

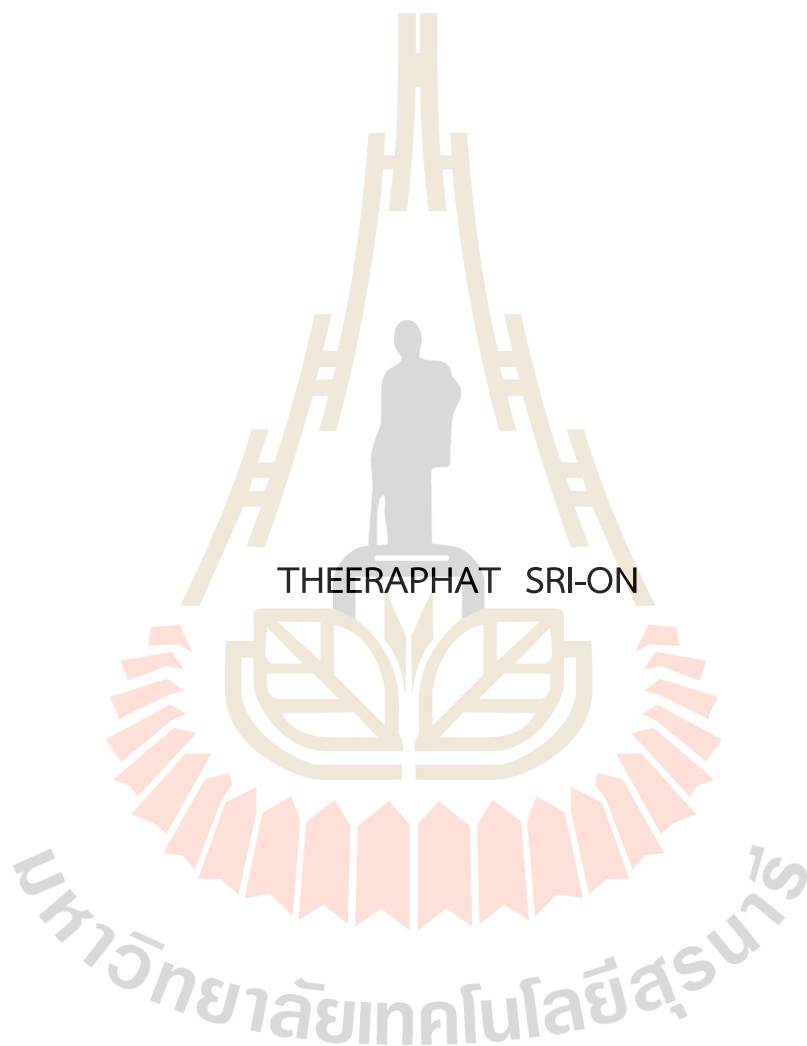
ระบบประเมินสถานะสุขภาพและอายุการใช้งานคงเหลือ
ของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออนด้วยเทคนิคการวิเคราะห์
ผลการตอบสนองเชิงพลศาสตร์ระหว่างการชาร์จ



นายทีรพรพงษ์ ศรีอ่อน

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2568

THE STATE OF HEALTH AND REMAINING USEFUL LIFE OF
LITHIUM-ION BATTERY PREDICTION SYSTEM USING THE
CHARGING DYNAMICS RESPONSE ANALYSIS



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Doctor of Philosophy in Mechatronics Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2025

ระบบประเมินสถานะสุขภาพและอายุการใช้งานคงเหลือของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน
ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ผลการตอบสนองเชิงพลศาสตร์ระหว่างการชาร์จ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาโท สาขาวิศวกรรมศาสตร์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(ศ. ดร. นิสัย เฟื่องเวโรจน์สกุล)

ประธานกรรมการ



(รศ. ดร. จิระพล ศรีเสริฐผล)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(รศ. ร.อ. ดร. กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

กรรมการ



(ผศ. ดร. อุเทน ลีตัน)

กรรมการ



(ผศ. ดร. สุรเดช ตัญญูธรรมรัตน์)

กรรมการ



(รศ. ดร. ยุพาพร รักสกุลพิวัฒน์)

รักษาการแทนรองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

และประกันคุณภาพ



(รศ. ดร. พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ตีรพรชญ์ ศรีอ่อน : ระบบประเมินสถานะสุขภาพและอายุการใช้งานคงเหลือของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออนด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ผลการตอบสนองเชิงพลศาสตร์ระหว่างการชาร์จ (THE STATE OF HEALTH AND REMAINING USEFUL LIFE OF LITHIUM-ION BATTERY PREDICTION SYSTEM USING THE CHARGING DYNAMICS RESPONSE ANALYSIS)

อาจารย์ที่ปรึกษา: รองศาสตราจารย์ ดร.จิระพล ศรีเสริญผล, 159 หน้า.

คำสำคัญ : แบตเตอรี่ลิเทียมไอออน การเสื่อมสภาพ การคัดแยก dynamic time warping

แบตเตอรี่ลิเทียมไอออนมีบทบาทในชีวิตประจำวันของผู้คนในปัจจุบันซึ่งเห็นได้จากการใช้งานแบตเตอรี่ลิเทียมไอออนเพื่อกักเก็บและจ่ายพลังงานให้อุปกรณ์ใช้งานส่วนบุคคล ระบบสำรองพลังงาน รวมไปถึงรถยนต์ที่เป็นหนึ่งระบบที่สำคัญอย่างยิ่งในปัจจุบัน ในการใช้งานแบตเตอรี่ลิเทียมไอออนจะแสดงพฤติกรรมเสื่อมสภาพทั้งในสภาวะการทำงานและในสภาวะการที่ไม่มีการใช้งาน การเสื่อมสภาพดังกล่าวส่งผลต่อความสามารถในการกักเก็บพลังงาน ความสามารถในการจ่ายกำลังไฟฟ้าระหว่างการดิสชาร์จ ความสามารถในการรับการชาร์จที่มีแนวโน้มลดลงตามอายุของแบตเตอรี่ นอกจากนี้ยังพบอีกว่าค่าความต้านทานในซึ่งเป็นตัวแปรที่ส่งผลโดยตรงต่ออัตราการเกิดความร้อนระหว่างการทำงานจะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตลอดเวลาการใช้งานอันนำไปสู่ความเสี่ยงต่อการลุกไหม้ของแบตเตอรี่เมื่อหมดอายุการทำงาน ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกันด้วยค่าการตอบสนองของแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วและกำลังไฟฟ้สำหรับการชาร์จที่ประกอบด้วยกระบวนการประมาณค่า state of charge (SOC) กระบวนการประมาณค่ากำลังไฟฟ้การชาร์จ (charging power, P_{chg}) และกระบวนการตรวจจับแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับต่างกันด้วยขั้นวิธี dynamics time warping (DTW) จากผลการวิจัยพบว่าแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วของแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพแตกต่างกันจะมีค่าแรงดันที่สูงกว่าในระหว่างการชาร์จแบบกระแสคงที่-แรงดันคงที่ (constant voltage - constant current) กำลังไฟฟ้การชาร์จของแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับใกล้เคียงกันจะมีค่าต่ำกว่าเมื่อเทียบกับแพ็กที่มีการเสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST สามารถใช้เพื่อการประมาณค่า SOC ได้โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.9969 0.9514 และ 0.9524 สำหรับชุดข้อมูล train test และ unseen ตามลำดับ พร้อมกับมีค่าคุณลักษณะในการประมาณได้แก่ V_{OCV} ค่า P_{chg} ต่ำสุดที่ได้จากช่วงเวลาสังเกต 60 s ค่า VT รวมจากช่วงเวลาสังเกตกว้าง 15 s ผลรวม P_{chg} จากช่วงเวลาสังเกตเท่ากับ 30 s VT สูงสุดจากช่วงเวลาสังเกต 4 s P_{chg} ต่ำสุดจากช่วงเวลาสังเกต 30 s P_{chg} ต่ำสุดจากช่วงเวลาสังเกต 45 s การตรวจจับแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับความรุนแรงที่

แตกต่างกันด้วยวิธีการ dynamic time warping สามารถตัดแยกแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพ
แตกต่างกันออกจากแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับใกล้เคียงกันได้อย่างชัดเจน โดยมี
accuracy เท่ากับ 0.97 precision เท่ากับ 1.00 recall เท่ากับ 0.96 และ F1 score เท่ากับ 0.98



สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์

ปีการศึกษา 2568

ลายมือชื่อนักศึกษา.....ทิวพรชัย
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....[Signature]

THEERAPHAT SRI-ON : THE STATE OF HEALTH AND REMAINING USEFUL LIFE
OF LITHIUM-ION BATTERY PREDICTION SYSTEM USING THE CHARGING
DYNAMICS RESPONSE ANALYSIS.

THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. JIRAPHON SRISERTPOL, Ph.D., 159 PP.

Keywords: LITHIUM ION BATTERY/DEGRADATION/ANOMALY DETECTION/DYNAMIC TIME
WARPING

Lithium-ion batteries play a significant role in people's daily lives today, as demonstrated by their use for energy storage and power supply in personal electronic devices, backup power systems, and, most notably, in vehicles, which constitute a crucial system in the modern era. Lithium-ion batteries exhibit degradation behaviors both under operational conditions and during periods of inactivity. Such degradation affects their energy storage capacity, discharge power capability, and charging acceptance, all of which tend to decline as the battery ages. In addition, it has been observed that the internal resistance a variable that directly influences the rate of heat generation during operation increases over time, thereby elevating the risk of battery ignition at the end of its service life. This research proposes a method for detecting battery packs with cells exhibiting varying degrees of degradation, utilizing terminal voltage responses and charging power, encompassing state of charge (SOC) estimation, charging power (P_{chg}) estimation, and the detection of battery packs with different levels of cell degradation through the dynamic time warping (DTW) algorithm. The results reveal that the terminal voltage of battery packs containing cells with different levels of degradation is higher during constant current-constant voltage (CC-CV) charging. The charging power of battery packs with cells of similar degradation levels is lower compared to those with significantly varied degradation levels. Furthermore, the XGBOOST machine learning model can be employed to estimate SOCI, achieving R^2 values of 0.9969, 0.9514, and 0.9524 for training, test, and unseen datasets, respectively. The significant features used for estimation include open circuit voltage, minimum charging power, summation of terminal voltage, summation of charging power, terminal voltage, and charging power. Detection of battery packs with cells

exhibiting varying degrees of degradation using the dynamic time warping method effectively distinguishes packs with severely degraded cells from those with similarly degraded cells, with an accuracy of 0.97, a precision of 1.00, a recall of 0.96, and an F1 score of 0.98.



School of Mechatronics Engineering
Academic Year 2025

Student's Signature.....
Advisor's Signature.....

(Handwritten signature)
(Handwritten signature)

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดีจากความรัก ความเมตตาของบิดาและมารดาข้าพเจ้าผู้ซึ่ง
เฝ้าเลี้ยง ดูแล อบรมข้าพเจ้าจนเติบโตเป็นผู้มีสติสัมปชัญญะและมีความสามารถจนสำเร็จการศึกษา
ได้ รวมถึงความกรุณาของ รองศาสตราจารย์ ดร.จิระพล ศรีเสริฐผล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่
ถ่ายทอดความรู้ คำแนะนำ ชี้แนวทางทั้งในด้านวิชาการและการดำเนินชีวิต รวมทั้งให้กำลังใจในการ
ทำงาน งานวิจัยและวิทยานิพนธ์สำเร็จเป็นอย่างดี

ขอขอบพระคุณคณาจารย์และเจ้าหน้าที่ในสาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ สำนักวิชา
วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้คำแนะนำ ตลอดจนความช่วยเหลือในการทำ
วิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงเป็นอย่างดี

ขอขอบคุณเพื่อนบัณฑิตศึกษา รุ่นพี่บัณฑิตศึกษาและรุ่นน้องบัณฑิตศึกษาในกลุ่มวิจัยและใน
สาขาวิชาที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำแนะนำ ให้ข้อเสนอ จนส่งผลให้การเรียนและการทำวิทยานิพนธ์
สำเร็จอย่างดี

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอขอบคุณนางสาวอมรรัตน์ ศรีอ่อน ภรรยาของข้าพเจ้าที่ห่วงใยและให้
กำลังใจในการทำงานวิจัยและวิทยานิพนธ์นี้สำเร็จเป็นอย่างดี และนางสาวชญานุช ศรีอ่อน ที่ให้
กำลังใจเสมอมา

คุณประโยชน์และคุณงามความดีที่เกิดจากวิทยานิพนธ์นี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้ นายสุพจน์
ศรีอ่อนและนางสุพรรณิ ศรีอ่อน ผู้เป็นบิดา มารดาที่รักยิ่งของข้าพเจ้า ซึ่งอบรมเลี้ยงดูข้าพเจ้าจนเติบโต
ใหญ่และประสบความสำเร็จในการศึกษาครั้งนี้

จิรพรชัย ศรีอ่อน

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ค
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ณ
สารบัญรูป.....	ช
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	ซ
บทที่	
1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย	1
1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย	7
1.3 สมมติฐานการวิจัย	7
1.4 ขอบเขตของการวิจัย	8
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้	9
2 ปรัชญาบรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	10
2.1 แบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (LITHIUM ION BATTERY, LIB)	10
2.1.1 ตัวแปรคุณลักษณะของแบตเตอรี่ (battery parameter)	14
2.1.2 การเสื่อมสภาพของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (Li-ion battery degradation)	18
2.1.3 แบบจำลองแบตเตอรี่ (battery model)	19
2.1.3.1 แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้า (electrical equivalent circuit model, EECm)	19
2.1.3.2 แบบจำลองสถานะสุขภาพของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (stage of health model, SOH)	21
2.2 การชาร์จแบตเตอรี่สำหรับรถยนต์ไฟฟ้า (BATTERY ELECTRIC VEHICLE CHARGING)	22

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3	ตัวสังเกตการณ์ (OBSERVER)	24
2.4	การตรวจหาข้อผิดพลาดและการควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาด (FAULTS DETECTION AND TOLERANCE CONTROL)	26
2.5	การควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาด (FAULT TOLERANCE CONTROL).....	27
2.6	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	28
3	วิธีดำเนินการวิจัย	39
3.1	พฤติกรรมการทำงานของแพ็กแบตเตอรี่	39
3.1.1	การทดสอบการชาร์จ constant current - constant voltage	41
3.1.2	การทดสอบการชาร์จแบบ pulse	41
3.2	แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการประมาณค่า SOC.....	41
3.2.1	Extreme Gradient Boosting (XGBOOST)	42
3.2.2	การคัดเลือกคุณลักษณะ	43
3.2.3	การประเมินประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลอง.....	43
3.3	แบบจำลองคณิตศาสตร์สำหรับการประมาณค่ากำลังไฟฟ้าอัดประจุ.....	44
3.3.1	แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน.....	44
3.3.2	ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (genetic algorithm)	46
3.4	ชุดอุปกรณ์การทดลอง.....	47
3.4.1	เครื่องทดสอบแบตเตอรี่	47
3.4.2	เซลล์แบตเตอรี่.....	48
3.5	ขั้นวิธีการตรวจจับแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพแตกต่าง.....	50
3.5.1	ขั้นวิธี dynamic time warping (DTW).....	51
4	ผลการวิจัยและอภิปรายผล	54
4.1	ผลการทดสอบการชาร์จ	54
4.1.1	การทดสอบการชาร์จแบบ CC-CV	54
4.1.2	การทดสอบการชาร์จแบบ Pulse	59
4.2	แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อสำหรับการประมาณค่า SOC	63
4.2.1	การคัดเลือกคุณลักษณะเฉพาะ	63

