี THDi เฉลี่ยรวมสามเฟส 9.86% ขณะที่ช่วงกลางคืน (21:00–06:00) มี THDi เฉลี่ย 10.05% ใกล้เคียงกันมาก (1.02 เท่า) สะท้อนว่าระบบไฟฟ้าของสถานประกอบการนี้มีฮาร์มอนิกสูงอย่างต่อเนื่องตลอด 24 ชั่วโมง ทั้งสองช่วงเกินมาตรฐาน IEEE 519 (5%) อย่างรุนแรง โดยทุกเฟสเกินมาตรฐาน 99.0–99.9% ของเวลาทั้งหมด ค่าสูงสุดพบในช่วง 00:00–02:00 ที่ THDi เฉลี่ย 11.19% โดยเฟส B และ C เกินมาตรฐาน 100% ของเวลาในช่วงนั้น การทดสอบความสัมพันธ์พบ Pearson r = 0.927–0.945 ระหว่างทุกคู่เฟส ($p < 0.001$) ค่าสหสัมพันธ์สูงเกือบเท่ากันทุกคู่ ยืนยันว่าแหล่งฮาร์มอนิกเป็นแบบ Common-mode ส่งผลต่อทั้งสามเฟสพร้อมกันในลักษณะสมมาตร จำเป็นต้องแก้ไขที่ระดับระบบจ่ายไฟหลัก ดังแสดงในภาพที่ 4-14 และตารางที่ 4-14

4.5.3 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 15 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

(ก) นโยบายระดับชาติงบประมาณโดยประมาณ (ล้านบาท) งบประมาณส่วนใหญ่ควรถูกนำไปลงทุน

(ข) แผนการดำเนินงานงบประมาณแยกตามแต่ละระยะ จะมีการเบิกจ่ายงบประมาณอย่างไรในแต่ละระยะ?

ตารางที่ 4- 15 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท ผลิตสีน้ำมันชักเงาและสารเคลือบประเภทเดียวกันและ น้ำมันทาไม้ (แห่งที่ 2)

ขอบเขตนโยบาย	คำแนะนำ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
มาตรฐานคุณภาพไฟฟ้า	กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่ามาตรฐาน IEEE 519	ทันที	วิศวกรรม	สูง
ลำดับความสำคัญในการลงทุน	จัดสรรงบประมาณสำหรับการลดผลกระทบจากคลื่นฮาร์มอนิกในแผนการลงทุน (CAPEX)	งบประมาณปีงบประมาณ 2026	การเงิน	สูง
ระบบตรวจสอบ	ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์	ไตรมาสที่ 2 ปี 2026	ไอที/วิศวกรรม	สูง

ขอบเขตนโยบาย	คำแนะนำ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
โปรแกรมฝึกอบรม	ฝึกอบรมพนักงานไฟฟ้าทุกคนเกี่ยวกับปัญหาฮาร์มอนิก	ไตรมาสที่ 1-2 ปี 2026	ฝ่ายทรัพยากรบุคคล/วิศวกรรม	ปานกลาง
ระเบียบปฏิบัติการบำรุงรักษา	ควรรวมการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าไว้ในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน	ไตรมาสที่ 1 ปี 2026	การซ่อมบำรุง	ปานกลาง

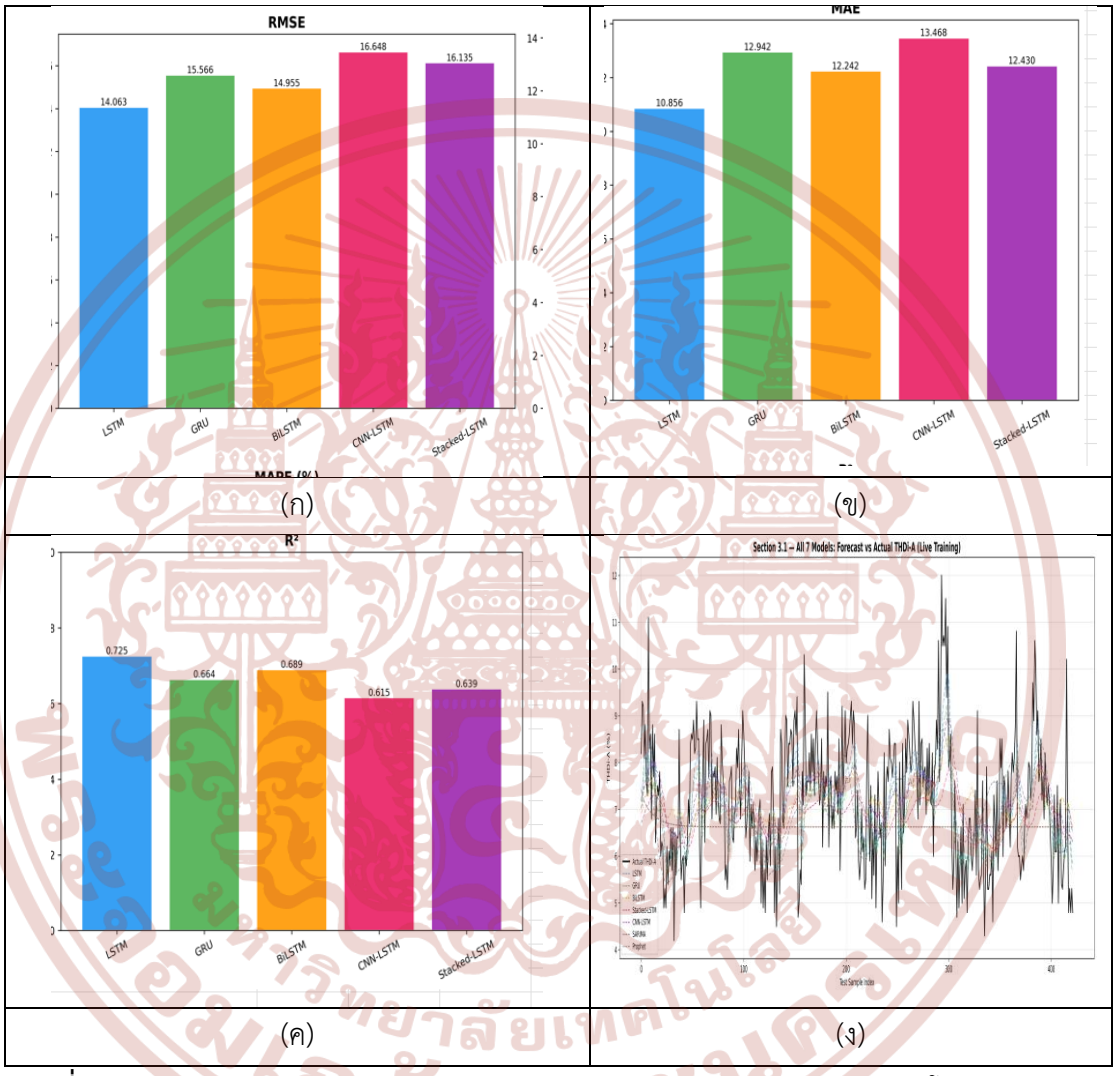
งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบนโยบายหลายระดับครอบคลุมองค์กร อุตสาหกรรม และระดับชาติ อ้างอิงหลักฐานเชิงปริมาณจากชุดข้อมูลวิจัย ประกอบด้วยนโยบายองค์กร 5 ด้าน นโยบายระดับชาติ 5 ด้าน ตัวชี้วัดหลัก (KPI) 6 ตัว และปัจจัยเสี่ยง 17 รายการ