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.2.2 โครงสร้างแบบจำลอง XGBOOST.....	80
4.2.3 ประสิทธิภาพการประมาณค่าของแบบจำลอง.....	81
4.2.4 ความสำคัญของคุณลักษณะ.....	83
4.3 แบบจำลองคณิตศาสตร์เพื่อการประมาณค่ากำลังไฟฟ้าในการชาร์จ.....	84
4.3.1 กำลังไฟฟ้าการชาร์จในช่วงกระแสคงที่.....	85
4.3.2 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงแรงดันคงที่ (CV charging).....	88
4.4 ผลตรวจจับความผิดพลาดด้วยระเบียบวิธี DTW.....	91
4.4.1 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จ.....	92
4.4.2 ขอบเขตความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จ.....	107
5 สรุปและข้อเสนอแนะ.....	110
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	110
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	111
รายการอ้างอิง.....	112
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก.....	121
ภาคผนวก ข.....	146
ประวัติผู้เขียน.....	159

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1.1	ตัวอย่างการเกิดอุบัติเหตุจากการวิบัติเนื่องจากความร้อนของรถยนต์ไฟฟ้า 5
2.1	แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้าและสมการ 21
2.2	ลักษณะการชาร์จรถยนต์ไฟฟ้าตามข้อกำหนด มอก.61851 23
3.1	ลักษณะการเรียงเซลล์ภายในแพ็คแบตเตอรี่ 40
4.1	ปริมาณประจุไฟฟ้าและเวลาในการชาร์จแบบ CC-CV 58
4.2	แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.1 66
4.3	แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.2 67
4.4	แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.3 68
4.5	แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.4 69
4.6	แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.5 70
4.7	แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.6 71
4.8	กำลังไฟฟ้การชาร์จ conf.1 72
4.9	กำลังไฟฟ้การชาร์จ conf.2 73
4.10	กำลังไฟฟ้การชาร์จ conf.3 74
4.11	กำลังไฟฟ้การชาร์จ conf.4 75
4.12	กำลังไฟฟ้การชาร์จ conf.5 76
4.13	กำลังไฟฟ้การชาร์จ conf.6 77
4.14	ข้อมูลโครงสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง 80
4.15	กำลังไฟฟ้การชาร์จช่วงกระแสคงที่ 85
4.16	กำลังไฟฟ้การชาร์จช่วงแรงดันคงที่ 89
4.17	ความเหมือนของกำลังไฟฟ้การชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.0 93
4.18	ความเหมือนของกำลังไฟฟ้การชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.1 94
4.19	ความเหมือนของกำลังไฟฟ้การชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.2 95
4.20	ความเหมือนของกำลังไฟฟ้การชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.3 96

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.21 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.4	97
4.22 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.5	98
4.23 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.6	99
4.24 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.7	100
4.25 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.8	101
4.26 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.7	102
4.27 ค่า DTW alignment cost และ DTW normalized cost	103
4.28 ค่าตัวแปรสถิติของการกำหนดขอบเขตความเหมือน	104
4.29 ผลการตรวจจับความไม่เหมือนด้วยค่า DTW norm. cost	105

สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
1.1	จำนวนรถยนต์ไฟฟ้าจดทะเบียนสะสมในประเทศไทย รายปีและรายเดือน.....	2
1.2	แผนผังพื้นฐานของระบบขับเคลื่อนรถยนต์ไฟฟ้า	3
1.3	อุบัติเหตุจากการวิบัติเนื่องจากความร้อนของ LIB.....	4
2.1	ส่วนประกอบพื้นฐานของเซลล์ไฟฟ้าเคมีและการเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนและไอออน ระหว่างการดิสชาร์จ	11
2.2	การเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนและไอออนระหว่างการประจุไฟฟ้า	12
2.3	แรงดันไฟฟ้าและค่าความจุประจุทางทฤษฎีของเซลล์ลิเทียมไอออน	13
2.4	ส่วนประกอบเซลล์ลิเทียมไอออนและทิศทางการเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอน ไอออนใน ระหว่างการชาร์จแลพดิสชาร์จ.....	14
2.5	แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้าของแบตเตอรี่อย่างง่าย	16
2.6	แผนผังสาเหตุและผลกระทบที่เกิดต่อการเสื่อมสภาพของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน	19
2.7	แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้าของแบตเตอรี่	20
2.8	ลักษณะหัวเชื่อมต่อสำหรับการชาร์จรถยนต์ไฟฟ้าตาม มอก.61851	24
2.9	ลักษณะช่องสัญญาณภายในปลั๊กเชื่อมต่อแบบ CCS combo 2	24
2.10	โครงสร้างทั่วไปของระบบควบคุมแบบวงปิดด้วยการใช้ตัวสังเกตการณ์เพื่อการป้อนกลับ ..	25
2.11	แผนผังขั้นตอนวิธีการตรวจหาข้อผิดพลาด	27
2.12	แผนผังระบบการควบคุมหนทางต่อข้อผิดพลาด	28
2.13	พฤติกรรมของตัวแปรในแบบจำลอง EECm.....	30
2.14	อุณหภูมิของแบตเตอรี่จากผลการศึกษาของ Amini และคณะ.....	31
2.15	การเปลี่ยนแปลงค่าความจุประจุไฟฟ้า ค่าอิมพีแดนซ์ของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน ภายใต้อิทธิพลของอุณหภูมิ.....	32
2.16	ค่าความต้านทานภายในแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน ภายใต้อิทธิพลของปริมาณประจุไฟฟ้า และค่ากระแสในการดิสชาร์จ.....	33

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.17 ระบบตรวจหาของผิดพ่วงของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออนด้วยการสกัดลักษณะด้วยค่ากระแสแรงดันไฟฟ้าและอุณหภูมิแบตเตอรี่	34
2.18 แผนผังการสร้างและแบบจำลองขั้นตอนของปัญญาประดิษฐ์สำหรับการประมาณค่าอัตราการเพิ่มของจำนวนประจุในแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน	35
2.19 ผลการเปรียบเทียบความไม่ปกติของกำลังไฟฟ้า	36
2.20 ค่า DTW ของการสั้นทางกลจากชุดลูกปืน	37
3.1 วงจรสมมูลไฟฟ้าของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน 1st order Thevenin	44
3.2 ผังแสดงชั้นวิธีเชิงพันธุกรรม	47
3.3 ความแม่นยำและ range ของเครื่องทดสอบแบตเตอรี่	48
3.4 ลักษณะภายนอกเครื่องทดสอบแบตเตอรี่	48
3.5 เซลล์ LFP 15 Ah	49
3.6 แผงวงจรระบบบริหารจัดการแบตเตอรี่	49
3.7 ผังวงจรการทดสอบแบตเตอรี่	50
3.8 แผนผังวิธีตรวจสอบแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพแตกต่างกัน	51
3.9 แผนผังชั้นวิธี dynamic time warping	51
3.10 แผนผังตัวอย่าง DTW และ alignment path ของการเปรียบเทียบข้อมูลอนุกรมเวลา	52
4.1 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV	56
4.2 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV ณ เวลา 0 s ถึง 20 s	56
4.3 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV ณ เวลา 1,500 s ถึง 2,000 s	57
4.4 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV ณ ช่วงการชาร์จแบบ CV	57
4.5 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ	58
4.6 VT การชาร์จแบบ pulse	60
4.7 กำลังไฟฟ้าการชาร์จแบบ pulse	62
4.8 correlation matrix ระหว่างตัวแปรสำหรับโมเดลประมาณค่า SOCI	78
4.9 pearson correlation coefficient ของคุณลักษณะต่อ SOCI	79

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่		หน้า
4.10	pearson correlation coefficient 15 ลำดับแรก	79
4.11	ผลการประมาณค่า SOCI ด้วยชุดข้อมูล train	81
4.12	ผลการประมาณค่า SOCI ด้วยชุดข้อมูล test.....	82
4.13	ผลการประมาณค่า SOCI ด้วยชุดข้อมูล unseen	82
4.14	F-score ของคุณลักษณะสำหรับการประมาณค่า SOCI.....	83
4.15	แผนผังการวิเคราะห์ SHAP ของคุณลักษณะการประมาณค่า SOCI.....	84
4.16	ค่า DTW norm. cost และ norm. cost threshold	107
4.17	ค่า DTW norm. cost และ norm. cost threshold 2.....	108
4.18	confusion matrix ของการตรวจจับแพ็คแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพ.....	108

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

A	คือ เมทริกซ์ระบบ (system matrix)
B	คือ เมทริกซ์เข้า (input matrix)
BEV	คือ fully battery electric vehicles
BMS	คือ ระบบบริหารจัดการแบตเตอรี่
C	คือ เมทริกซ์ออก (output matrix)
C(X,Y)	คือ DTW cost
CC-CV	คือ constant current constant voltage
$C_{i=1,2,3,\dots}$	คือ ตัวเก็บประจุ
D	คือ เมทริกซ์ส่งผ่าน (direct transmission matrix)
$d_{i,j}$	คือ DTW local path
DOD	คือ ความลึกการคายประจุไฟฟ้า (depth of discharge)
DTW	คือ ขั้นตอนวิธี Dynamic Time Warping
DTW(X,Y)	คือ DTW path of time series data
E_{batt}	คือ พลังงานแบตเตอรี่ (battery energy)
EECm	คือ electrical equivalent circuit model
F	คือ Faraday constant
FCEV	คือ fuel cell electric vehicles
GA	คือ genetic algorithm
HEV	คือ hybrid electrical vehicles
i_t	คือ ค่ากระแสที่คายออกหรือประจุเข้าแบตเตอรี่
LCO	คือ lithium cobalt oxide
LCP	คือ lithium cobalt phosphate
LFSF	คือ lithium iron fluorosulfate
LIB	คือ battery lithium ion
$LiFePO_4$,	คือ Lithium Iron Phosphate
LFP	
LMO	คือ lithium manganese oxide

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

LTS	คือ lithium titanium sulfide
MAE	คือ mean absolute error
m_{batt}	คือ มวลของแบตเตอรี่
M_m	คือ molar mass ของธาตุที่ใช้ผลิตขั้วไฟฟ้า
m_R	คือ มวลของขั้วไฟฟ้า
n	คือ จำนวนของข้อมูล
n_e	คือ จำนวนอิเล็กตรอนต่อ 1 ไอออน
NCA	คือ nickel cobalt aluminum oxide
NMC	คือ nickel cobalt manganese oxide
PCC	คือ Pearson correlation
P_{chg}	คือ กำลังไฟฟ้าการชาร์จ
PHEV	คือ plug-in hybrid electric vehicles
Q	คือ ปริมาณระจุ
Q_p	คือ practical battery capacity
Q_T	คือ ความจุแบตเตอรี่เชิงทฤษฎี
$R_{i=1,2,3,...}$	คือ ตัวต้านทาน
R^2	คือ Coefficient of Determination
RMSE	คือ root mean square error
R_s	คือ ตัวต้านทานไฟฟ้า
RUL	คือ remaining useful life
SE	คือ พลังงานจำเพาะ (specific energy)
SE_p	คือ พลังงานจำเพาะเชิงปฏิบัติ
SE_T	คือ พลังงานจำเพาะเชิงทฤษฎี
SOC	คือ สถานะประจุไฟฟ้า (state of charge)
SOCI	คือ สถานะประจุไฟฟ้าตั้งต้น
SOH	คือ สถานะสุขภาพของแบตเตอรี่ (stage of health)
SP	คือ กำลังจำเพาะ (specific power)
TR	คือ thermal runaway
U	คือ เวกเตอร์ตัวแปรเข้า (input variable vector)

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

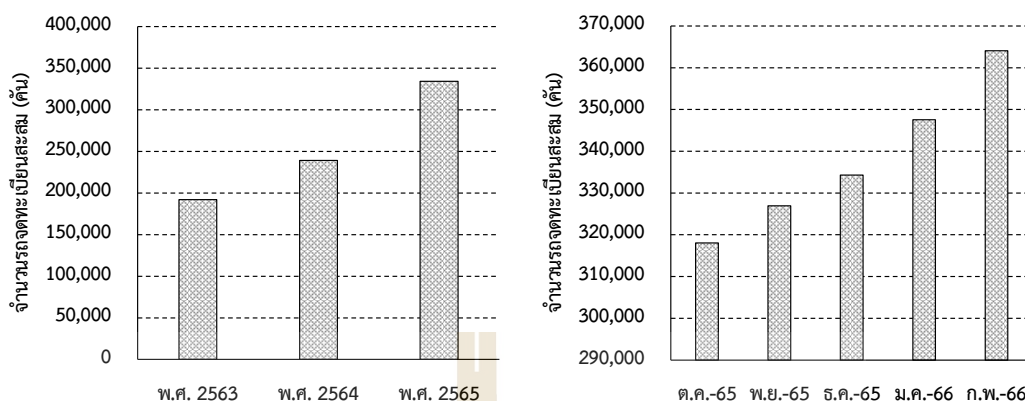
V_{cut}	คือ cut off voltage
V_{ocv}	คือ แรงดันวงจรเปิดภายใน (open-circuit voltage)
V_{RC}	คือ แรงดันไฟฟ้าตกคร่อมวงจรขนาน RC
V_{RS}	คือ แรงดันไฟฟ้าตกคร่อม R_s
V_T	คือ แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว (terminal voltage)
x_{mole}	คือ จำนวน mole ของธาตุที่ใช้ผลิตขั้วไฟฟ้า
X	คือ เวกเตอร์สถานะ (state vector)
x_i	คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ i
\dot{X}	คือ การเปลี่ยนแปลงของเวกเตอร์สถานะ
Y	คือ เวกเตอร์การตอบสนอง (output variable vector)
y_i	คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ i
\bar{y}	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริง
\hat{y}	คือ ค่าที่ได้จากการประมาณด้วยฟังก์ชัน
k	คือ จำนวนของ tree
F	คือ ชุดสมการการทำนายของ tree แต่ละต้น
J	คือ ฟังก์ชันเป้าหมายการเรียนรู้ของโมเดล
L	คือ loss function
$F(x_i)$	คือ ผลการทำนาย
$\omega(f_k)$	คือ complexity of the tree

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย

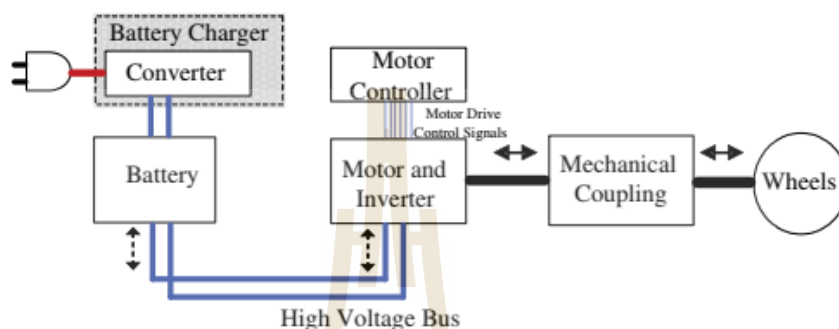
พัฒนาการของรถยนต์ไฟฟ้าเป็นไปอย่างก้าวกระโดด ณ ปัจจุบัน ด้วยความสามารถในการลดการปล่อยก๊าซมลพิษ การลดลงของมลพิษทางเสียงเมื่อมีการใช้งาน การลดลงของปริมาณการใช้เชื้อเพลิงฟอสซิล จึงสามารถกล่าวได้ว่ารถยนต์ไฟฟ้าเป็นยานพาหนะที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อมและเป็นอีกหนึ่งองค์ประกอบที่จะนำไปสู่สังคมคาร์บอนต่ำหรือสังคมไร้คาร์บอน (Kulkarni et al., 2022; W. Liu et al., 2022; Un-Noor et al., 2017) ซึ่งจะส่งผลดีต่อสิ่งแวดล้อมและการเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศ นอกจากนี้ในประเทศไทยมีจำนวนผู้ให้ความสนใจและใช้งานเป็นจำนวนมาก พร้อมกับมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นอย่างชัดเจน โดยในปี พ.ศ. 2564 ถึง พ.ศ. 2565 ที่มีปริมาณรถยนต์ไฟฟ้าจดทะเบียนสะสมเพิ่มขึ้นถึงร้อยละ 39.81 และเมื่อพิจารณาข้อมูลรายเดือนจะพบว่ารถยนต์ไฟฟ้าได้รับความสนใจเพิ่มขึ้นในทุกเดือนดังปรากฏข้อมูลในรูปที่ 1.1 (กรมการขนส่งทางบก, 2565) ซึ่งเป็นผลจากความสามารถที่กล่าวไว้ข้างต้นรวมกับนโยบายของรัฐบาลที่ส่งเสริมให้มีการใช้งานรถยนต์ไฟฟ้าและส่งเสริมการลงทุนของผู้ผลิตรถยนต์ในประเทศ สำหรับรถยนต์ไฟฟ้านั้นสามารถแบ่งออกได้เป็น 4 รูปแบบตามลักษณะของการใช้พลังงานจากแหล่งจ่ายพลังงาน ซึ่งได้แก่ 1.รถยนต์ไฟฟ้ารูปแบบไฮบริด (hybrid electrical vehicles, HEV) 2.รถยนต์ไฟฟ้าปลั๊กอินไฮบริด (plug-in hybrid electric vehicles, PHEV) 3.รถยนต์เซลล์เชื้อเพลิง (fuel cell electric vehicles, FCEV) และ 4.รถยนต์ไฟฟ้าแบตเตอรี่ (fully battery electric vehicles, BEV) ซึ่งรถยนต์รูปแบบที่ HEV PHEV และ BEV (กรมการขนส่งทางบก, 2565) ได้รับความนิยมและมีการใช้งานในประเทศไทยและเป็นรูปแบบที่ใช้แบตเตอรี่เป็นแหล่งกักเก็บและจ่ายพลังงานให้กับรถยนต์



รูปที่ 1.1 จำนวนรถยนต์ไฟฟ้าจดทะเบียนสะสมในประเทศไทย รายปีและรายเดือน (กรมการขนส่งทางบก, 2565)

โดยการขับเคลื่อนรถยนต์ไฟฟ้าดังแสดงในรูปที่ 1.2 ใช้มอเตอร์เปลี่ยนรูปพลังงานไฟฟ้าไปเป็นพลังงานกลและส่งผ่านพลังงานกลดังกล่าวสู่ล้อผ่านชุดส่งกำลังทางกล (mechanical coupling) ซึ่งพลังงานทั้ง 2 รูปข้างต้นจะมีพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงไปตามลักษณะความเร็วของการขับขี่ โดยผู้ขับขี่จะควบคุมความเร็วของรถยนต์ผ่านคันเร่ง โดยมีชุดควบคุมมอเตอร์ (motor controller) ทำหน้าที่แปลงสัญญาณที่ได้จากคันเร่งให้อยู่ในรูปของสัญญาณควบคุมเพื่อป้อนให้กับเครื่องผกผัน (inverter) ซึ่งจะทำการเปลี่ยนรูปแบบของไฟฟ้ากระแสตรงที่รับจากแบตเตอรี่ไปเป็นไฟฟ้ากระแสสลับที่มีความถี่ที่เหมาะสมก่อนจ่ายให้กับมอเตอร์เพื่อให้รถยนต์มีความเร็วตามที่ผู้ขับขี่ต้องการ (Chau, 2015; Fotouhi et al., 2016; Husain, 2021) รถยนต์ไฟฟ้าในปัจจุบันใช้แบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (Li-ion หรือ LIB) (Fotouhi et al., 2016; Husain, 2021; Samantaray et al., 2022) เป็นอุปกรณ์ในการกักเก็บ-จ่ายพลังงานไฟฟ้า ซึ่งในระหว่างการใช้งานรถยนต์ LIB จะเปลี่ยนพลังงานเคมีไปเป็นพลังงานไฟฟ้าภายใต้ ปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้า (electrochemical oxidation-reduction reaction) (Andrea, 2020; Reddy & Linden, 2011) ในการศึกษาี้เรียกว่า การดิสชาร์จ (discharge) และเมื่อ LIB จ่ายพลังงานไฟฟ้าจนถึงสถานะที่มีพลังงานต่ำสุด LIB จะได้รับการจ่ายพลังงานไฟฟ้ากลับเข้าไปด้วยเครื่องชาร์จแบตเตอรี่ (battery charger) ในการศึกษาี้เรียกว่า การชาร์จ (charge) เพื่อให้พร้อมในการใช้งานครั้งถัดไป ซึ่งเป็นกระบวนการที่เกิดขึ้นในทิศทางย้อนกลับของการดิสชาร์จ จึงเห็นได้ว่า LIB จะทำงานลักษณะที่เป็นรอบสลับกันระหว่างการดิสชาร์จและชาร์จตลอดอายุการทำงาน เมื่อเปรียบเทียบคุณลักษณะเฉพาะระหว่าง LIB กับแบตเตอรี่ประเภทอื่นจะพบว่า LIB มีค่าพลังงานจำเพาะ (specific energy) ค่าความหนาแน่นพลังงาน (energy density) ที่สูงกว่า (Feng, Ouyang, et al., 2018) จึงส่งผลต่อสมรรถนะการขับขี่ ทั้งในด้านของระยะทางการ

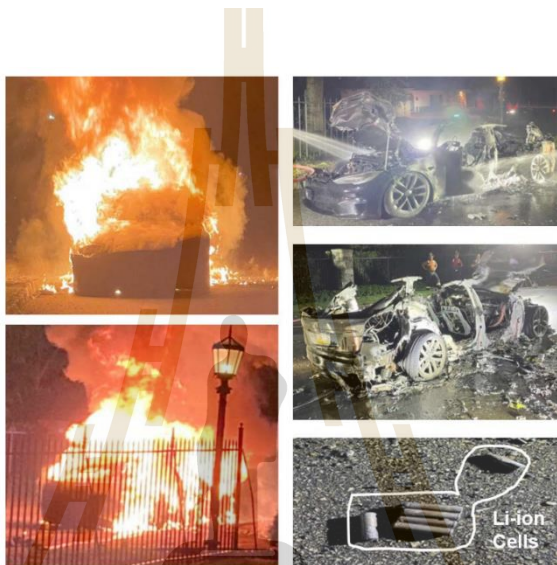
ข้อได้เปรียบที่เพิ่มขึ้น ในด้านของอัตราเร่งและความเร็วของรถยนต์จะมีค่าสูงขึ้น รวมไปถึงระยะเวลาสำหรับการชาร์จที่ลดต่ำลง (Husain, 2021; Kulkarni et al., 2022) จึงเป็นผลให้รถยนต์ไฟฟ้าในปัจจุบันใช้งาน LIB เป็นแหล่งกักเก็บและจ่ายพลังงานหลัก



รูปที่ 1.2 แผนผังพื้นฐานของระบบขับเคลื่อนรถยนต์ไฟฟ้า (Husain, 2021)

สถานะสุขภาพ (state of health, SOH) ของ LIB SOH เป็นตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อความปลอดภัยในการใช้งาน โดยที่ SOH เป็นตัวแปรที่จำเป็นอย่างยิ่งต่อการประเมินค่าสถานะประจุ (state of charge, SOC) ที่หากเกิดความคลาดเคลื่อนในการประเมินจะส่งผลให้เกิดการใช้งาน LIB ที่เกินขอบเขตของแรงดันไฟฟ้าต่ำสุด-สูงสุด จนอาจนำไปสู่การเสื่อมสภาพที่เกิดในอัตราที่สูงขึ้น (Maleki & Howard, 2006; Neunzling et al., 2023; Sun et al., 2022) และเป็นสาเหตุหนึ่งที่ทำให้เกิดการลุกไหม้เนื่องจากความร้อนซึ่งในงานวิจัยนี้เรียกว่า การวิบัติเนื่องจากความร้อน (thermal runaway, TR) (Feng et al., 2014; Feng, Ouyang, et al., 2018) รวมถึงจะผลต่อการประเมินอายุการใช้งานคงเหลือ (remaining useful life, RUL) ที่แสดงเวลาการใช้งานจากปัจจุบันจนถึงเวลาที่ LIB หมดอายุการใช้งาน ซึ่งจะพิจารณาให้ LIB หมดอายุการใช้งานเมื่อ SOH มีค่าต่ำกว่า 80% (Elmahallawy et al., 2022; Nuroldayeva et al., 2023; Zhang et al., 2023) และยังส่งต่อค่าใช้จ่ายในการบำรุงรักษาที่จะสามารถควบคุม วางแผนการซ่อมบำรุงและดำเนินการซ่อมได้อย่างมีประสิทธิภาพ สมรรถนะด้านความร้อนเป็นอีกปัจจัยที่สำคัญเนื่องด้วยความร้อนเป็นสาเหตุที่สำคัญต่ออายุการใช้งานและเป็นสาเหตุหลักที่ก่อให้เกิด TR ใน LIB สมรรถนะด้านความร้อนเป็นการประเมินถึงพฤติกรรมของอุณหภูมิแกนกลาง LIB ที่เกิดขึ้นระหว่างการใช้งานและหลังจากการใช้งานจนถึงสถานะคงตัว (steady state) ของอุณหภูมิแกนกลาง ทั้งนี้ อุณหภูมิแกนกลางเป็นตัวแปรที่ได้รับอิทธิพลจากแรงดันไฟฟ้าวงจรเปิดของแบตเตอรี่ กระแสไฟฟ้าที่ดิสชาร์จหรือชาร์จ อายุการใช้งานและอุณหภูมิสิ่งแวดล้อมรอบข้าง (Amini et al., 2021; X. Liu et al., 2022; Wang et al., 2021) ทั้งนี้ หาก LIB มีอุณหภูมิแกนกลางสูงจะเหนี่ยวนำให้อัตราการเสื่อมสภาพมีค่าสูงขึ้นและนำไปสู่อายุการใช้

งานที่ต่ำลง รวมถึงสามารถเหนี่ยวนำให้ LIB เกิด TR เป็นผลให้เกิดความสูญเสียทั้งในชีวิตและทรัพย์สิน (Elmahallawy et al., 2022; Feng, Ouyang, et al., 2018) ดังในรูปที่ 1.3 แสดงความสูญเสียที่เกิดขึ้นจากการเกิด TR ของรถยนต์ไฟฟ้า นอกจากนี้ ยังปรากฏอุบัติเหตุที่เกิดจากการเกิด TR ดังในตารางที่ 1.1 ซึ่งรายงานการเกิดอุบัติเหตุและสาเหตุของการเกิด TR ซึ่ให้เห็นว่าในปัจจุบัน LIB ในรถยนต์ไฟฟ้ายังมีโอกาสเกิด TR ได้ทั้งจากสาเหตุการใช้งานที่ไม่ปกติและในสภาพการใช่งานที่ปกติ



รูปที่ 1.3 อุบัติเหตุจากการวิบัติเนื่องจากความร้อนของ LIB (Elmahallawy et al., 2022)



ตารางที่ 1.1 ตัวอย่างการเกิดอุบัติเหตุจากการวิบัติเนื่องจากความร้อนของรถยนต์ไฟฟ้า
(Elmahallawy et al., 2022)

Incident scenario	Incident date	Incident location
Fire while being parked (Unplugged)	Mar.2019	Tilburg, Netherlands
	Jul.2020	Virginia, USA
	May.2021	Ashburn, Virginia, USA
	Jun.2021	Boryeong, South Korea
Fire while being charged	Mar.2019	Massachusetts, USA
	Oct.2020	Lucie, Florida, USA
	Oct.2020	Gyeonggi-do, South Korea
	Nov.2020	Langenfeld, Germany
Fire while being driven	May.2018	Hubei, China
	Jun.2018	California, USA
	Jun.2021	Haverford, Pennsylvania
	Jul.2021	California, USA
Fire after vehicle crashed	Mar.2018	Texas, USA
	May.2018	Florida, USA
	May.2018	Ticino, Switzerland
	Apr.2021	Texas, USA

การเสื่อมสภาพของ LIB เป็นกระบวนการที่เกิดการเปลี่ยนแปลงสภาพโครงสร้างขององค์ประกอบภายในทั้งวัสดุขั้วไฟฟ้า (electrode) อิเล็กโทรไลต์ (electrolyte) และวัสดุรวมกระแส (current collector) ที่แสดงออกมาในรูปของการเปลี่ยนแปลงค่าความจุประจุ (capacity) ที่แสดงถึงปริมาณประจุไฟฟ้าที่ LIB สามารถกักเก็บได้ และการลดลงของกำลังไฟฟ้าที่จ่ายได้ (power fade) ที่เป็นผลเนื่องจากการเพิ่มขึ้นของค่าความต้านทานภายในหรือค่าอิมพีแดนซ์ (impedance) (Singh et al., 2023; Sun et al., 2022; Zhang et al., 2015) การระบุค่าการเสื่อมสภาพของ LIB มักแสดงในค่าของ SOH ซึ่งจะแสดงในรูปของร้อยละสุขภาพที่มีลดลงจากสภาพในการเริ่มต้นใช้งาน หาก LIB มีการลดลงของ SOH มากกว่าร้อยละ 20 หรือมีค่า SOH ต่ำกว่าร้อยละ 80 จะถือว่า LIB หมดอายุการใช้งาน (Lu et al., 2013; Nuroldayeva et al., 2023; Zhang et al., 2023) นอกจากนี้การแสดงให้เห็นถึงการเสื่อมสภาพยังสามารถแสดงได้ในรูปของค่า RUL ที่แสดงจำนวนรอบของการชาร์จที่เหลือก่อนหมดอายุการใช้งาน (Elmahallawy et al., 2022; Lipu et al., 2018; Zhang et al., 2017) ปัจจุบัน