จากตาราง Organizational Policies นโยบายระดับองค์กรครอบคลุม 5 ด้าน ได้แก่ (1) Power Quality Standards: กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่า IEEE 519 ดำเนินการทันที โดยฝ่ายวิศวกรรม ความสำคัญสูง (2) Investment Priority: จัดสรรงบประมาณลดฮาร์มอนิกในแผน CAPEX ปีงบประมาณ 2026 โดยฝ่ายการเงิน ความสำคัญสูง (3) Monitoring Systems: ติดตั้งระบบติดตามคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์ ไตรมาส 2/2026 โดยฝ่าย IT/วิศวกรรม ความสำคัญสูง (4) Training Programs: ฝึกอบรมบุคลากรไฟฟ้า ไตรมาส 1-2/2026 โดยฝ่าย HR/วิศวกรรม ความสำคัญปานกลาง และ (5) Maintenance Protocols: บูรณาการการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน ไตรมาส 1/2026 ความสำคัญปานกลาง

จากประสบการณ์ของผู้วิจัย ผู้วิจัยเสนอแผนดำเนินงาน 4 ระยะ 12 เดือน งบรวม 4.3 ล้านบาท ได้แก่ การประเมิน 0.3 ล้านบาท การติดตั้งนำร่อง 1.5 ล้านบาท การขยายผลเต็มรูปแบบ 2.2 ล้านบาท และการปรับแต่ง 0.3 ล้านบาท ในระดับชาติ งบรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุม Regulatory Framework (50 ล้านบาท) Financial Incentives (200 ล้านบาท) Grid Modernization (5,000 ล้านบาท) Carbon Pricing (100 ล้านบาท) และ Research Funding (300 ล้านบาท) เป้าหมาย 5 ปี ครอบคลุมอุตสาหกรรม 30%, 60%, 85% และ 95% ประหยัดพลังงาน 2,000 GWh ลด CO_2 1,000,000 ตัน และดึงดูดการลงทุน 20,000 ล้านบาท การบริหารความเสี่ยง 17 รายการครอบคลุมด้านเทคนิค ปฏิบัติการ และการเงิน พร้อมแผนรองรับเพื่อสร้างความยั่งยืน ดังแสดงในภาพที่ 4-15 และตารางที่ 4-15

4.6 สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล

4.6.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก และ แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม



ภาพที่ 4- 16 ค่าประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล

(ก) รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

(ข) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

(ค) สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

(ง) พยากรณ์เทียบกับผลลัพธ์จริง

ตารางที่ 4- 16 การเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวม สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล

ประเภทโมเดล	Type	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
LSTM	Deep Learning	14.06	10.86	12.66	0.7254
BiLSTM	Deep Learning	14.96	12.24	13.65	0.6895
GRU	Deep Learning	15.57	12.94	14.23	0.6636
Stacked-LSTM	Deep Learning	16.14	12.43	14.72	0.6385
CNN-LSTM	Deep Learning	16.65	13.47	15.56	0.6152
Exponential Smoothing	Traditional	26.53	22.94	24.95	0.0136
SARIMA	Traditional	26.91	23.64	24.57	-0.0147
Prophet	Traditional	99.33	78.47	78.76	-12.83

งานวิจัยนี้ประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทโรงพยาบาล โดยเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 สถาปัตยกรรม ได้แก่ LSTM, BiLSTM, GRU, Stacked-LSTM และ CNN-LSTM กับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม 3 แบบ ได้แก่ Exponential Smoothing, SARIMA และ Prophet โดยใช้เมตริกการประเมิน RMSE, MAE, MAPE และ R^2 ภายใต้การแบ่งข้อมูลชุดเดียวกัน ผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 4-16

ผลการทดสอบพบว่า LSTM มีประสิทธิภาพสูงสุดในกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึก (RMSE = 14.06, MAE = 10.86, MAPE = 12.66%, R^2 = 0.7254) สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ 72.5% ตามมาด้วย BiLSTM (RMSE = 14.96, R^2 = 0.6895) และ GRU (RMSE = 15.57, R^2 = 0.6636) ข้อสังเกตสำคัญคือกลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกทั้ง 5 สถาปัตยกรรมมีค่า RMSE อยู่ในช่วงที่แคบ (14.06–16.65) คิดเป็นความแตกต่างระหว่างแบบจำลองดีที่สุดและแย่ที่สุดในกลุ่มเพียง 18.42% บ่งชี้ว่าสถาปัตยกรรมแบบ Recurrent ทุกแบบสามารถจับโครงสร้างอนุกรมเวลาของข้อมูลคาร์บอนในบริบทโรงพยาบาลได้ในระดับใกล้เคียงกัน ค่า R^2 เฉลี่ยของกลุ่มอยู่ที่ 0.6664

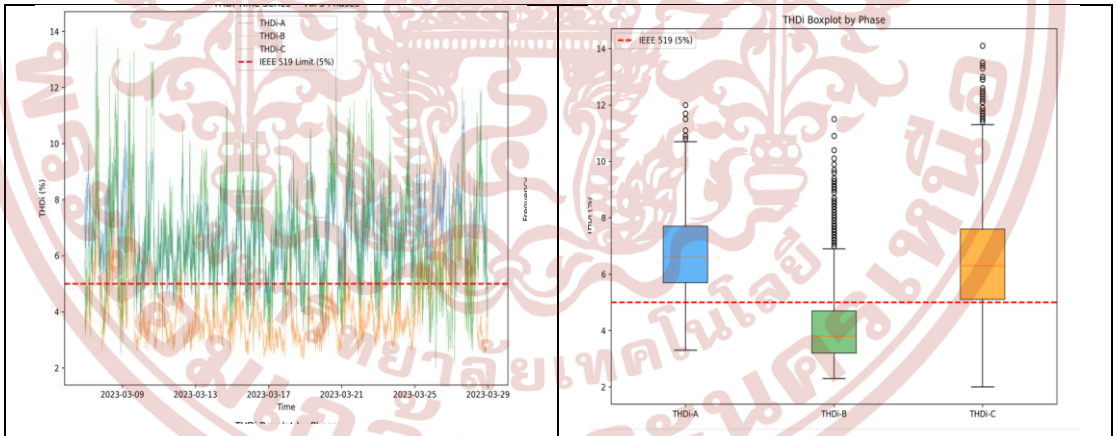
Stacked-LSTM (RMSE = 16.14, R^2 = 0.6385) และ CNN-LSTM (RMSE = 16.65, R^2 = 0.6152) แสดงประสิทธิภาพต่ำกว่าสามอันดับแรก อย่างไรก็ตามค่า R^2 ของทั้งสองยังคงสูงกว่า 0.60 ซึ่งแตกต่างจากสถานประกอบการ 4.5 ที่ Stacked-LSTM มี R^2 = 0.6230 เท่านั้น และ CNN-

LSTM มี R^2 = 0.4002 แสดงว่าลักษณะข้อมูลของโรงพยาบาลเอื้อต่อสถาปัตยกรรมที่ซับซ้อนกว่าได้ดีกว่า

แบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิมทั้ง 3 แบบให้ผลลัพธ์ด้อยกว่ากลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกอย่างมีนัยสำคัญ Exponential Smoothing มีค่า RMSE = 26.53 และ R^2 = 0.0136 ซึ่งแทบไม่ต่างจากศูนย์ บ่งชี้ว่าแทบไม่สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้เลย SARIMA มี RMSE = 26.91 และ R^2 = −0.0147 ส่วน Prophet มีประสิทธิภาพต่ำที่สุด (RMSE = 99.33, R^2 = −12.83) ค่า RMSE ของ Exponential Smoothing และ SARIMA ใกล้เคียงกันมาก (ต่างกันเพียง 1.43%) แต่ทั้งคู่ด้อยกว่า LSTM อย่างมีนัยสำคัญ