ที่ส่งผลให้เกิดการเสื่อมสภาพและเพิ่มอัตราการเสื่อมสภาพได้แก่ กระแสไฟฟ้าที่ชาร์จและดิสชาร์จมีค่าสูง แรงดันไฟฟ้าที่ต่ำหรือสูงเกินขอบเขตการทำงานปกติ อุณหภูมิของ LIB และสภาพแวดล้อมโดยรอบ รวมถึง LIB ที่ถูกจัดเก็บด้วยค่า SOC ที่สูงจะมีอัตราการเสื่อมสภาพที่สูงเมื่อเปรียบเทียบกับการจัดเก็บด้วย SOC ที่ต่ำกว่า (Pelletier et al., 2017) เมื่อพิจารณาข้อมูลข้างต้นจะพบว่า LIB จะมีอัตราการเสื่อมสภาพที่แตกต่างตามลักษณะการใช้งานและการจัดเก็บ ดังนั้นความสามารถในการทำงานของ LIB ที่ผลิตและเริ่มต้นใช้งานในเวลาเดียวกันจะปรากฏออกมาในลักษณะที่แตกต่างกัน และส่งผลกระทบต่อระบบที่รับเอาพลังงานจาก LIB เพื่อการทำงานด้วยอีกทางหนึ่ง ประกอบกับเมื่อ LIB มีการเสื่อมสภาพจะตอบสนองต่อการชาร์จและดิสชาร์จในรูปของแรงดันไฟฟ้าที่สูงกว่าเมื่อใช้กระแสไฟฟ้าที่เท่ากันซึ่งเป็นผลจากการเพิ่มขึ้นของค่าความต้านทานภายในของแบตเตอรี่ที่เสื่อมสภาพมีค่าสูงตั้งที่นำเสนอไว้ข้างต้น

ระเบียบวิธีการตรวจสอบความเสมือนเป็นหนึ่งในเครื่องมือที่สามารถใช้เพื่อตรวจสอบความไม่ปกติของระบบเชิงวิศวกรรมได้ โดยการพิจารณาข้อมูลที่เป็นตัวแปรที่สามารถชี้บ่งพฤติกรรมของระบบเปรียบเทียบกับข้อมูลในลักษณะเดียวกันที่ใช้เป็นมาตรฐานในการเปรียบเทียบหรือตัวจับความไม่ปกติของระบบ โดยที่เมื่อระบบมีพฤติกรรมการทำงานที่เปลี่ยนแปลงไปหรือเกิดความผิดปกติเกินขอบเขตยอมรับได้ชุดข้อมูลตัวแปรทั้งหมดจะมีการเบี่ยงเบนไปจากชุดข้อมูลมาตรฐาน ร่วมกับการกำหนดขอบเขตที่สามารถชี้บ่งได้ชัดเจนต่อความไม่ปกติของระบบจะส่งผลให้กระบวนการตรวจสอบหรือการประเมินสภาพความไม่ปกติของระบบสามารถดำเนินการคัดแยกได้อย่างมีประสิทธิภาพ จากข้อมูลข้างต้นจะเห็นว่า LIB การเสื่อมสภาพของจะส่งผลให้ตัวแปรที่ปรากฏในแบบจำลองคณิตศาสตร์และตรวจแปรที่สามารถวัดได้โดยตรงจะเกิดการเบี่ยงเบนไปจากสภาพปกติเมื่ออายุการใช้งานเริ่มต้น

จากข้อมูลข้างต้นจะเห็นได้ว่าการใช้งานรถยนต์ไฟฟ้าจะมีความต้องการกำลังในการขับเคลื่อนที่ตามสภาพถนนที่สูง-ชัน ความขรุขระ สภาพแวดล้อมรอบข้างที่ร้อนหรือเย็นเป็นผลให้สมรรถนะการทำงานของระบบ แตกต่างกันไป ประสิทธิภาพการใช้งานรถยนต์เพื่อการขับขี่ส่วนบุคคลหรือเพื่อการพาณิชย์ เพื่อการขนส่ง รวมถึงพฤติกรรมขับขี่ที่ต้องการใช้งานรถในความเร่ง ความแรง และกำลังที่ต้องการ ล้วนเป็นปัจจัยที่ส่งเสริมให้ LIB มีการเสื่อมสภาพการทำงานและอายุการใช้งานคงเหลือที่แตกต่างกันและเป็นผลให้สมรรถนะการทำงานของ LIB ทั้งในด้านของไฟฟ้าที่ปรากฏในรูปของกำลังไฟฟ้าที่จ่ายได้ ค่าความจุประจุไฟฟ้าที่ลดต่ำลง และเป็นผลต่อพฤติกรรมทางด้านความร้อนของ LIB ที่ปรากฏเมื่อมีการใช้งาน นอกจากนี้ การเสื่อมสภาพที่สูงจะเป็นผลให้อัตราการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิมีค่าที่สูงขึ้นเมื่อเทียบกับ LIB ที่มีอายุการใช้งานน้อย และไม่สามารถจ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับระบบขับเคลื่อนของรถยนต์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นผลให้ความเสี่ยงต่อการเกิด TR มีค่าสูงขึ้นตามไปด้วย เพื่อเป็นการตรวจสอบสถานะสุขภาพ อายุการใช้งานคงเหลือที่จะสามารถนำไปประกอบการตัดสินใจในการใช้งาน การซ่อมบำรุง การซื้อขายรถยนต์ที่ผ่านการใช้งานหรือการตัดสินใจ

ในการรับประกันการทำงานของ LIB และเพื่อเป็นการป้องกันการเกิดอันตรายจากการวิบัติเนื่องจากความร้อนของแบตเตอรี่ที่จะส่งผลให้เกิดการสูญเสียทั้งชีวิตและทรัพย์สิน งานวิจัยนำเสนอการสร้างขั้นวิธีเพื่อการตรวจจับแพ็คแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน โดยใช้แบบจำลองคณิตศาสตร์ทางไฟฟ้าร่วมกับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการทำนายค่าสถานะประจุไฟฟ้าตั้งต้นและการตรวจจับแพ็คแบตเตอรี่ด้วยระเบียบวิธี dynamic time warping เพื่อเป็นเครื่องในการวิเคราะห์และการเฝ้าระวังการทำงานของแบตเตอรี่ให้มีความปลอดภัยและมีความน่าเชื่อถือ

1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นพัฒนาขั้นวิธีเพื่อการตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน เพื่อเป็นเครื่องมือสำหรับแจ้งเตือนความเป็นปัจจุบันของแพ็คแบตเตอรี่ โดยมีเป้าประสงค์หลักดังต่อไปนี้

- 1) พัฒนาขั้นวิธีการตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน ด้วยการประเมินพฤติกรรมทางไฟฟ้าของแบตเตอรี่ระหว่างการชาร์จ แรงดันไฟฟ้าที่และกำลังไฟฟ้า
- 2) พัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อใช้ผลการตอบสนองเชิงพลศาสตร์ของแบตเตอรี่ระหว่างการชาร์จสำหรับการประเมิน SOC
- 3) ประเมินความสัมพันธ์ระหว่างพฤติกรรมของแรงดันไฟฟ้าที่ชั่ว กำลังไฟฟ้า ต่อ SOC

1.3 สมมติฐานการวิจัย

งานวิจัยนี้มีเป็นการพัฒนาขั้นวิธีการตรวจจับซึ่งใช้ผลการตอบสนองของแบตเตอรี่ระหว่างการชาร์จเพื่อประเมินสภาพของเซลล์ภายในแบตเตอรี่ โดยมีอิทธิพลของตัวแปรที่เป็นสมมติฐานในการพัฒนาดังนี้

- 1) อายุการใช้งานคงเหลือของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออนเป็นตัวแปรที่ได้รับอิทธิพลจากการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของขั้วไฟฟ้าและสารอิเล็กโทรไลต์ภายใน
- 2) สถานะสุขภาพของแบตเตอรี่เป็นตัวแปรที่แสดงถึงคาร์บอนของเสื่อมสภาพการใช้งาน โดยได้รับอิทธิพลจากการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของขั้วไฟฟ้าและสารอิเล็กโทรไลต์ภายใน
- 3) การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของขั้วไฟฟ้าและสารอิเล็กโทรไลต์ภายในแบตเตอรี่เป็นผลให้ค่าความจุประจุไฟฟ้าและค่าความต้านทานภายในของแบตเตอรี่มีค่าเพิ่มสูงขึ้น
- 4) ค่าความจุประจุไฟฟ้าเป็นตัวแปรที่ได้รับอิทธิพลจากอายุการใช้งาน อัตราการดิสชาร์จและชาร์จที่มีค่ากระแสแตกต่างกันและอุณหภูมิของแบตเตอรี่

5) ค่าความต้านทานภายในของแบตเตอรี่เป็นตัวแปรที่มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตลอดการใช้งาน แบตเตอรี่ โดยมีอัตราการเพิ่มขึ้นที่ได้รับอิทธิพลจาก ค่ากระแสในการดิสชาร์จและชาร์จ อุณหภูมิของ แบตเตอรี่

6) แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วเป็นตัวแปรที่แสดงพฤติกรรมเชิงพลศาสตร์เมื่อแบตเตอรี่เกิดการได้รับ หรือสูญเสียประจุไฟฟ้า พร้อมกับได้รับอิทธิพลจากการเปลี่ยนแปลงของค่าความจุประจุและค่าความ ต้านทานภายในแบตเตอรี่

สมมติฐานงานวิจัยจึงกล่าวได้ว่า เมื่อแบตเตอรี่มีการเสื่อมสภาพเนื่องจากการใช้งานจะส่งผล ให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสภาพโครงสร้างของวัสดุภายในและแสดงออกมาในรูปแบบการเปลี่ยนแปลง ค่าการตอบสนองเชิงพลศาสตร์ของแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วและกำลังไฟฟ้าสำหรับชาร์จ ดังนั้นจึงสามารถใช้ พฤติกรรมของแปรดังกล่าวร่วมกับขั้นตอนวิธีทางคณิตศาสตร์ เพื่อสร้างขั้นตอนวิธี แบบจำลอง การ เรียนรู้ของเครื่องเพื่อประเมินสภาพความเสียหายของเซลล์ภายในแบตเตอรี่ได้

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาขั้นวิธีเพื่อการตรวจจับโดยพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องและ ขั้นตอนวิธีการประเมินตัวแปรเพื่อการตรวจจับ (anomaly/faults detection) ซึ่งขอบเขตใน งานวิจัยดังนี้

- 1) ใช้ผลการตอบสนองของแบตเตอรี่ระหว่างการชาร์จเป็นตัวแปรต้นในการประเมิน
- 2) ใช้เซลล์แบตเตอรี่แบบ Lithium Iron Phosphate (LiFePO_4 , LFP) ที่พิกัดแรงดันไฟฟ้า ปกติเท่ากับ 3.2 V. ขนาดความจุประจุเท่ากับ 15 Ah.
- 3) ใช้แพ็คเกจแบตเตอรี่ที่มีพิกัดแรงดันไฟฟ้าปกติเท่ากับ 12 V. โดยใช้รูปแบบการจัดเรียงแบบ ต่ออนุกรม 4 เซลล์ ขนาน 2 เซลล์ (4S2P)
- 4) ใช้รูปแบบการชาร์จด้วยไฟฟ้ากระแสตรง รูปแบบ constant current constant voltage (CC-CV) และใช้อุปกรณ์การชาร์จ ตามข้อกำหนดของ มอก.61851 -1 มอก. 61851 -21 มอก. 61851 -23 และ มอก. 61851 -24
- 5) พิจารณาสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ศึกษาพฤติกรรมและพัฒนาขั้นวิธีตรวจจับ ภายใต้อิทธิพลของการชาร์จตามขอบเขตข้อที่ 4
- 6) ใช้โปรแกรม MATLAB Simulink ในการพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์และศึกษา พฤติกรรมการทำงานเชิงพลศาสตร์ของระบบ

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้

- 1) ชั้นวิธีการตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน โดยใช้พฤติกรรมของแรงดันไฟฟ้าที่ชั่วและกำลังไฟฟ้าสำหรับชาร์จสำหรับการตรวจจับ
- 2) แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการประมาณค่าสถานะประจุ
- 3) พฤติกรรมผลตอบสนองชั่วคราว (transient response) ของแบตเตอรี่ที่มีระดับการเสื่อมสภาพของเซลล์ที่ระดับเดียวกันและแตกต่างกัน
- 4) แบบจำลองคณิตศาสตร์เพื่อการประมาณค่าแรงดันไฟฟ้าที่ชั่วและกำลังไฟฟ้าการชาร์จของแบตเตอรี่ภายใต้การชาร์จแบบ constant current constant voltage



บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้เป็นบททบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อเป็นพื้นฐานทางทฤษฎีและความเข้าใจอันเป็นรากฐานสำคัญของงานวิจัยฉบับนี้ โดยเนื้อหาจะครอบคลุมตั้งแต่หลักการดำเนินงานพื้นฐานและองค์ประกอบของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (LIB) ตัวแปรคุณลักษณะที่สำคัญในการอธิบายสถานะของแบตเตอรี่ กลไกและปัจจัยที่ส่งผลต่อการเสื่อมสภาพ การศึกษาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ประเภทต่างๆ ที่ใช้ในการทำนายพฤติกรรมของแบตเตอรี่ โดยเฉพาะแบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้า และรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับมาตรฐานการชาร์จแบตเตอรี่สำหรับรถยนต์ไฟฟ้า และทฤษฎีที่จำเป็นสำหรับการพัฒนาระบบตรวจจับข้อผิดพลาด เช่น ตัวสังเกตการณ์ (Observer) และขั้นตอนวิธีการตรวจหาข้อผิดพลาด (Fault Detection) รวมไปถึงวิเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต เพื่อชี้ให้เห็นถึงพัฒนาการขององค์ความรู้ในปัจจุบันและระบุช่องว่างของงานวิจัย (Research Gap) ซึ่งเป็นที่มาของวัตถุประสงค์และสมมติฐานในงานวิจัย

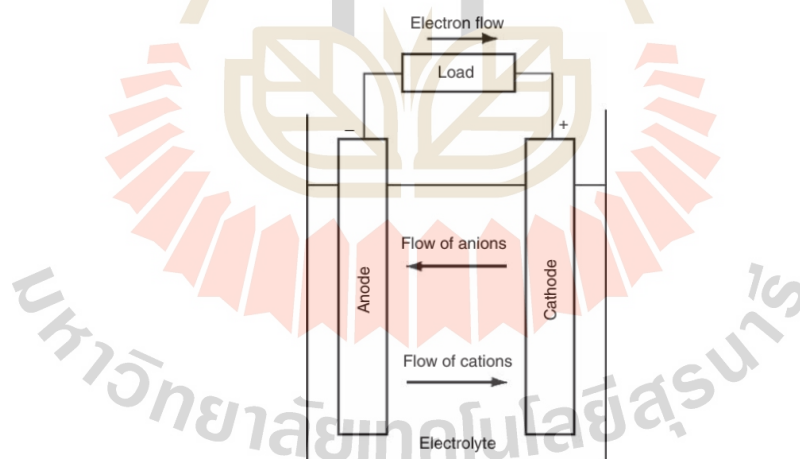
2.1 แบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (lithium ion battery, LIB)