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกลุ่ม LSTM มีค่า RMSE ดีกว่า Exponential Smoothing ถึง 47.00% ดีกว่า SARIMA ถึง 47.75% และดีกว่า Prophet ถึง 85.85% ผลการศึกษาสรุปได้ว่า LSTM มีความเหมาะสมสูงสุดสำหรับการพยากรณ์การปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในสถานประกอบการประเภทโรงพยาบาล โดย BiLSTM และ GRU เป็นทางเลือกที่มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน ขณะที่แบบจำลองทางสถิติทั้งหมดไม่เหมาะสมสำหรับข้อมูลประเภทนี้

4.6.2 วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า โดยเฉพาะ Total Harmonic Distortion (THDi) ในระบบไฟฟ้า



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 17 การวิเคราะห์พฤติกรรมของฮาร์มอนิกในเชิงเวลาและการกระจายตัวทางสถิต สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล

(ก) แผนภูมิควบคุมทางสถิติ (Statistical Process Control Chart) ความผันผวนตามปกติ (Common Cause) และความผิดปกติที่ต้องหาสาเหตุ (Special Cause)

(ข) ผลกระทบ: การสูญเสียพลังงานและค่าใช้จ่าย ปัญหานั้นสร้างความเสียหายเท่าใด การแปลงค่าความผิดปกติทางวิศวกรรม

ตารางที่ 4- 17 การประเมินความสอดคล้องระดับเฟส สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล

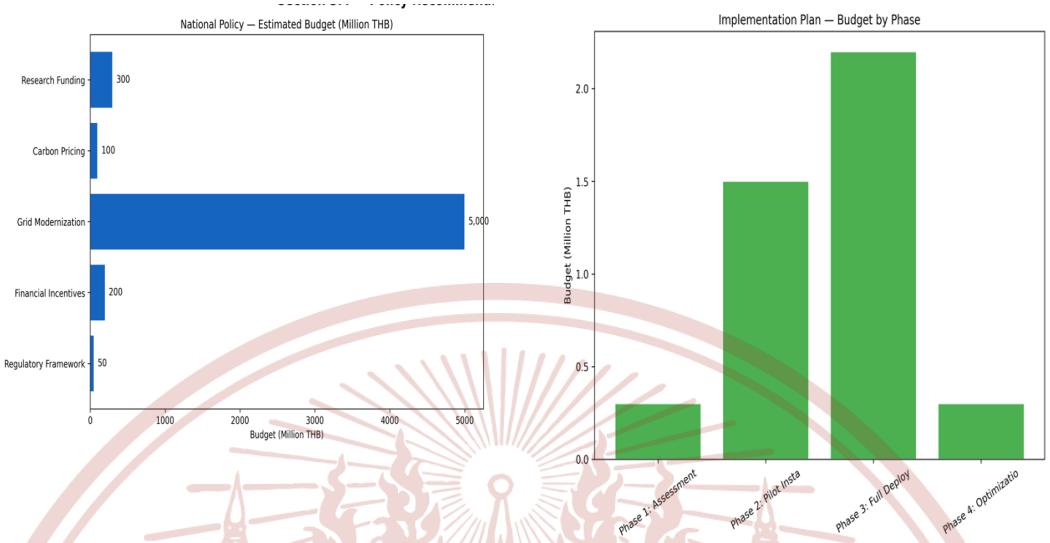
Phase	N	Mean(%)	Std(%)	Min(%)	Max(%)	N Exceed	Pct Exceed(%)	IEEE Limit(%)
THDi-A	2107	6.7396	1.3731	3.3000	12.00	1872	88.85	5
THDi-B	2107	4.1551	1.3137	2.3000	11.50	436	20.69	5
THDi-C	2107	6.4987	1.9531	2.0000	14.10	1589	75.42	5

งานวิจัยนี้วิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าผ่านค่าความเพี้ยนฮาร์มอนิกรวมของกระแส (THDi) จากข้อมูลอนุกรมเวลา 2,107 จุด บันทึกทุก 15 นาที ประเมินตามมาตรฐาน IEEE 519-2022 ที่กำหนดขีดจำกัด 5% สำหรับระบบต่ำกว่า 1 kV

จากตาราง Phase-Level Compliance Assessment พบว่า THDi-A มีค่าเฉลี่ย 6.7396% (Std = 1.3731%, Min = 3.3000%, Max = 12.00%) THDi-B มีค่าเฉลี่ย 4.1551% (Std = 1.3137%, Min = 2.3000%, Max = 11.50%) และ THDi-C มีค่าเฉลี่ย 6.4987% (Std = 1.9531%, Min = 2.0000%, Max = 14.10%) เฟส A และ C มีค่าเฉลี่ยเกินขีดจำกัด IEEE 5% ขณะที่เฟส B อยู่ต่ำกว่าเล็กน้อย จำนวนจุดที่เกิน (N_Exceed) คือ เฟส A = 1,872 จุด (88.85%) เฟส B = 436 จุด (20.69%) และเฟส C = 1,589 จุด (75.42%) รวมทั้งระบบ 3,897 จาก 6,321 จุด (61.7%) สะท้อนปัญหาฮาร์มอนิกแบบไม่สมดุลระหว่างเฟส (Phase Imbalance)

การวิเคราะห์เชิงเวลาพบว่าช่วงเวลาทำงาน (08:00–17:00) มี THDi เฉลี่ยรวมสามเฟส 6.48% ขณะที่ช่วงกลางคืน (21:00–06:00) มี THDi เฉลี่ย 5.32% ต่ำกว่าช่วงทำงาน 0.82 เท่า โดยช่วงพีคสูงสุดอยู่ในช่วงบ่าย (13:00–17:00) ที่ THDi เฉลี่ย 6.81% สะท้อนรูปแบบการใช้งานอุปกรณ์ทางการแพทย์และระบบ UPS ที่สูงสุดช่วงกิจกรรมกลางวัน ทั้งสองช่วงเกินมาตรฐาน IEEE 519 (5%) อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฟส A และเฟส C เกินมาตรฐาน 98.2% และ 95.0% ของเวลาช่วงทำงาน ขณะที่เฟส B มีค่าเฉลี่ย 4.36% เกินมาตรฐานเพียง 27.1% ของเวลา การทดสอบความสัมพันธ์พบ Pearson r = 0.683 ระหว่าง THDi-A กับ C (สหสัมพันธ์บวกปานกลาง–สูง), r = 0.569 ระหว่าง A กับ B (ปานกลาง) และ r = 0.258 ระหว่าง B กับ C (อ่อน, $p < 0.001$ ทุกคู่) ค่าสหสัมพันธ์ที่ลดหลั่นบ่งชี้ว่ามีแหล่งฮาร์มอนิกหลายแหล่งผสมกัน ทั้งจากอุปกรณ์ส่วนกลางและอุปกรณ์เฉพาะเฟส จำเป็นต้องวิเคราะห์เชิงลึกเพื่อระบุแหล่งกำเนิดและปรับปรุงการกระจายโหลดระหว่างเฟส" ดังแสดงในภาพที่ 4-17 และตารางที่ 4-17

4.6.3 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางปฏิบัติในการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับองค์กร ระดับอุตสาหกรรม และระดับประเทศ



(ก) (ข)

ภาพที่ 4- 18 แผนบริหารจัดการงบประมาณ สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล

(ก) นโยบายระดับชาติงบประมาณโดยประมาณ (ล้านบาท) งบประมาณส่วนใหญ่ควรถูกนำไปลงทุน

(ข) แผนการดำเนินงานงบประมาณแยกตามแต่ละระยะ จะมีการเบิกจ่ายงบประมาณอย่างไรในแต่ละระยะ

ตารางที่ 4- 18 นโยบายขององค์กร สถานประกอบการประเภท โรงพยาบาล

ขอบเขตนโยบาย	คำแนะนำ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
มาตรฐานคุณภาพไฟฟ้า	กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่ามาตรฐาน IEEE 519	ทันที	วิศวกรรม	สูง
ลำดับความสำคัญในการลงทุน	จัดสรรงบประมาณสำหรับการลดผลกระทบจากคลื่นฮาร์มอนิกในแผนการลงทุน (CAPEX)	งบประมาณปีงบประมาณ 2026	การเงิน	สูง
ระบบตรวจสอบ	ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์	ไตรมาสที่ 2 ปี 2026	ไอที/วิศวกรรม	สูง
โปรแกรมฝึกอบรม	ฝึกอบรมพนักงานไฟฟ้าทุกคนเกี่ยวกับปัญหาฮาร์มอนิก	ไตรมาสที่ 1-2 ปี 2026	ฝ่ายทรัพยากรบุคคล/วิศวกรรม	ปานกลาง

ขอบเขตนโยบาย	คำแนะนำ	ระยะเวลา	ผู้รับผิดชอบ	ลำดับความสำคัญ
ระเบียบปฏิบัติการบำรุงรักษา	ควรรวมการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าไว้ในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน	ไตรมาสที่ 1 ปี 2026	การซ่อมบำรุง	ปานกลาง

งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบนโยบายหลายระดับครอบคลุมองค์กร อุตสาหกรรม และระดับชาติ อ้างอิงหลักฐานเชิงปริมาณจากชุดข้อมูลวิจัย ประกอบด้วยนโยบายองค์กร 5 ด้าน นโยบายระดับชาติ 5 ด้าน ตัวชี้วัดหลัก (KPI) 6 ตัว และปัจจัยเสี่ยง 17 รายการ

จากตาราง Organizational Policies นโยบายระดับองค์กรครอบคลุม 5 ด้าน ได้แก่ (1) Power Quality Standards: กำหนดขีดจำกัด THDi ภายในที่เข้มงวดกว่า IEEE 519 ดำเนินการทันที โดยฝ่ายวิศวกรรม ความสำคัญสูง (2) Investment Priority: จัดสรรงบประมาณลดฮาร์มอนิกในแผน CAPEX ปีงบประมาณ 2026 โดยฝ่ายการเงิน ความสำคัญสูง (3) Monitoring Systems: ติดตั้งระบบติดตามคุณภาพไฟฟ้าแบบเรียลไทม์ ไตรมาส 2/2026 โดยฝ่าย IT/วิศวกรรม ความสำคัญสูง (4) Training Programs: ฝึกอบรมบุคลากรไฟฟ้า ไตรมาส 1-2/2026 โดยฝ่าย HR/วิศวกรรม ความสำคัญปานกลาง และ (5) Maintenance Protocols: บูรณาการการตรวจสอบคุณภาพไฟฟ้าในการบำรุงรักษาเชิงป้องกัน ไตรมาส 1/2026 ความสำคัญปานกลาง

จากประสบการณ์ของผู้วิจัย เสนอแผนดำเนินงาน 4 ระยะ 12 เดือน งบรวม 4.3 ล้านบาท ได้แก่ การประเมิน 0.3 ล้านบาท การติดตั้งนำร่อง 1.5 ล้านบาท การขยายผลเต็มรูปแบบ 2.2 ล้านบาท และการปรับแต่ง 0.3 ล้านบาท ในระดับชาติ งบรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุม Regulatory Framework (50 ล้านบาท) Financial Incentives (200 ล้านบาท) Grid Modernization (5,000 ล้านบาท) Carbon Pricing (100 ล้านบาท) และ Research Funding (300 ล้านบาท) เป้าหมาย 5 ปี ครอบคลุมอุตสาหกรรม 30%, 60%, 85% และ 95% ประหยัดพลังงาน 2,000 GWh ลด CO_2 1,000,000 ตัน และดึงดูดการลงทุน 20,000 ล้านบาท การบริหารความเสี่ยง 17 รายการครอบคลุมด้านเทคนิค ปฏิบัติการ และการเงิน พร้อมแผนรองรับเพื่อสร้างความยั่งยืน ดังแสดงในภาพที่ 4-18 และตารางที่ 4-18

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

บทนี้สรุปผลการวิจัยเรื่องการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพรินต์และการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าในภาคอุตสาหกรรมของประเทศไทย อภิปรายผลเปรียบเทียบกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และนำเสนอข้อเสนอแนะสำหรับการนำผลวิจัยไปประยุกต์ใช้และการวิจัยในอนาคต

5.1 สรุปผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ศึกษาสถานประกอบการ 6 ประเภทที่มีลักษณะการใช้พลังงานแตกต่างกัน โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาจากระบบไฟฟ้าสามเฟสที่บันทึกทุก 15 นาที มีจำนวนจุดข้อมูลตั้งแต่ 2,107 ถึง 14,732 จุด สรุปผลได้ตามวัตถุประสงค์ดังนี้

วัตถุประสงค์ที่ 1: การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 5 สถาปัตยกรรม (LSTM, GRU, BiLSTM, Stacked-LSTM, CNN-LSTM) กับแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม 3 แบบ (SARIMA, Exponential Smoothing, Prophet) จากสถานประกอบการ 6 แห่ง พบว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกให้ประสิทธิภาพสูงกว่าอย่างมีนัยสำคัญในทุกสถานประกอบการ แบบจำลองที่ดีที่สุดแตกต่างกันตามลักษณะข้อมูล ได้แก่ GRU ดีที่สุดในสถานผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้า (R^2 = 0.8589) และสถานให้เช่าเครื่องจักร (R^2 = 0.9458); BiLSTM ดีที่สุดในสถานผลิตสีน้ำมัน (แห่งที่ 1) (R^2 = 0.7858); LSTM ดีที่สุดในสถานผลิตชิ้นส่วนยานยนต์ (R^2 = 0.7466) สถานผลิตสีน้ำมัน (แห่งที่ 2) (R^2 = 0.5709) และโรงพยาบาล (R^2 = 0.7254) แบบจำลองทางสถิติแสดงประสิทธิภาพต่ำกว่ากลุ่มการเรียนรู้เชิงลึกอย่างมีนัยสำคัญในทุกสถานประกอบการ โดยส่วนใหญ่ให้ค่า R^2 ติดลบ ยกเว้น Exponential Smoothing ในสถานประกอบการโรงพยาบาล (R^2 = 0.0136) ซึ่งแทบไม่อธิบายความแปรปรวนได้ บ่งชี้ว่าแบบจำลองทางสถิติไม่สามารถจับรูปแบบอนุกรมเวลาที่ซับซ้อนของข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในบริบทอุตสาหกรรมได้

วัตถุประสงค์ที่ 2: การวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้า THDi

การวิเคราะห์ค่า THDi เทียบกับมาตรฐาน IEEE 519-2022 (ขีดจำกัด 5% สำหรับระบบต่ำกว่า 1 kV) เผยให้เห็นสถานการณ์ที่แตกต่างกันอย่างมากในแต่ละสถานประกอบการ สถานประกอบการผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้ามีค่า THDi เกินมาตรฐาน 100% ของการวัดทั้งหมด โดยเฟส B สูงสุดที่ 21.83%