แบตเตอรี่เป็นอุปกรณ์ซึ่งทำหน้าที่กักเก็บและเปลี่ยนรูปพลังงาน ซึ่งสามารถเปลี่ยนพลังงานเคมีที่มีอยู่ใน active material ของแบตเตอรี่ให้อยู่ในรูปพลังงานไฟฟ้าด้วยปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้า (electrochemical oxidation-reduction reaction) และสามารถกักเก็บพลังงานไฟฟ้าด้วยปฏิกิริยาย้อนกลับได้เมื่อมีการจ่ายกระแสไฟฟ้าหรือการประจุไฟฟ้าให้กับแบตเตอรี่ การเปลี่ยนรูปพลังงานทั้ง 2 กระบวนการนั้นจะเกิดขึ้นในเซลล์ไฟฟ้าเคมีซึ่งในงานวิจัยนี้จะเรียกว่า เซลล์ (cell) โดยในแบตเตอรี่นั้นจะประกอบด้วยเซลล์จำนวนหลายเซลล์และส่วนประกอบพื้นฐานของเซลล์ไฟฟ้าเคมีมีรายละเอียดดังรูปที่ 2.1 และรายละเอียดดังนี้

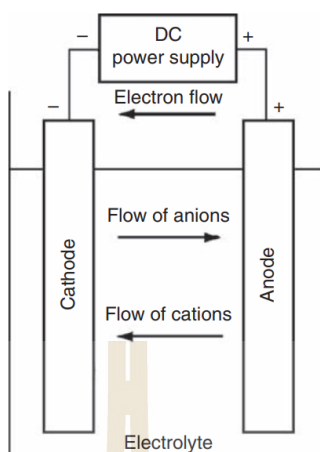
1) ขั้วไฟฟ้าลบ (anode, negative electrode) เป็นวัสดุที่จ่ายอิเล็กตรอนให้ไหลผ่านวงจรไฟฟ้าภายนอกเมื่อเกิดการใช้พลังงานไฟฟ้าจากแบตเตอรี่ ซึ่งกระบวนการที่เกิดขึ้นเรียกว่า oxidation

2) ขั้วไฟฟ้าบวก (cathode, positive electrode) เป็นวัสดุที่รับอิเล็กตรอนระหว่างที่เกิดปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้าหรือระหว่างการใช้พลังงานไฟฟ้าจากแบตเตอรี่ ซึ่งปฏิกิริยาที่เกิดขึ้นเรียกว่า reduction

3) อิเล็กโทรไลต์ ทำหน้าที่เป็นตัวกลางในการเคลื่อนย้ายไอออนระหว่างขั้วไฟฟ้าลบและขั้วไฟฟ้าบวกภายในเซลล์ ซึ่งโดยทั่วไปอิเล็กโทรไลต์เป็นสารละลายเกลือ กรด หรือด่าง (alkali) ที่มีน้ำเป็นตัวทำละลายหรือตัวทำละลายชนิดอื่นที่มีความสามารถในการนำไอออน ในเซลล์บางชนิดใช้อิเล็กโทรไลต์ที่มีสถานะเป็นของแข็งหรือพอลิเมอร์เจล กระบวนการคายประจุ (discharge) ของเซลล์ ซึ่งในการศึกษานี้เรียกว่า ดิสชาร์จ เป็นกระบวนการที่เซลล์เปลี่ยนรูปพลังงานเคมีไปสู่พลังงานไฟฟ้าและจ่ายเข้าสู่วงจรไฟฟ้าภายนอก ในระหว่างที่กระบวนการดำเนินไปจะเกิดการส่งผ่านอิเล็กตรอนจากขั้วไฟฟ้าลบไปยังขั้วไฟฟ้าบวกผ่านวงจรไฟฟ้าภายนอกและไอออนบวกในอิเล็กโทรไลต์จะถูกส่งผ่านเข้าสู่ขั้วไฟฟ้าบวก ไอออนลบในอิเล็กโทรไลต์จะถูกส่งเข้าสู่ขั้วไฟฟ้าลบ ดังแสดงในรูปที่ 2.1 สำหรับเซลล์แบตเตอรี่ที่เกิดการคายประจุและไม่สามารถประจุไฟฟ้ากลับให้แบตเตอรี่ได้นิยมเรียกว่า เซลล์แบตเตอรี่แบบปฐมภูมิ (primary battery) สำหรับเซลล์แบตเตอรี่ที่นำกลับมาใช้ใหม่ได้โดยการประจุไฟฟ้า (charge) ใหม่ได้หลายรอบเรียกว่า เซลล์แบตเตอรี่แบบทุติยภูมิ (secondary battery) โดยกระบวนการประจุไฟฟ้า ซึ่งในการศึกษานี้เรียกว่า ชาร์จ จะเกิดการส่งผ่านอิเล็กตรอนจากวงจรไฟฟ้าภายนอกเข้าสู่ขั้วไฟฟ้าลบในขณะที่ขั้วไฟฟ้าบวกจะเกิดการสูญเสียอิเล็กตรอน การเคลื่อนที่ของไอออนบวกและไอออนลบจะถูกส่งเข้าสู่อิเล็กโทรไลต์ซึ่งกระบวนการทั้งหมดจะเกิดขึ้นในลักษณะตรงกันข้ามกับกระบวนการคายประจุ ดังแสดงในรูปที่ 2.2

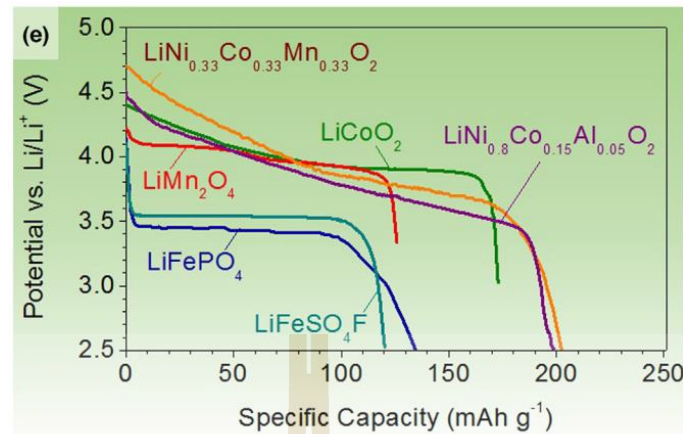


รูปที่ 2.1 ส่วนประกอบพื้นฐานของเซลล์ไฟฟ้าเคมีและการเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนและไอออนระหว่างการดิสชาร์จ (Reddy & Linden, 2011)



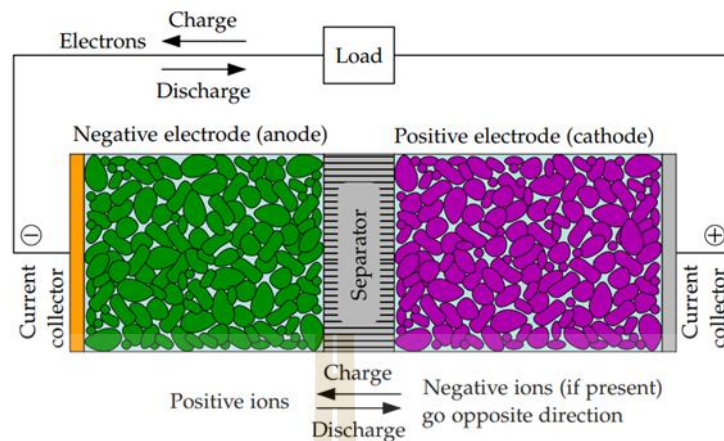
รูปที่ 2.2 การเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอนและไอออนระหว่างการประจุไฟฟ้า (Reddy & Linden, 2011)

แบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (lithium-ion battery, LIB) เป็นแบตเตอรี่ที่ใช้วัสดุที่สามารถกักเก็บและปล่อยประจุของลิเทียมได้เป็นขั้วไฟฟ้า โดยในระหว่างการใช้งานลิเทียมไอออนจะเกิดการเคลื่อนที่จากขั้วไฟฟ้าบวกไปยังขั้วไฟฟ้านลบและในระหว่างการประจุไฟฟาลิเทียมไอออนจะถอยตัวจากขั้วไฟฟ้านลบพร้อมกับเคลื่อนย้ายไปฝังตัวในขั้วไฟฟ้าบวก ดังนั้นวัสดุที่ใช้ในการผลิตขั้วไฟฟ้าควรเป็นวัสดุที่มีโครงสร้างเป็นชั้นหรือมีช่องว่างเพื่อให้ไอออนของลิเทียมสามารถฝังตัวหรือถอยตัวออกได้ระหว่างการทำงาน (Nitta et al., 2015) วัสดุที่ใช้ในการผลิตขั้วไฟฟ้าบวกเซลล์ลิเทียมไอออนโดยส่วนใหญ่จะเป็นวัสดุลิเทียมออกไซด์ได้แก่ lithium cobalt oxide (LCO) lithium manganese oxide (LMO) nickel cobalt manganese oxide (NCM) nickel cobalt aluminum oxide (NCA) lithium cobalt phosphate (LCP) lithium iron phosphate (LFP) lithium iron fluorosulfate (LFSF) และ lithium titanium sulfide (LTS) สำหรับขั้วไฟฟ้านลบ ในส่วนของขั้วไฟฟ้านลบเซลล์ลิเทียมไอออนนิยมใช้วัสดุ graphite ในการผลิตเนื่องจากเป็นวัสดุที่มีความแข็งแรงเชิงกล มีค่าการนำไฟฟ้าที่สูงและมีค่าสัมประสิทธิ์การแพร่ของมวลลิเทียมไอออนที่สูง เมื่อพิจารณาคุณสมบัติของวัสดุที่ใช้ในการผลิตขั้วไฟฟ้าจะพบว่าเซลล์ลิเทียมไอออนแต่ละชนิดจะมีแรงดันไฟฟ้าและความจุประจุไฟฟ้า (charge capacity) ที่ต่างออกไปดังแสดงในรูปที่ 2.3 ตามค่า electrochemical equivalents ที่แสดงถึงค่าปริมาณประจุที่กักเก็บได้ของวัสดุที่ใช้ผลิตในหน่วย A/g และค่า standard reduction potential แสดงถึงค่าแรงดันไฟฟ้าที่วัสดุมีเมื่อใช้เป็นขั้วไฟฟ้าในหน่วย V (Nitta et al., 2015; Reddy & Linden, 2011)



รูปที่ 2.3 แรงดันไฟฟ้าและค่าความจุประจุทางทฤษฎีของเซลล์ลิเทียมไอออน (Nitta et al., 2015)

การทำงานของเซลล์ลิเทียมไอออนจะไม่ปรากฏปฏิกิริยาเคมีในระหว่างการทำงานทั้งในกรณีการจ่ายประจุและการรับประจุ (Plett, 2015; Reddy & Linden, 2011) จะมีเพียงการเคลื่อนย้ายไอออนของลิเทียมดังที่กล่าวไว้ข้างต้น โครงสร้างและส่วนประกอบภายในเซลล์ดังแสดงในรูปที่ 2.4 ประกอบด้วย current collector ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวกลางในการเคลื่อนที่ของประจุไฟฟ้าและอิเล็กตรอนระหว่างเซลล์ไฟฟ้าและวงจรภายนอก ส่วนประกอบที่ 2 คือ ขั้วไฟฟ้าบวกซึ่งเป็นวัสดุผสมในกลุ่มลิเทียมออกไซด์ดังที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น ทำหน้าที่ในการจ่ายประจุไฟฟ้าออกสู่วงจรภายนอกและรับเอาอิเล็กตรอนจากวงจรภายนอกในระหว่างการใช้งาน (discharge) และจะรับเอาประจุไฟฟ้าพร้อมจ่ายอิเล็กตรอนในระหว่างการรับประจุ (charge) ส่วนประกอบที่ 3 คือ ขั้วไฟฟาลบนิยมผลิตด้วยวัสดุ graphite จ่ายอิเล็กตรอนพร้อมกับรับเอาประจุไฟฟ้าจากวงจรภายนอกในระหว่างการใช้งานและจะเกิดกระบวนการในทิศทางตรงข้ามเมื่ออยู่ระหว่างการรับประจุ ส่วนประกอบที่ 3 คือ อิเล็กโทรไลต์ซึ่งทำหน้าที่เป็นสารตัวนำไอออนให้เกิดการแลกเปลี่ยนระหว่างขั้วไฟฟ้าบวกและลบ มักมีคุณสมบัติในการนำไอออนที่ดีแต่ไม่นำอิเล็กตรอนเพื่อไม่ให้เกิดการลัดวงจรภายในเซลล์ อิเล็กโทรไลต์เป็นสารละลายที่อยู่รูปของเหลวหรือเจล ส่วนประกอบที่ 4 คือ แผ่นกั้นในแบตเตอรี่ (separator) ทำหน้าที่ในการป้องกันการลัดวงจรภายในของแบตเตอรี่มีลักษณะเป็นแผ่นฟิล์มบางหรือแผ่นใยสังเคราะห์ (membrane) มีคุณสมบัติที่สามารถให้ไอออนเคลื่อนที่ผ่านได้เป็นอย่างดีและไม่นำไฟฟ้า ส่วนประกอบพื้นฐานและทิศทางการเคลื่อนที่ของไอออน อิเล็กตรอนภายในเซลล์ลิเทียมไอออนเป็นดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ส่วนประกอบเซลล์ลิเทียมไอออนและทิศทางการเคลื่อนของอิเล็กตรอน ไอออนในระหว่างการชาร์จแลพติสชาร์จ (Plett, 2015)

2.1.1 ตัวแปรคุณลักษณะของแบตเตอรี่ (battery parameter)

หัวข้อนี้นำเสนอตัวแปรที่จำเป็นสำหรับการกล่าวถึงคุณลักษณะของแบตเตอรี่ ซึ่งนิยมใช้เพื่อการสื่อสารถึงสถานะของแบตเตอรี่ในระหว่างการใช้งาน

ความจุแบตเตอรี่เชิงทฤษฎี (theoretical battery capacity, Q_T)

ความจุแบตเตอรี่เป็นตัวแปรที่แสดงถึงปริมาณประจุไฟฟ้าที่แบตเตอรี่สามารถจ่ายให้วงจรภายนอกได้ตั้งแต่เริ่มต้นจนถึงค่าแรงดันต่ำสุด ความจุแบตเตอรี่แสดงในหน่วย Ah (1 Ah = 3,600 coulomb) การประเมินค่าความจุแบตเตอรี่เชิงทฤษฎีสามารถพิจารณาได้ตามสมการแสดงความสัมพันธ์ที่ (1) ถึง (3) (Husain, 2021)

$$m_R = \frac{QM_m}{Fn} \quad (2.1)$$

$$Q_T = xnF \quad \text{ในหน่วย coulomb} \quad (2.2)$$

$$Q_T = 0.278nF \frac{m_R}{M_m} \quad \text{ในหน่วย Ah} \quad (2.3)$$

เมื่อ	m_R	คือ มวลของขั้วไฟฟ้า
	Q	คือ ปริมาณระจุ
	Q_T	คือ ความจุแบตเตอรี่เชิงทฤษฎี