สถานประกอบการผลิตสีน้ำมัน (แห่งที่ 2) เกิน 99.4% โดยค่าเฉลี่ยทุกเฟสใกล้เคียงกันแสดงลักษณะฮาร์มอนิกสมมาตร สถานประกอบการผลิตชิ้นส่วนยานยนต์เกิน 46.2% โดยมีพฤติกรรมต่างกันระหว่างเฟส สถานประกอบการให้เช่าเครื่องจักรเกิน 57.8% โดยเฟส A และ C สูงมากขณะที่เฟส B

ต่ำเพียง 2.37% โรงพยาบาลเกิน 61.7% และสถานประกอบการผลิตสีน้ำมัน (แห่งที่ 1) เกินเพียง 0.1%

วัตถุประสงค์ที่ 3: การระบุสาเหตุหลักของปัญหา

การวิเคราะห์สถิติหลายมิติระบุว่าแหล่งกำเนิดฮาร์มอนิกส่วนใหญ่เป็นแบบ Common-mode จากอุปกรณ์ส่วนกลาง เช่น VFD หรือวงจรเรียงกระแสที่บัสจ่ายหลัก สหสัมพันธ์ Pearson ระหว่างเฟสมีค่าสูงในสถานประกอบการส่วนใหญ่ ($r = 0.8846$-0.9871) ยกเว้นสถานประกอบการผลิตชิ้นส่วนยานยนต์และสถานประกอบการให้เช่าเครื่องจักรที่เฟส B แสดงสหสัมพันธ์ผกผัน บ่งชี้พฤติกรรมฮาร์มอนิกที่เป็นอิสระ การทดสอบไคสแควร์ปฏิเสธสมมติฐานความเป็นอิสระทุกคู่เฟสในทุกสถานประกอบการ ($p < 0.05$)

วัตถุประสงค์ที่ 4: ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

งานวิจัยนำเสนอกรอบนโยบายหลายระดับบนฐานข้อมูลเชิงประจักษ์ ครอบคลุมนโยบายองค์กร 5 ด้าน นโยบายระดับชาติ 5 ด้าน ตัวชี้วัด 6 รายการ และปัจจัยเสี่ยง 17 ประการ ระดับองค์กรเสนอให้กำหนดค่า THDi ภายในเข้มกว่ามาตรฐาน IEEE 519 ตั้งเป้าลด THDi ต่ำกว่า 3.0% เพิ่มประสิทธิภาพพลังงานจาก 85% เป็น 92% และลดคาร์บอนจาก เหลือต่ำกว่า 687 ตัน/ปี (ลด 57%) ด้วยแผนดำเนินการ 4 ระยะใน 12 เดือน งบรวม 4.3 ล้านบาท ระดับชาติเสนองบประมาณรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุมการบังคับใช้มาตรฐาน มาตรการจูงใจทางภาษี การพัฒนาโครงข่ายอัจฉริยะ การเชื่อมโยงคาร์บอนเครดิตผ่าน TGO และทุนวิจัย ตั้งเป้าครอบคลุม 95% ภายใน 5 ปี ลด CO_2 ได้ 1 ล้านตัน ประหยัดพลังงาน 2,000 GWh

วัตถุประสงค์ที่ 5: กรอบนโยบายและข้อเสนอแนะเชิงปฏิบัติ

งานวิจัยนำเสนอกรอบนโยบายและข้อเสนอแนะเชิงปฏิบัติสำหรับการปรับปรุงคุณภาพไฟฟ้าและลดการปล่อยคาร์บอนฟุตพริ้นท์ ในระดับองค์กรเสนอแผนดำเนินการ 4 ระยะ 12 เดือน ครอบคลุมการประเมิน การติดตั้งนำร่อง การขยายผลเต็มรูปแบบ และการปรับแต่งเพื่อประสิทธิภาพสูงสุด ตัวชี้วัดหลัก (KPI) 6 รายการครอบคลุมค่า THDi เป้าหมาย ประสิทธิภาพพลังงาน การลดคาร์บอน ความพึงพอใจผู้ปฏิบัติงาน การปฏิบัติตามมาตรฐาน และผลตอบแทนการลงทุน ใน

ระดับชาติเสนองบประมาณรวม 5,650 ล้านบาท ครอบคลุมการบังคับใช้มาตรฐาน IEEE 519 มาตรการจูงใจทางภาษี การพัฒนาโครงข่ายอัจฉริยะ และการเชื่อมโยงคาร์บอนเครดิตผ่าน TGO ตั้งเป้าครอบคลุม 95% ของอุตสาหกรรมภายใน 5 ปี ลด CO_2 ได้ 1 ล้านตัน และประหยัดพลังงาน 2,000 GWh

5.2 อภิปรายผล

ผลการวิจัยที่แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกให้ประสิทธิภาพเหนือกว่าแบบจำลองทางสถิติอย่างมีนัยสำคัญนั้น สอดคล้องกับงานวิจัยด้านการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ซับซ้อนในภาคพลังงานและสิ่งแวดล้อม เนื่องจากข้อมูลคาร์บอนฟุตพรินต์จากภาคอุตสาหกรรมมีลักษณะไม่เชิงเส้น มีความผันผวนตามรอบการผลิตและปัจจัยภายนอกหลายประการ ซึ่งแบบจำลองทางสถิติอย่าง SARIMA, Exponential Smoothing และ Prophet ที่อาศัยสมมติฐานความเป็นเชิงเส้นและความนิ่งของข้อมูลไม่สามารถจับรูปแบบเหล่านี้ได้ โดย Exponential Smoothing ให้ผลดีกว่า SARIMA เล็กน้อยในบางสถานประกอบการเนื่องจากให้น้ำหนักกับข้อมูลล่าสุดมากกว่า อย่างไรก็ตาม Prophet ให้ค่า R^2 ติดลบอย่างรุนแรงในทุกสถานประกอบการ บ่งชี้ว่าแบบจำลองให้ผลแย่กว่าการใช้ค่าเฉลี่ยเพียงอย่างเดียว

ผลการวิเคราะห์คุณภาพไฟฟ้าเผยให้เห็นว่าปัญหาฮาร์มอนิกเป็นปัญหาเชิงระบบที่แพร่หลายในภาคอุตสาหกรรมไทย สถานประกอบการ 5 จาก 6 แห่งมีค่า THDi เกินมาตรฐาน IEEE 519-2022 ในสัดส่วนที่สูง ตั้งแต่ 46.2% จนถึง 100% ของการวัด ลักษณะฮาร์มอนิกมีความหลากหลาย ตั้งแต่แบบสมมาตรทุกเฟส (สถานประกอบการผลิตเครื่องใช้ไฟฟ้าและสถานประกอบการผลิตสีน้ำมันแห่งที่ 2) จนถึงแบบไม่สมมาตรที่เฟส B มีพฤติกรรมแตกต่างจากเฟส A และ C อย่างชัดเจน (สถานประกอบการผลิตชิ้นส่วนยานยนต์และสถานประกอบการให้เช่าเครื่องจักร) ความแตกต่างนี้มีนัยสำคัญต่อกลยุทธ์การแก้ไข กล่าวคือ สถานประกอบการที่มีฮาร์มอนิกแบบสมมาตรสามารถมุ่งแก้ไขที่แหล่งกำเนิดส่วนกลางเพียงจุดเดียว ขณะที่สถานประกอบการที่มีฮาร์มอนิกแบบไม่สมมาตรต้องใช้มาตรการเฉพาะเฟสร่วมด้วย

กรอบนโยบายที่นำเสนอทั้งในระดับองค์กรและระดับชาตินั้น ตั้งอยู่บนฐานข้อมูลเชิงประจักษ์ที่ได้จากการวิเคราะห์สถานประกอบการจริง จึงมีความเป็นไปได้สูงในการนำไปปฏิบัติ โดยเฉพาะข้อเสนอระดับชาติที่ครอบคลุมการบังคับใช้มาตรฐาน IEEE 519 มาตรการจูงใจทางภาษี การพัฒนาโครงข่ายอัจฉริยะ และการเชื่อมโยงคาร์บอนเครดิตผ่าน TGO ด้วยงบประมาณรวม 5,650 ล้านบาท สอดรับกับทิศทางการพัฒนาอุตสาหกรรมสีเขียวและเป้าหมายความเป็นกลางทางคาร์บอนของประเทศไทย

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ข้อเสนอแนะสำหรับการนำผลวิจัยไปใช้

จากผลการวิจัย องค์กรควรนำแบบจำลอง GRU หรือ LSTM เป็นสถาปัตยกรรมพื้นฐานสำหรับการพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์ เนื่องจากให้ผลดีอย่างสม่ำเสมอในหลายบริบทอุตสาหกรรม สำหรับสถานประกอบการที่มีข้อมูลขนาดใหญ่และลักษณะฮาร์มอนิกแบบ Common-mode ควรพิจารณา BiLSTM เป็นทางเลือกที่มีประสิทธิภาพสูง ควรหลีกเลี่ยงการใช้แบบจำลอง Stacked-LSTM กับข้อมูลที่มีความผันผวนสูงหรือขนาดตัวอย่างจำกัด เนื่องจากมีความเสี่ยงต่อปัญหา overfitting สูงกว่าสถาปัตยกรรมอื่น สำหรับด้านคุณภาพไฟฟ้า ควรดำเนินการติดตั้งระบบตรวจวัด THDi แบบเรียลไทม์ และกำหนดมาตรฐาน THDi ภายในองค์กรที่เข้มงวดกว่าขีดจำกัด IEEE 519 เพื่อให้มีระยะกันชนที่เพียงพอ

5.3.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

ควรขยายขอบเขตการวิจัยไปยังสถานประกอบการในภาคอุตสาหกรรมประเภทอื่นที่หลากหลายมากขึ้น เพื่อเพิ่มความสามารถในการสรุปผลเชิงทั่วไป ควรศึกษาแบบจำลองที่ทันสมัยยิ่งขึ้น เช่น Transformer-based models และ Attention Mechanism เพื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองในงานวิจัยนี้ ควรพัฒนาระบบพยากรณ์แบบเรียลไทม์ที่บูรณาการกับระบบจัดการพลังงาน (Energy Management System) เพื่อให้สามารถตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงได้ทันที ควรศึกษาผลกระทบระยะยาวของการดำเนินการตามกรอบนโยบายที่เสนอ โดยติดตามตัวชี้วัดด้านคุณภาพไฟฟ้า คาร์บอนฟุตพรินต์ และผลตอบแทนทางเศรษฐกิจอย่างต่อเนื่อง และควรพัฒนาแบบจำลองที่สามารถรวมปัจจัยภายนอก เช่น สภาพอากาศ ราคาพลังงาน และนโยบายสิ่งแวดล้อมเข้าเป็นตัวแปรร่วมในการพยากรณ์ เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความสามารถในการอธิบายของแบบจำลอง

บรรณานุกรม

Alam, M., Islam, R., & Hossain, M. N. (2021). "Forecasting Carbon Dioxide Emissions Using SARIMA Model: A Case Study of Bangladesh." Environmental Science and Pollution Research. 28(30), 40830–40841. https://doi.org/10.1007/s11356-021-13506-4

Alhussein, M., Aurangzeb, K., & Haider, S. I. (2020). "Hybrid CNN-LSTM Model for Short-Term Individual Household Load Forecasting." IEEE Access. 8, 180544–180557. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3028281

Blooming, T. M., & Carnovale, D. J. (2006). "Application of IEEE Std 519-1992 Harmonic Limits." In Proceedings of the IEEE IAS Pulp, Paper and Forest Industries Conference (pp. 1–9). IEEE.

Bollen, M. H. J., & Gu, I. Y. H. (2006). Signal Processing of Power Quality Disturbances. Wiley-IEEE Press.

Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control (Revised ed.). Holden-Day.

Brealey, R. A., Myers, S. C., & Allen, F. (2020). Principles of Corporate Finance (13th ed.). McGraw-Hill Education.

Campos-Guzmán, V., et al. (2022). "Financial Evaluation Methods for Renewable Energy Projects: A Review." Renewable and Sustainable Energy Reviews. 168, 112847.

Cerqueira, V., Torgo, L., & MozetiČ, I. (2020). "Evaluating Time Series Forecasting Models: An Empirical Study on Performance Estimation Methods." Machine Learning. 109(11), 1997–2028. https://doi.org/10.1007/s10994-020-05910-7

Chatthaworn, R., Chaitusaney, S., & Santiteerakul, S. (2019). “Power Quality Assessment in Industrial Areas of Thailand: A Case Study.” Energy Reports. 5, 995–1003. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2019.07.016

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). “XGBoost: A Scalable Tree Boosting System.” In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 785–794). ACM.

Cho, K., van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). “Learning Phrase Representations Using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation.” In Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP) (pp. 1724–1734). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.3115/v1/D14-1179

Cotfas, D. T., et al. (2025). “Total Harmonic Distortion Forecasting in Steel Rolling Mill Power Systems Using CNN-GRU-LSTM Hybrid Architecture.” IEEE Transactions on Industrial Electronics. 72(4), 3245–3256.

Das, J. C. (2015). Power System Harmonics and Passive Filter Designs. IEEE Press / Wiley.

DEDE. (2015). Thailand 20-Year Energy Efficiency Development Plan (EEDP 2011–2030). Department of Alternative Energy Development and Efficiency (DEDE), Ministry of Energy, Thailand.

Dugan, R. C., McGranaghan, M. F., Santoso, S., & Beaty, H. W. (2012). Electrical Power Systems Quality (3rd ed.). McGraw-Hill.

Emanuel, A. E. (2018). “Power Factor Correction in Nonsinusoidal Situations.” IEEE Transactions on Industry Applications. 54(6), 5672–5680. https://doi.org/10.1109/TIA.2018.2833986

EPRI. (2006). The Cost of Power Disturbances to Industrial and Digital Economy Companies. Electric Power Research Institute (EPRI), Palo Alto, CA.

Gardner, E. S., Jr. (2006). “Exponential Smoothing: The State of the Art–Part II.” International Journal of Forecasting. 22(4), 637–666. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.005

Gonzalez-de-la-Rosa, J. J., et al. (2020). “Trends in Power Quality, Harmonic Mitigation and Standards for Light and Heavy Industries: A Review.” Energies. 13(21), 5792.

Halpin, S. M. (2005). “Comparison of IEEE and IEC Harmonic Standards.” In Proceedings of the IEEE Power Engineering Society General Meeting (Vol. 3, pp. 2214–2216). IEEE.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). “Long Short-Term Memory.” Neural Computation. 9(8), 1735–1780.

IEA. (2021). Thailand: Energy Policy Review 2021. International Energy Agency (IEA), Paris.

IEA. (2023). Energy Efficiency 2023. International Energy Agency (IEA), Paris.