M_m	คือ molar mass ของธาตุที่ใช้ผลิตขั้วไฟฟ้า
F	คือ Faraday constant
n	คือ จำนวนอิเล็กตรอนต่อ 1 ไอออน
x	คือ จำนวน mole ของธาตุที่ใช้ผลิตขั้วไฟฟ้า

ความจุแบตเตอรี่เชิงปฏิบัติ (practical battery capacity, Q_p)

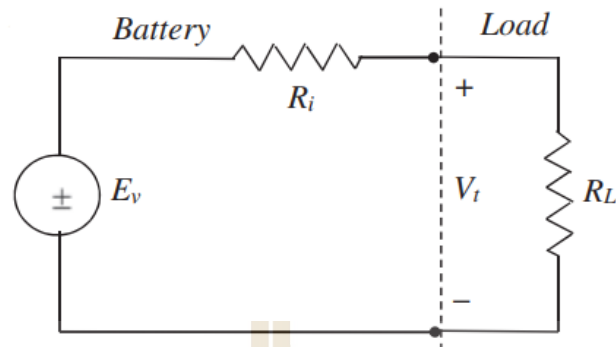
ความจุแบตเตอรี่ในเชิงปฏิบัติคือปริมาณประจุไฟฟ้าที่แบตเตอรี่สามารถจ่ายให้กับวงจรไฟฟ้าภายนอกได้เมื่อมีการใช้งาน ซึ่งมักจะมีค่าน้อยกว่า Q_T ซึ่งสามารถพิจารณาหา Q_p ได้ด้วยกระบวนการปล่อยประจุออกจากแบตเตอรี่จากแรงดันสูงสุดไปจนแรงดันของแบตเตอรี่มีค่าต่ำสุดเมื่อพิจารณาให้อยู่ในรูปสมการจะได้ตามสมการที่ (4)

$$Q_p = \int_{t_0}^{t_{final}} i_c dt \quad (2.4)$$

เมื่อ i_c คือ ค่ากระแสที่คายออกหรือประจุเข้าแบตเตอรี่ Q_p จะได้รับผลกระทบจากค่ากระแสที่ใช้เพื่อการปล่อยประจุ ในกรณีที่ใช้ค่ากระแสในการปล่อยประจุสูง Q_p จะมีค่าน้อยกว่าในกรณีใช้ค่ากระแสต่ำ ซึ่งเป็นผลมาจากการเปลี่ยนแรงดันที่ขั้วของแบตเตอรี่จะต่ำลงอย่างรวดเร็วในกรณีที่ใช้ค่ากระแสสูง เป็นผลให้การปล่อยประจุใช้เวลาที่น้อยกว่า นอกจากนี้ยังมีอิทธิพลของการถ่ายเทประจุและไอออนภายในแบตเตอรี่ที่ส่งผลกระทบต่อพฤติกรรมของ Q_p เช่นเดียวกัน

แรงดันวงจรเปิดภายใน (open-circuit voltage, V_{ocv})

การศึกษาพฤติกรรมการทำงานด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับแบตเตอรี่นั้นกระทำโดยการใช้วงจรสมมูลไฟฟ้า (electrical equivalent circuit model, EECm) ซึ่งภายในแบบจำลองดังกล่าวจะประกอบด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรงและตัวต้านทานดังแสดงในรูปที่ 2.5 ซึ่งแสดงส่วนประกอบของ EECm อย่างง่าย เพื่อเป็นการแสดงพฤติกรรมการทำงานของแบตเตอรี่ให้ถูกต้อง และมีพฤติกรรมที่ตรงตามพฤติกรรมจริงของแบตเตอรี่จึงกำหนดให้มีส่วนประกอบภายในแบบจำลองดังที่นำเสนอไว้ข้างต้น สำหรับ V_{ocv} เป็นตัวแปรที่ได้รับอิทธิพลจากการเปลี่ยนแปลงจำนวนประจุในแบตเตอรี่ อุณหภูมิของแบตเตอรี่ อายุการใช้งาน รวมไปถึงภาระการทำงานในขณะนั้นของแบตเตอรี่



รูปที่ 2.5 แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้าของแบตเตอรี่อย่างง่าย (Husain, 2021)

แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว (terminal voltage, V_T)

แบตเตอรี่มีส่วนประกอบซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวกลางการส่งผ่านประจุไฟฟ้าระหว่างภายในแบตเตอรี่และวงจรไฟฟ้าภายนอกซึ่งเรียกว่า ขั้วต่อ แรงดันไฟฟ้าที่วัดได้บริเวณขั้วต่อเรียกว่า แรงดันขั้วต่อ หรือ V_T ในทางปฏิบัติ V_T ใช้เป็นตัวแปรที่ชี้บ่งถึงสภาพความพร้อมในการใช้งาน ในกรณี V_T มีค่าสูงกว่าแรงดันตัดจ่าย (cut off voltage, V_{cut}) ตามที่ผู้ผลิตกำหนดจะถือว่าแบตเตอรี่อยู่ในสภาพพร้อมใช้งานและในทางตรงกันข้ามหาก V_T มีค่าใกล้เคียงหรือน้อยกว่า V_{cut} ถือว่าแบตเตอรี่อยู่ในสภาพไม่พร้อมใช้งาน แต่อย่างไรก็ตามการใช้ V_T เพียงตัวแปรเดียวยังไม่เพียงพอต่อการบ่งบอกสภาพความพร้อมการใช้งานได้อย่างถูกต้องและใกล้เคียงสภาพจริงมากนักซึ่งจะได้กล่าวถึงรายละเอียดในลำดับถัดไป

สถานะประจุไฟฟ้า (state of charge, SOC)

สถานะประจุไฟฟ้า หรือ SOC เป็นตัวแปรที่แสดงร้อยละของปริมาณประจุไฟฟ้าที่มีอยู่ในแบตเตอรี่ ซึ่งสามารถชี้บ่งได้ว่าแบตเตอรี่มีปริมาณประจุไฟฟ้าคงเหลือที่สามารถคายออกมาได้ในปริมาณเท่าใด ในการพิจารณาค่า SOC สามารถพิจารณาได้ตามสมการที่ (2.5)

$$SOC_t = \frac{Q_{t=0} - \int_{t_0}^t i_t dt}{Q_p} \times 100 \quad (2.5)$$

- เมื่อ SOC_t คือ สถานะประจุไฟฟ้าที่เวลานั้น
 $Q_{t=0}$ คือ ปริมาณประจุไฟฟ้าในแบตเตอรี่ที่เวลาเริ่มต้น
 i_t คือ ค่ากระแสที่คายออกหรือประจุเข้าแบตเตอรี่

ความลึกการคายประจุไฟฟ้า (depth of discharge, DOD)

ความลึกการคายประจุไฟฟ้า DOD ใช้เพื่อการแสดงร้อยละของปริมาณประจุไฟฟ้าที่คายออก ต่อด้วยความจุของแบตเตอรี่ ซึ่งเป็นตัวแปรที่แปรผกผันกับค่า SOC และสามารถพิจารณาได้จากสมการที่ (2.6)

$$DOD_t = \frac{\int_{t_0}^t i_t dt}{Q_P} \times 100 \quad (2.6)$$

พลังงานแบตเตอรี่ (battery energy, E_{batt})

แบตเตอรี่จ่ายประจุไฟฟ้าเพื่อใช้งานในวงจรไฟฟ้าภายนอกกระบวนการดังกล่าวเป็นกระบวนการจ่ายพลังงานในรูปของพลังงานไฟฟ้า ในการพิจารณาค่าพลังงานแบตเตอรี่นั้นจึงเป็นการวัดค่าพลังงานทั้งหมดที่แบตเตอรี่จ่ายโดยการพิจารณาจากปริมาณประจุไฟฟ้าที่จ่ายออกมาควบคู่กับแรงดันขั้วไฟฟ้า ซึ่งสามารถพิจารณาได้ดังสมการที่ (2.7)

$$E_{batt} = \int_{t_0}^t i_t V_t dt \quad (2.7)$$

พลังงานจำเพาะ (specific energy, SE)

พลังงานจำเพาะ เป็นการพิจารณาหาอัตราส่วนระหว่างพลังงานแบตเตอรี่ที่สามารถจ่ายออกมาต่อด้วยมวลของแบตเตอรี่ ซึ่งพิจารณาได้ตามสมการที่ (8) และ (9) สำหรับค่า SE ในเชิงทฤษฎีและทางปฏิบัติตามลำดับ

$$SE_T = 0.278nF \frac{m_R}{M_m} \times \frac{V_{batt}}{m_{batt}} \quad (2.8)$$

$$SE_p = \frac{E_{batt}}{m_{batt}} \quad (2.9)$$

เมื่อ SE_T คือ พลังงานจำเพาะเชิงทฤษฎี
 SE_p คือ พลังงานจำเพาะเชิงปฏิบัติ
 m_{batt} คือ มวลของแบตเตอรี่

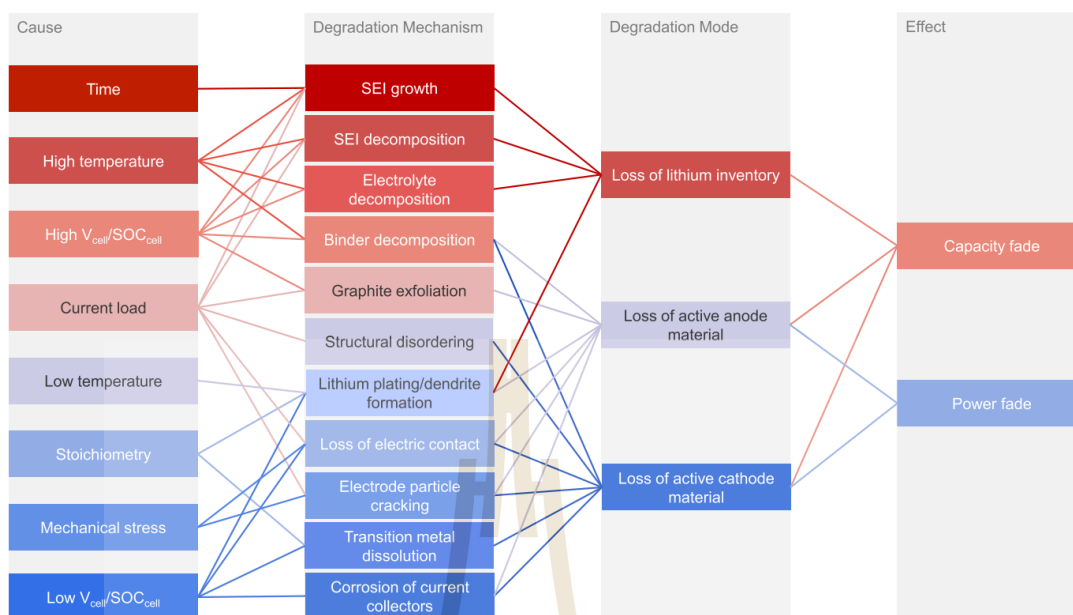
กำลังจำเพาะ (specific power, SP)

กำลังจำเพาะ คืออัตราส่วนของกำลังไฟฟ้าที่แบตเตอรี่จ่ายออกต่อวงจรภายนอกต่อด้วยมวลของแบตเตอรี่ โดยสามารถพิจารณาได้ตามสมการที่ (2.10)

$$SP = \frac{i_t V_t}{m_{batt}} \quad (2.10)$$

2.1.2 การเสื่อมสภาพของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (Li-ion battery degradation)

LIB เกิดการเสื่อมได้ทั้งในเวลาที่มีการใช้งานและในเวลาที่ไม่มีการใช้งาน ซึ่งการเสื่อมสภาพดังกล่าวเป็นผลจากการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างทางกายภาพและองค์ประกอบทางเคมี ซึ่งมีความซับซ้อนของกระบวนการและพฤติกรรมการเป็นอย่างยิ่ง (Edge et al., 2021) เนื่องด้วยความซับซ้อนของการวัดค่าความเสื่อมสภาพโดยตรงเป็นผลให้ ในปัจจุบันกระบวนการประเมินการเสื่อมสภาพใช้วิธีการตรวจวัดและประเมินจากการเปลี่ยนแปลงค่าความจุประจุไฟฟ้าและค่าความต้านทานภายในหรือค่าอิมพีแดนซ์ของแบตเตอรี่ ณ เวลาการใช้งานปัจจุบันเทียบกับ ณ เวลาการเริ่มต้นใช้งาน (Bai et al., 2016; Erol et al., 2014; Zhang et al., 2015) ซึ่งจะปรากฏในลักษณะของค่าความจุประจุที่ลดต่ำลงพร้อมกับการเพิ่มขึ้นของอิมพีแดนซ์ตามอายุการทำงานของ LIB ปัจจัยที่กระตุ้นและเป็นผลให้แบตเตอรี่เสื่อมสภาพนั้นสามารถแบ่งได้ดังในรูปที่ 2.6 ซึ่งจะเห็นได้ว่าสาเหตุของการเสื่อมสภาพเกิดได้จากการใช้งานที่เกิดขอบเขตการทำงานทั้งในด้านของขอบเขตทางไฟฟ้า การใช้งานที่แรงดันไฟฟ้าไม่เหมาะสมรวมถึงค่ากระแสที่ใช้งานไม่เหมาะสม และปัจจัยด้านความร้อนที่เกิดจากการใช้งานในอุณหภูมิที่สูงและต่ำและปัจจัยการเสียหายทางกลที่เกิดจากการบดอัด การแทงทะลุ จึงกล่าวได้ว่าการใช้งาน LIB ในรถยนต์ไฟฟ้าจะเกิดการเสื่อมสภาพที่แตกต่างตามลักษณะการขับขี่ที่จะเป็นตัวเป็นต้นทำให้เกิดการใช้งานที่แรงดันไฟฟ้าและกระแสตามลักษณะการขับขี่ รวมไปถึงสถานที่การใช้งานที่ส่งผลต่อลักษณะพฤติกรรมทางความร้อนของ LIB เมื่อมีสภาวะแวดล้อมรอบข้างเปลี่ยนแปลงไป



รูปที่ 2.6 แผนผังสาเหตุและผลกระทบที่เกิดต่อการเสื่อมสภาพของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (Birkel et al., 2017)

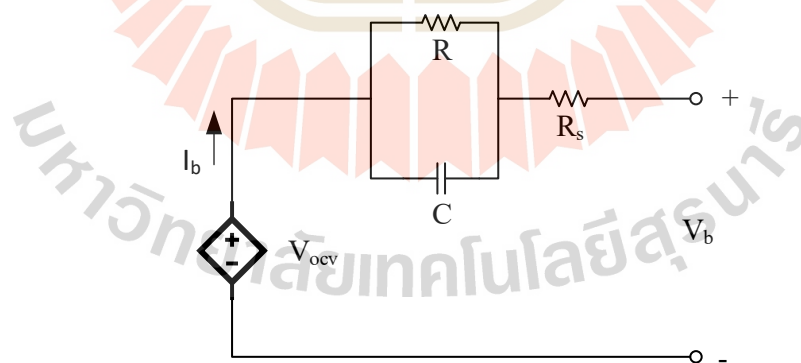
2.1.3 แบบจำลองแบตเตอรี่ (battery model)

แบบจำลองของแบตเตอรี่ถูกพัฒนาขึ้นเป็นจำนวนมาก เพื่อให้เหมาะสมต่อการใช้งานในการศึกษาการทำงานของแบตเตอรี่ในรูปแบบที่ต่างออกไป แบบจำลองของแบตเตอรี่นั้นมีความซับซ้อนของสมการและตัวแปรที่ต่างกันออกไปตามทฤษฎีและสมมติฐานที่ใช้ในการสร้างหรือการพัฒนาแบบจำลองดังกล่าว (Fotouhi et al., 2016) จากปริทัศน์วรรณกรรมพบว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์ของแบตเตอรี่สามารถแบ่งได้เป็น 3 ประเภท คือ 1. แบบจำลองเคมีไฟฟ้า (electrochemical model, Ecm) 2. แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้า (electrical equivalent circuit model, EECm) และ 3. แบบจำลองเชิงข้อมูล (data-driven model, DDm) ในการศึกษาครั้งนี้เลือกใช้ EECm และ DDm เนื่องจากความสามารถของแบบจำลองและกระบวนการทางคณิตศาสตร์มีความเหมาะสมต่อการใช้งานใน BMS (Feng, Pan, et al., 2018; Liu & He, 2015; Zavalis et al., 2012)

2.1.3.1 แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้า (electrical equivalent circuit model, EECm)

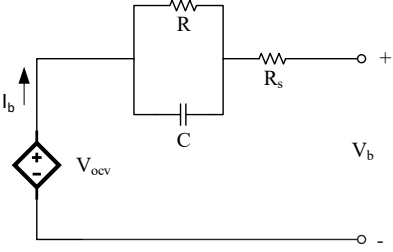
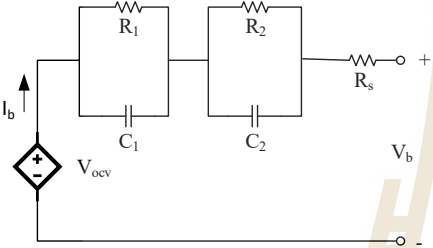
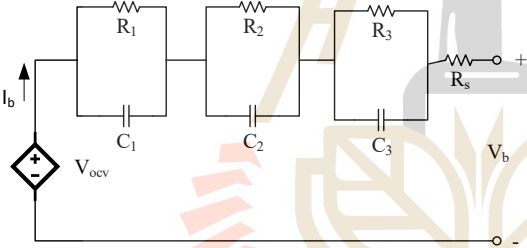
แบบจำลองคณิตศาสตร์ที่พัฒนาด้วยพื้นฐานการสังเกตพฤติกรรมการทำงานของระบบ พร้อมด้วยการพัฒนาสมการคณิตศาสตร์เพื่ออธิบายหรือเพื่อการทำนายพฤติกรรมที่ปรากฏถือว่าเป็นแบบจำลองเชิงประจักษ์ (empirical model) แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้าถือว่าเป็น

เป็นหนึ่งในแบบจำลองประเภทดังกล่าว โดยเป็นการนำเอาอุปกรณ์ทางไฟฟ้าเข้าสร้างเป็นแบบจำลองอย่างง่ายเพื่อให้สามารถแสดงพฤติกรรมการทำงานของแบตเตอรี่ในลักษณะที่เป็นพลศาสตร์ ส่วนประกอบพื้นฐานจะประกอบด้วย 1. แหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรงซึ่งเรียกว่า open-circuit voltage (V_{ocv}) 2. ตัวต้านทานไฟฟ้า (R_s) และ 3. วงจรขนานตัวเก็บประจุ (C) และตัวต้านทาน (R) ทั้ง 3 ส่วนประกอบจะวางตัวในแนวอนุกรมกันดังแสดงในรูปที่ 2.7 โดย R_s ใช้เพื่อแสดงค่า ohmic internal resistance วงจรขนาน RC ใช้เพื่อแสดงพฤติกรรม โพลาริเซชัน (polarization) ภายในแบตเตอรี่ แบบจำลองในลักษณะนี้ถูกนำเสนอออกมาใน 3 รูปแบบ โดยทั้ง 3 รูปแบบมีลักษณะและสมการคณิตศาสตร์ดังในตารางที่ 2.1 ซึ่งแสดงส่วนประกอบของแบบจำลองทั้ง 3 รูปแบบที่ถูกพัฒนาขึ้น ภายในแบบจำลองดังกล่าว V_{ocv} R และ C ส่งผลต่อความถูกต้องของแบบจำลอง โดยตัวแปรดังกล่าวจะมีค่าที่เปลี่ยนแปลงไปตามสภาวะการทำงานของแบตเตอรี่ เมื่อค่า SOC SOH และ อุณหภูมิเปลี่ยน ในการพิจารณาค่า V_{ocv} R และ C จำเป็นต้องใช้กระบวนการระบุเอกลักษณ์ของระบบ (system identification) จากการสำรวจปริทัศน์วรรณกรรมกระบวนการดังกล่าวสามารถใช้วิธีการทางการหาค่าเหมาะสมด้วยวิธีการ least square และวิธีการ Genetic Algorithm ร่วมกับผลการทดลองจากห่อปฏิบัติการ จากแบบจำลองที่ปรากฏในตารางที่ 2.1 แบบจำลองที่มีวงจรขนาน RC จำนวน 2 วงจร สามารถแสดงพฤติกรรมของ V_b ที่ได้รับอิทธิพลจากการถ่ายเทมวลของประจุไฟฟ้าและไอออนได้อย่างถูกต้อง เมื่อมีค่า I_b เป็น input ในการคำนวณ (Choi et al., 2021; Hu & Wang, 2015; Nugroho et al., 2015; Pizarro-Carmona et al., 2021; Song & Choe, 2022)



รูปที่ 2.7 แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้าของแบตเตอรี่

ตารางที่ 2.1 แบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้าและสมการ

circuit	equation	parameter
	$V_b = V_{ocv} - V_1 - I_b R_s \quad (2.11)$ $\frac{dV_1}{dt} = -\frac{V_1}{RC} + \frac{I_b}{C} \quad (2.12)$	$V_{ocv}, R,$ C, R_s
(Fotouhi et al., 2015) 	$V_b = V_{ocv} - V_1 - V_2 - I_b R_s \quad (2.13)$ $\frac{dV_1}{dt} = -\frac{V_1}{R_1 C_1} + \frac{I_b}{C_1} \quad (2.14)$ $\frac{dV_2}{dt} = -\frac{V_2}{R_2 C_2} + \frac{I_b}{C_2} \quad (2.15)$	$V_{ocv}, R_1,$ $C_1, R_2, C_2,$ R_s
(Hu & Wang, 2015) 	$V_b = V_{ocv} - V_1 - V_2 - V_3 - I_b R_s \quad (2.16)$ $\frac{dV_1}{dt} = -\frac{V_1}{R_1 C_1} + \frac{I_b}{C_1} \quad (2.17)$ $\frac{dV_2}{dt} = -\frac{V_2}{R_2 C_2} + \frac{I_b}{C_2} \quad (2.18)$ $\frac{dV_3}{dt} = -\frac{V_3}{R_3 C_3} + \frac{I_b}{C_3} \quad (2.19)$	$V_{ocv}, R_1,$ $C_1, R_2, C_2,$ R_3, C_3, R_s
(Cao et al., 2016)		

2.1.3.2 แบบจำลองสถานะสุขภาพของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (stage of health model, SOH)

การชี้บ่งสถานะสุขภาพของ LIB เป็นการประเมินด้วยการเปลี่ยนแปลงค่าความจุประจุไฟฟ้าหรือค่าความต้านภายใน ณ สภาวะปัจจุบันเทียบกับสภาวะเริ่มใช้งานโดยมีรูปสมการในการพิจารณาดังต่อไปนี้ (Pelletier et al., 2017) สมการที่ 20 เพื่อการพิจารณาการลดลงของค่าความจุประจุไฟฟ้าเมื่อไม่มีการใช้งาน โดย t คือระยะเวลาการจัดเก็บในหน่วยวัน สมการที่ 21 และ 22 เพื่อการพิจารณาการลดลงของความจุประจุเมื่อมีการใช้งานที่สภาพความลึกของการใช้ประจุ (deep of discharge, DOD) โดย Ah คือปริมาณประจุไฟฟ้า สำหรับค่าคงที่ $\alpha \beta \gamma$ และ k เป็นตัวแปรที่ได้รับอิทธิพลจากรูปแบบการใช้งานซึ่งในทางปฏิบัติสามารถประเมินค่าดังกล่าว

ได้จากการกระบวนประเมินค่าด้วยผลการทดลอง (fit curve) และ SOH สามารถประเมินได้ตามสมการที่ 2.23

$$Q_{\text{loss}} = \alpha_1 e^{(\beta_1 T^{-1})} \alpha_2 e^{(\beta_2 \text{SOC})} t^{0.5} \quad (2.20)$$

$$Q_{\text{loss}} = (\gamma_1 \text{DOD}^2 + \gamma_2 \text{DOD} + \gamma_3) k (\text{Ah})^{0.87} \quad \text{เมื่อ } 10\% \leq \text{DOD} \leq 50\% \quad (2.21)$$

$$Q_{\text{loss}} = \alpha_3 e^{(\beta_3 \text{DOD})} + \alpha_4 e^{(\beta_4 \text{DOD})} k (\text{Ah})^{0.65} \quad \text{เมื่อ } 10\% \geq \text{DOD} \geq 50\% \quad (2.22)$$

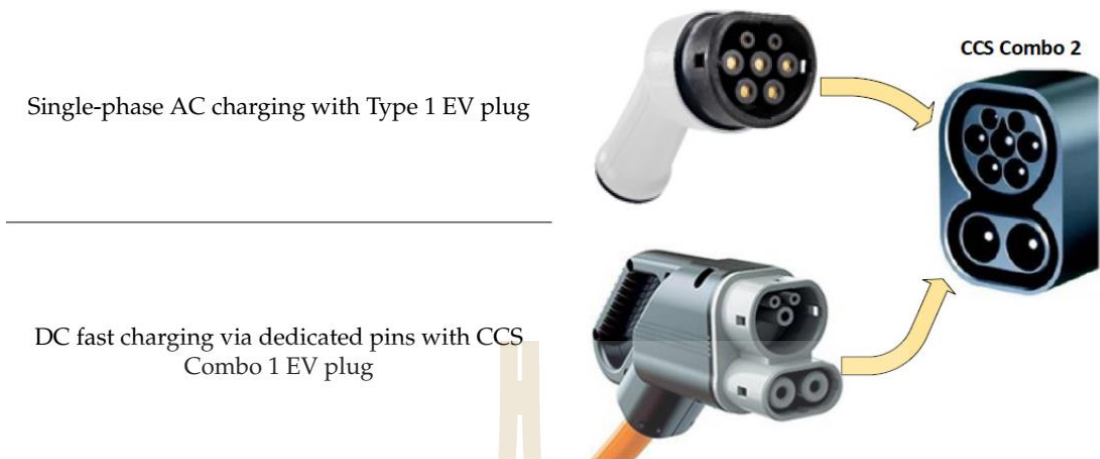
$$\text{SOH} = \left(\frac{Q_{t=0} - Q_{\text{loss}}}{Q_{t=0}} \right) \times 100 \quad (2.23)$$

2.2 การชาร์จแบตเตอรี่สำหรับรถยนต์ไฟฟ้า (battery electric vehicle charging)

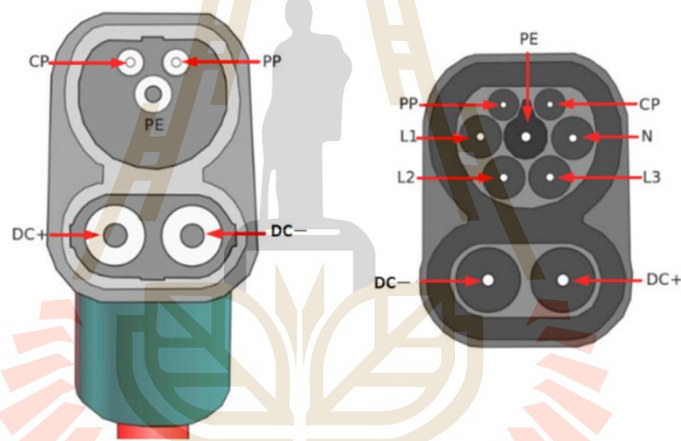
LIB สำหรับใช้งานในรถยนต์ไฟฟ้าจำเป็นจะต้องได้รับการชาร์จเพื่อให้สามารถกักเก็บและจ่ายพลังงานสำหรับการขับเคลื่อนได้ ณ ปัจจุบันการชาร์จให้รถยนต์ไฟฟ้าจะมีลักษณะการทำงานตามมาตรฐานหรือข้อบังคับของแต่ละประเทศเพื่อให้เกิดความเหมาะสมและความปลอดภัย สำหรับประเทศไทยกำหนดให้รถยนต์ไฟฟ้าจะต้องมีลักษณะอุปกรณ์และรูปแบบการชาร์จรวมถึงการสื่อสารระหว่างสถานีชาร์จและรถยนต์ตามข้อกำหนด มอก.61851 (สำนักงานมาตรฐานผลิตภัณฑ์อุตสาหกรรม กระทรวงอุตสาหกรรม, 2560) ซึ่งแบ่งลักษณะการชาร์จดังตารางที่ 2.2 รวมถึงมีลักษณะของปลั๊กเพื่อการเชื่อมต่อระหว่างสถานีชาร์จและรถยนต์ไฟฟ้างดรูปที่ 2.8 ซึ่งเป็นลักษณะของปลั๊กต่อแบบ CCS combo 2 ซึ่งสามารถใช้สำหรับการชาร์จได้ตามข้อกำหนดใน mode 1 2 3 และ 4 พร้อมทั้งมีการจัดเรียงช่องต่อสายสัญญาณภายในปลั๊กดังรูปที่ 2.9 ประกอบด้วย ช่อง CP ใช้เพื่อการสื่อสารระหว่างรถยนต์และสถานีชาร์จเพื่อการควบคุมการชาร์จ ช่อง PP ใช้เพื่อตรวจสอบและป้องกันการขาดการสื่อสาร การเคลื่อนที่ของรถยนต์ในระหว่างการชาร์จ ช่อง PE ใช้เพื่อความปลอดภัยของการเกิดไฟฟ้ารั่ว ช่อง L1 L2 L3 และ N เพื่อการถ่ายโอนไฟฟ้ากำลังจากสถานีชาร์จไปยังรถยนต์ไฟฟ้าแบบกระแสสลับ ช่อง DC+ และ DC- ใช้เพื่อการถ่ายโอนกำลังไฟฟ้าในรูปแบบกระแสตรงจากสถานีชาร์จไปรถยนต์ไฟฟ้า (สำนักงานมาตรฐานผลิตภัณฑ์อุตสาหกรรม กระทรวงอุตสาหกรรม, 2560)

ตารางที่ 2.2 ลักษณะการชาร์จรถยนต์ไฟฟ้าตามข้อกำหนด มอก.61851 (Rachid et al., 2022)