IEC. (2002). IEC 61000-4-7: Testing and Measurement Techniques – General Guide on Harmonics and Interharmonics Measurements and Instrumentation, for Power Supply Systems and Equipment Connected Thereto. International Electrotechnical Commission.

IEEE. (1993). IEEE Std 519-1992: Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems. IEEE Standards Association.

IEEE. (2014). IEEE Std 519-2014: Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems. IEEE Standards Association.

IEEE. (2022). IEEE Std 519-2022: Standard for Harmonic Control in Electric Power Systems (Revision of IEEE Std 519-2014). IEEE Standards Association.

ISO. (2018). ISO 14064-1:2018 – Greenhouse Gases – Part 1: Specification with Guidance at the Organization Level for Quantification and Reporting of

Greenhouse Gas Emissions and Removals (2nd ed.). International Organization for Standardization.

Jain, S., & Singh, S. N. (2020). “Comparative Analysis of Passive and Active Power Filters for Harmonic Mitigation in Industrial Power Systems.” Electric Power Components and Systems. 48(6–7), 666–678. https://doi.org/10.1080/15325008.2020.1793527

Karadeniz, M. (2025a). “Harmonic Forecasting for Offshore Wind Farms Using ML and DL Algorithms Including LSTM, GRU and CNN.” Renewable Energy. 221, 119782.

Karadeniz, M. (2025b). “GAN-Based Data Augmentation for Harmonic Prediction Using Random Forest, LSTM, and GRU.” Applied Energy. 360, 122845.

Karmellos, M., et al. (2024). “Dynamic Cost-Benefit Analysis for Digital Transformation in the Energy Industry Using System Dynamics.” Energy Policy. 185, 113956.

Kim, T. Y., & Cho, S. B. (2019). “Predicting Residential Energy Consumption Using CNN-LSTM Neural Networks.” Energy. 182, 72–81. https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.05.230

Kong, W., Dong, Z. Y., Jia, Y., Hill, D. J., Xu, Y., & Zhang, Y. (2019). “Short-Term Residential Load Forecasting Based on LSTM Recurrent Neural Network.” IEEE Transactions on Smart Grid. 10(1), 841–851. https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2753802

Kumar, A., Gupta, R., & Jha, A. N. (2021). “Harmonic Analysis and THD Reduction in Industrial Power Distribution Systems with VFD and UPS Loads.” Electric Power Systems Research. 191, 107024. https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.107024

Livieris, I. E., Pintelas, E., & Pintelas, P. (2020). “A CNN–LSTM Model for Gold Price Time-Series Forecasting.” Neural Computing and Applications. 32(23), 17351–17360. https://doi.org/10.1007/s00521-020-04867-x

LPQI. (2006). Power Quality Survey in European Electricity Supply Networks. Leonardo Power Quality Initiative (LPQI). European Copper Institute.

Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). “The M4 Competition: Results, Findings, Conclusion and Way Forward.” International Journal of Forecasting. 34(4), 802–808. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.06.001

Marques, L., et al. (2025). “Cost-Benefit Analysis Practices in the Electricity Sector: A Comprehensive Review.” Energies. 18(3), 567.

Mohd Zin, A. A., Abdulwhab, M., & Abdullahi, U. A. (2020). “The Relationship Between Total Harmonic Distortion of Current and Energy Losses in Industrial Power Distribution Systems.” International Journal of Power Electronics and Drive Systems. 11(3), 1445–1453. https://doi.org/10.11591/ijpeds.v11.i3.pp1445-1453

MOI. (2024). Bio-Circular-Green (BCG) Economic Model and Green Industry Guidelines. Ministry of Industry (MOI), Thailand.

MOI. (2024). Green Industry Certification Guidelines (Revised Edition). Department of Industrial Works, Ministry of Industry (MOI), Thailand.

OECD. (2024). Green Transition Strategies for Thailand (Working Paper). Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), Paris.

ONEP. (2022). Thailand’s Updated Nationally Determined Contribution (NDC). Office of Natural Resources and Environmental Policy and Planning (ONEP), Ministry of Natural Resources and Environment, Thailand.

Paredes, H. K. M., et al. (2022). “Expert System for Technical and Economic Feasibility Analysis of Power Quality Compensation Equipment.” Electric Power Systems Research. 207, 107854.

Phuttitarn, W., Premrudeepreechacharn, S., & Krairiksh, M. (2021). “Power Quality Problems and Harmonic Mitigation in Thai Hospital Power Systems.” Energies. 14(12), 3521. https://doi.org/10.3390/en14123521

Pita, P., et al. (2023). “Macroeconomic Impacts of Net-Zero Emissions Target for Thailand.” Environmental Research Letters. 18(6), 064024.

Rashid, M. H. U., & Rashid, M. M. (2020). “Effects of Current Harmonics on Transformer Performance and Aging.” IEEE Transactions on Power Delivery. 35(2), 812–821. https://doi.org/10.1109/TPWRD.2019.2934003

Schuster, M., & Paliwal, K. K. (1997). “Bidirectional Recurrent Neural Networks.” IEEE Transactions on Signal Processing. 45(11), 2673–2681. https://doi.org/10.1109/78.650093

Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Namin, A. S. (2019). “The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series.” In 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) (pp. 3285–3292). IEEE. https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9005997

Silalertruksa, T., & Gheewala, S. H. (2018). “Carbon Footprint of Food and Beverage Industries in Thailand: Implications for Carbon-Neutral Production.” Journal of Cleaner Production. 172, 1040–1049. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.10.150

Singh, B., Chandra, A., & Al-Haddad, K. (2019). “Power Quality: Problems and Mitigation Techniques.” In Active Power Filter with Renewable Energy Sources (pp. 1–45). John Wiley & Sons.

Sun, G., Chen, T., Wei, Z., Sun, Y., Zang, H., & Chen, S. (2020). “A Carbon Price Forecasting Model Based on Variational Mode Decomposition and Spiking Neural Networks.” Energies. 9(1), 54. https://doi.org/10.3390/en9010054

Targosz, R., & Manson, J. (2007). “Pan-European Power Quality Survey.” In Proceedings of the 9th International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation (EPQU), Barcelona, Spain.

Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). “Forecasting at Scale.” The American Statistician. 72(1), 37–45. https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080

Tong, C., Li, J., Lang, C., Kong, F., Niu, J., & Rodrigues, J. J. P. C. (2020). “An Efficient Deep Model for Day-Ahead Electricity Load Forecasting With Stacked Denoising Auto-Encoders.” Journal of Parallel and Distributed Computing. 135, 121–130. https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2019.09.002

Triebe, O., Hewamalage, H., Pilyugina, P., Laptev, N., Bergmeir, C., & Rajagopal, R. (2021). “NeuralProphet: Explainable Forecasting at Scale.” arXiv preprint. arXiv:2111.15397.

UNFCCC. (2021). Thailand’s Long-Term Low Greenhouse Gas Emission Development Strategy (LT-LEDS). United Nations Framework Convention on Climate Change.

Wang, J., Li, P., Ran, R., Che, Y., & Zhou, Y. (2021). “A Short-Term Photovoltaic Power Prediction Model Based on the Gradient Boost Regression Tree.” Applied Sciences. 8(5), 689. https://doi.org/10.3390/app8050689

Wang, X., et al. (2024). “Impact of Carbon Emissions Trading System on Energy Efficiency: Evidence from China.” Energy Economics. 130, 107325.

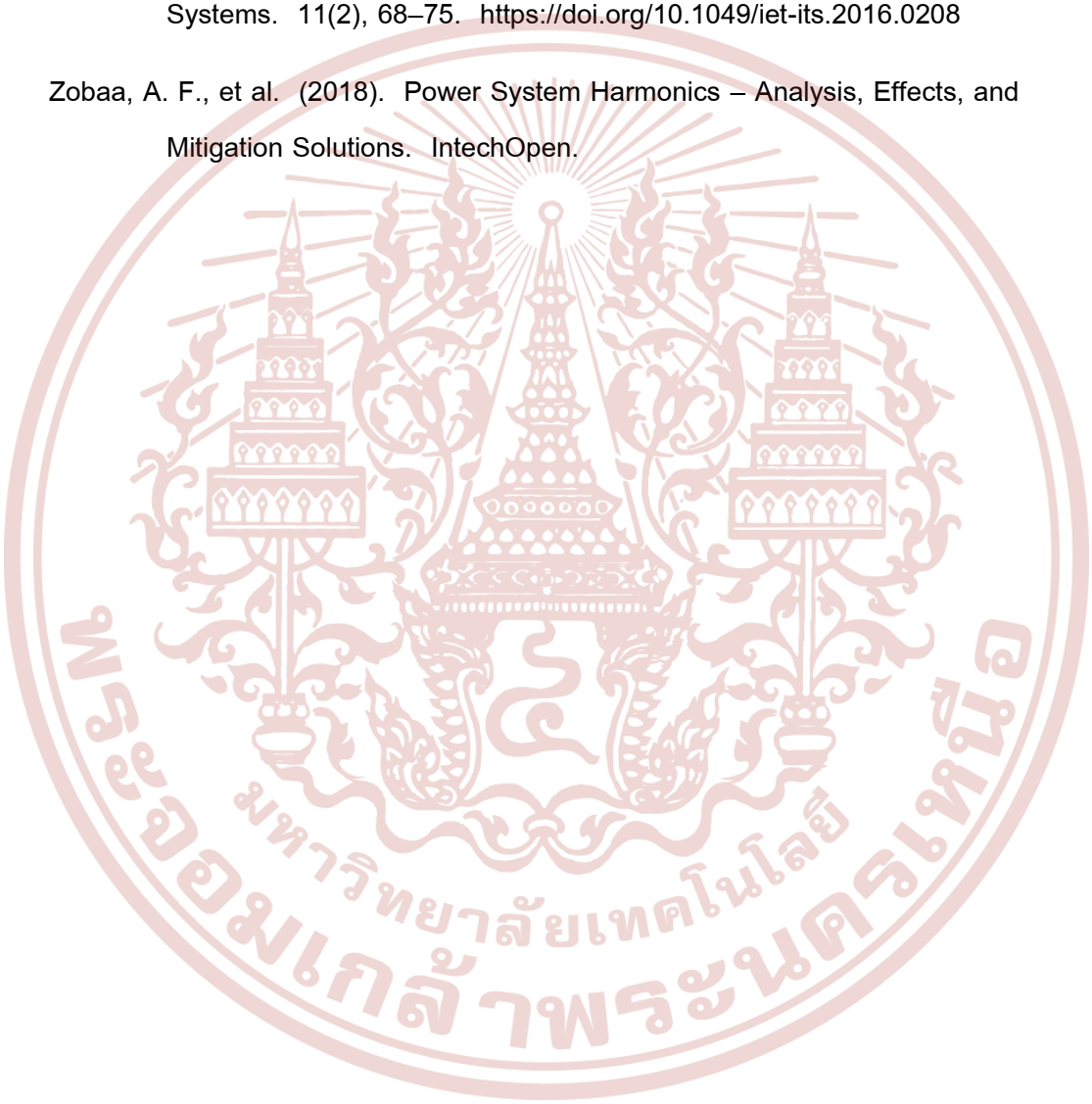
Wangpattarapong, K., Maneewan, S., Ketjoy, N., & Rakwichian, W. (2020). “The Impacts of Climatic and Economic Factors on Residential Electricity Consumption of Bangkok Metropolis.” Energy and Buildings. 40(8), 1419–1425. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.01.015

WRI, & WBCSD. (2004). The Greenhouse Gas Protocol: A Corporate Accounting and Reporting Standard (Revised Edition). World Resources Institute & World

Business Council for Sustainable Development. https://ghgprotocol.org/corporate-standard

Zhao, Z., Chen, W., Wu, X., Chen, P. C. Y., & Liu, J. (2017). "LSTM Network: A Deep Learning Approach for Short-Term Traffic Forecast." IET Intelligent Transport Systems. 11(2), 68–75. https://doi.org/10.1049/iet-its.2016.0208

Zobaa, A. F., et al. (2018). Power System Harmonics – Analysis, Effects, and Mitigation Solutions. IntechOpen.



ภาคผนวก

ก.ฐานข้อมูล

Trakoonsak, J. (2026). *Forecasting the Carbon Footprint of Electricity Consumption and Analyzing the Harmonic Distortion Indices in Electrical Systems*.

https://drive.google.com/drive/folders/1aPdpG2mNiDgz1MCGmnEOjsdCktE3wuzY?usp=sharing

ข.code

Trakoonsak, J. (2026). *Forecasting the Carbon Footprint of Electricity Consumption and Analyzing the Harmonic Distortion Indices in Electrical Systems* .

https://drive.google.com/drive/folders/1JFrMLquPqAVxzuZXq-0SOUrhaMKgTTcl?usp=sharing

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นาย จิรภัทร ตระกูลศักดิ์

ชื่อวิทยานิพนธ์ การพยากรณ์คาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการใช้ไฟฟ้าและการวิเคราะห์ดัชนีความเพี้ยนฮาร์มอนิกในระบบไฟฟ้า

สาขาวิชา สาขาวิชาสถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล

ประวัติ นาย จิรภัทร ตระกูลศักดิ์ นายจิรภัทร ตระกูลศักดิ์ สำเร็จการศึกษาระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพ (ปวช.) สาขาวิชาช่างยนต์ ในปี พ.ศ. 2554 และระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง (ปวส.) สาขาวิชาเทคโนโลยียานยนต์ ในปี พ.ศ. 2556 จากวิทยาลัยเทคนิคราชบุรี จากนั้นเข้าศึกษาต่อและสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมเครื่องกลและยานยนต์ จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ในปี พ.ศ. 2561 ปัจจุบันกำลังศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิชาสถิติประยุกต์ ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ด้านประสบการณ์การทำงาน ผู้วิจัยเริ่มต้นการปฏิบัติงานในฐานะนักศึกษาฝึกงานที่ บริษัท สยามคราฟท์อุตสาหกรรม จำกัด ในปี พ.ศ. 2558 ต่อมาได้ปฏิบัติงานในตำแหน่งหัวหน้างานและเจ้าหน้าที่ความปลอดภัยระดับหัวหน้างาน (Foreman & Safety Officer Supervisory) ที่ บริษัท ไฮ-สปีด เอ็นจิเนียริ่ง จำกัด ระหว่างปี พ.ศ. 2560–2561 โดยรับผิดชอบงานจัดเก็บและวิเคราะห์ข้อมูลสถิติด้านความปลอดภัยในโรงงานอุตสาหกรรมขนาดใหญ่ เช่น PTT Phenol, Sumitomo Electric และ Bridgestone หลังจากนั้นได้ปฏิบัติงานในตำแหน่งวิศวกรสนามและวิศวกรประมาณราคา (Site Engineer & Quantity Surveyor) ที่ บริษัท ธนสินธิ เอ็นจีเนียริ่ง เซอร์วิส จำกัด ระหว่างปี พ.ศ. 2562–2567 รับผิดชอบการวางแผนงาน การถอดแบบประเมินราคา และงานเขียนแบบทางวิศวกรรม