Charging mode	Specifications
Mode 1	<ul style="list-style-type: none"> - AC charging via on-board EV charger - Non-dedicated power SOcket (household outlet) - Simple cable without protection - Unsafe (Risk of overheating) Not recommended to use
Mode 2	<ul style="list-style-type: none"> - AC charging via on-board EV charger - Non-dedicated power outlet - Cable with in-cable control and protection device (IC-CPD) - Charging power up to: <ul style="list-style-type: none"> - 3.7 KW (230 V @ 16 A) in residential use - 7.4 KW (230 V @ 32 A) in industrial use
Mode 3	<ul style="list-style-type: none"> - Single or three-phase AC supply from EVSE - EV includes an on-board charger Dedicated cable and dedicated power SOcket - The EVSE includes control, communication, and security features - Charging power up to 43 KW - Typical charging powers: <ul style="list-style-type: none"> - Single-phase: 3.7 KW and 7.4 KW - Three-phase: <ul style="list-style-type: none"> - 11 KW (400 V @ 16 A) - 22 KW (400 V @ 32 A) - 43 KW (400 V @ 63 A)
Mode 4	<ul style="list-style-type: none"> - DC supply from the EVSE - Dedicated cable fixed in the EVSE - The EVSE includes control, communication, and security features - The EV on-board charger is bypassed - For public and commercial charging applications - Charging power up to 400 KW (1000 V @ 400 A)



รูปที่ 2.8 ลักษณะหัวเชื่อมต่อสำหรับการชาร์จรถยนต์ไฟฟ้าตาม มอก.61851 (Rachid et al., 2022)



รูปที่ 2.9 ลักษณะช่องสัญญาณภายในปลั๊กเชื่อมต่อแบบ CCS combo 2 (ช่องสัญญาณการชาร์จ mode 4 รูปขวา) (ช่องสัญญาณฝั่งตัวรับบนรถยนต์ไฟฟ้า รูปซ้าย) (Rachid et al., 2022)

2.3 ตัวสังเกตการณ์ (observer)

ตัวสังเกตการณ์เป็นเครื่องมือหนึ่งในการควบคุมซึ่งใช้สำหรับการประมาณค่าการตอบสนองของระบบและค่าสถานะของตัวแปรในระบบที่ไม่สามารถวัดค่าได้ การประมาณค่าดังกล่าวสามารถนำไปสู่การควบคุมแบบป้อนกลับสถานะและการตรวจจับข้อผิดพลาดได้ โดยการใช้งานจะประกอบด้วยแบบจำลองคณิตศาสตร์ของระบบและค่าอัตราขยายของตัวสังเกตการณ์ที่เหมาะสมต่อการทำงานของระบบเพื่อให้การประมาณค่ามีความแม่นยำ ซึ่งสามารถใช้วิธีการวางตำแหน่งของค่า pole ในระบบและวิธีการประเมินสมการ Lyapunov ที่ใช้เพื่อการประเมินเสถียรภาพของระบบด้วย

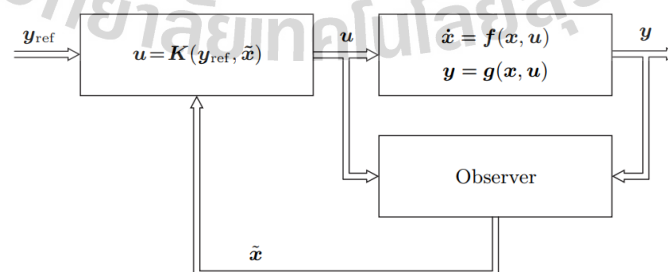
การหาค่าคำตอบของสมการจากแบบจำลอง ทั้ง 2 วิธีสามารถนำไปสู่การประยุกต์ใช้สำหรับการหาค่าอัตราส่วนขยายที่เหมาะสมในแต่ละสถานะของระบบได้ ลักษณะโครงสร้างทั่วไปของตัวสังเกตการณ์สำหรับระบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear system) เป็นดังรูปที่ 2.10 ซึ่งประกอบด้วย y_{ref} เป็นสัญญาณเข้า U คือสัญญาณควบคุม y คือค่าการตอบสนองของระบบ \tilde{x} คือ เวกเตอร์สถานะเพื่อการป้อนกลับไปยังตัวควบคุม หากพิจารณาเฉพาะส่วนของแบบจำลองระบบและตัวสังเกตการณ์จะเห็นได้ว่าสามารถนำไปสู่การหาค่าความผิดพลาดระหว่างการทำงานของระบบได้

แบบจำลองปริภูมิสถานะ (state space model) เครื่องมือสำคัญเพื่อการทำงานของตัวสังเกตการณ์ เพื่อให้การประมาณสถานะมีความถูกต้องแบบจำลองสำหรับการทำงานจึงเป็นส่วนสำคัญยิ่งต่อการประยุกต์ใช้งาน แบบจำลองปริภูมิสถานะมีโครงสร้างทั่วไปดังรายละเอียดต่อไปนี้

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (2.24)$$

$$y = Cx + Du \quad (2.25)$$

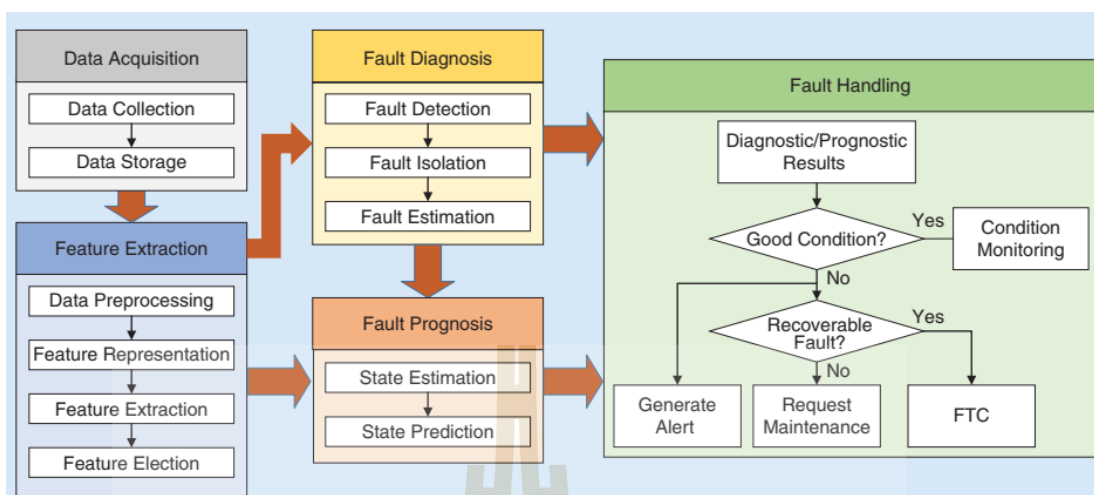
- เมื่อ \dot{x} คือ การเปลี่ยนแปลงของเวกเตอร์สถานะ
 x คือ เวกเตอร์สถานะ (state vector)
 y คือ เวกเตอร์การตอบสนอง (output variable vector)
 u คือ เวกเตอร์ตัวแปรเข้า (input variable vector)
 A คือ เมทริกซ์ระบบ (system matrix)
 B คือ เมทริกซ์เข้า (input matrix)
 C คือ เมทริกซ์ออก (output matrix)
 D คือ เมทริกซ์ส่งผ่าน (direct transmission matrix)



รูปที่ 2.10 โครงสร้างทั่วไปของระบบควบคุมแบบวงปิดด้วยการใช้ตัวสังเกตการณ์เพื่อการป้อนกลับ (Adamy, 2022)

2.4 การตรวจหาข้อผิดพลาดและการควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาด (faults detection and tolerance control)

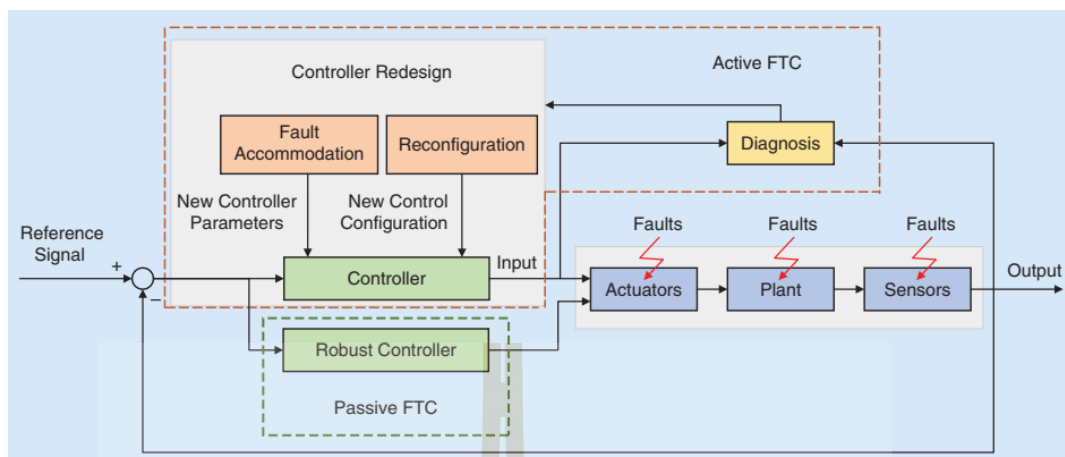
ยานยนต์ไฟฟ้ามีการใช้งาน LIB ทั้งในรูปแบบการดิสชาร์จและการชาร์จดังปรากฏในมาตรฐาน Dynamic Stress Test (DST) Federal Urban Driving Schedule (FUDS) และ New European Driving Cycle (NEDC) ซึ่งการทำงานในลักษณะดังกล่าวอาจส่งผลให้ LIB เกิดการวิบัติหรือความสามารถในการทำงานลดต่ำลงชั่วคราว ดังนั้น เพื่อเป็นการตรวจหา เฝ้าระวังและป้องกันปรากฏการณ์ที่จะนำไปสู่การวิบัติเนื่องจากการใช้งานจึงจำเป็นต้องใช้กระบวนการวินิจฉัยและตรวจหาเพื่อให้ BMS สามารถป้องกันการลूกไหม้หรือการวิบัติของ LIB ได้ ซึ่งกระบวนการดังกล่าวเรียกว่า การตรวจหาข้อผิดพลาดและการควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาด (faults detection and tolerance control, FDTC) โดยมีขั้นตอนวิธีดังแสดงในรูปที่ 2.11 ในกระบวนการ data acquisition เป็นการตรวจวัดค่าตัวแปรที่เป็น Input สำหรับ BMS จะประกอบด้วย แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้าและอุณหภูมิ และนำเข้าสู่กระบวนการ PEs เพื่อพิจารณาค่าตัวแปรที่มีพฤติกรรมซึ่งสามารถนำไปเข้าสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะ (feature extraction, FEt) โดยในขั้นตอนนี้เป็นการตรวจหาการเบี่ยงเบนของตัวแปรจากสภาพปกติและนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการ FD ที่เกิดขึ้นรวมถึงกระบวนการคาดการณ์ข้อผิดพลาด (fault prognosis, FP) ที่จะเกิดขึ้น และนำข้อมูลเข้าสู่ขั้นตอนการจัดการความผิดพลาด (fault handling) ซึ่งเป็นกระบวนการตัดสินใจในการควบคุมการผิดพลาดที่เกิดขึ้นโดยให้ระบบหยุดการทำงานทันทีหรือสามารถให้ทำงานต่อได้ภายใต้การควบคุมในลักษณะที่มีขอบเขตจำกัดที่เรียกว่า FTC เพื่อป้องกันปรากฏการณ์ที่จะสร้างผลเสียจากการทำงานของระบบสำหรับ LIB กระบวนการ FD มักอยู่ในรูปแบบของการตรวจหา ISC การลวมคลอนของตัวนำไฟฟ้าภายในแพค การเสื่อมสภาพของเซลล์ การวิบัติของแผ่นกั้นในแบตเตอรี่และความผิดปกติทางความร้อนของเซลล์ (Hu et al., 2020; Kang et al., 2021; Sun et al., 2015; Wu et al., 2015)



รูปที่ 2.11 แผนผังขั้นตอนวิธีการตรวจหาข้อผิดพลาด (Hu et al., 2020)

2.5 การควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาด (fault tolerance control)

เพื่อป้องกันมิให้ระบบเกิดการล้มเหลวหรือการวิบัติเมื่อเกิดข้อผิดพลาดในระหว่างการทำงาน การควบคุมการทำงานภายใต้สภาวะดังกล่าวจึงเข้ามามีบทบาทเพื่อลดโอกาสการเกิดความเสียหาย สามารถทำงานได้ภายใต้ขอบเขตปลอดภัย สามารถวินิจฉัยและตรวจหาข้อผิดพลาด รวมไปถึงสามารถระบุสาเหตุและที่มาของความผิดพลาดได้ ลักษณะการทำงานเช่นนี้เรียกว่า การควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาด (fault tolerance control, FTC) ซึ่งภายใต้สภาวะการเกิดข้อผิดพลาด การควบคุมการทำงานของระบบสามารถแยกได้เป็น 2 รูปแบบได้แก่ การควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาดแบบไม่ปรับตัว (passive fault tolerance control, PFTC) ที่จะทำหน้าที่ในการใช้ตัวควบคุมที่ผ่านการออกแบบไว้เพื่อลดประสิทธิภาพการทำงานของระบบแต่ยังคงไว้ด้วยความมีเสถียรภาพภายใต้ขอบเขตที่ยอมรับได้ ระบบ PFTC จะไม่ต้องการสัญญาณป้อนกลับ (feedback signal) จากสัญญาณเอาต์พุต (output) และการควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาดแบบปรับตัว (active fault tolerance control, AFTC) เป็นการควบคุมระบบโดยให้มีประสิทธิภาพและเสถียรภาพในการทำงานให้สูงสุดภายใต้สภาวะการเกิดข้อผิดพลาด โดยใช้เทคนิคการปรับเปลี่ยนตัวควบคุม (reconfiguration) (Hu et al., 2020; LI, 2016; Mahmoud & Xia, 2014) โดยมีภาพรวมของระบบ FTC ดังแสดงในรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 แผนผังระบบการควบคุมทนทานต่อข้อผิดพลาด (Hu et al., 2020)

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Cai และคณะ (Cai et al., 2021) ศึกษาพฤติกรรมการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิของแบตเตอรี่บนรถยนต์ไฟฟ้าภายใต้รูปแบบการขับขี่ของ New Europe Driving cycle (NEDC) ซึ่งในการศึกษาดังกล่าวใช้ EECm แบบมีวงจรขนาน RC 2 วงจรควบคู่กับแบบจำลองการเกิดความร้อนภายในแบตเตอรี่เป็นเครื่องมือในการศึกษา ในส่วนของ EECm ได้ทำการระบุเอกลักษณ์ของระบบโดยใช้กระบวนการ least square ที่ใช้ผลการทดลองในห้องปฏิบัติการที่ทำการบันทึกค่า V_T และ i_t ในระหว่างประจุไฟฟ้าให้แบตเตอรี่และคายประจุไฟฟ้าออกจากแบตเตอรี่เข้าสู่กระบวนการและค้นหาค่าตัวแปรทั้ง 4 ตัว ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีค่าความคลาดการทำนาย V_T อยู่ในช่วง -0.16 ถึง 0.20 mV

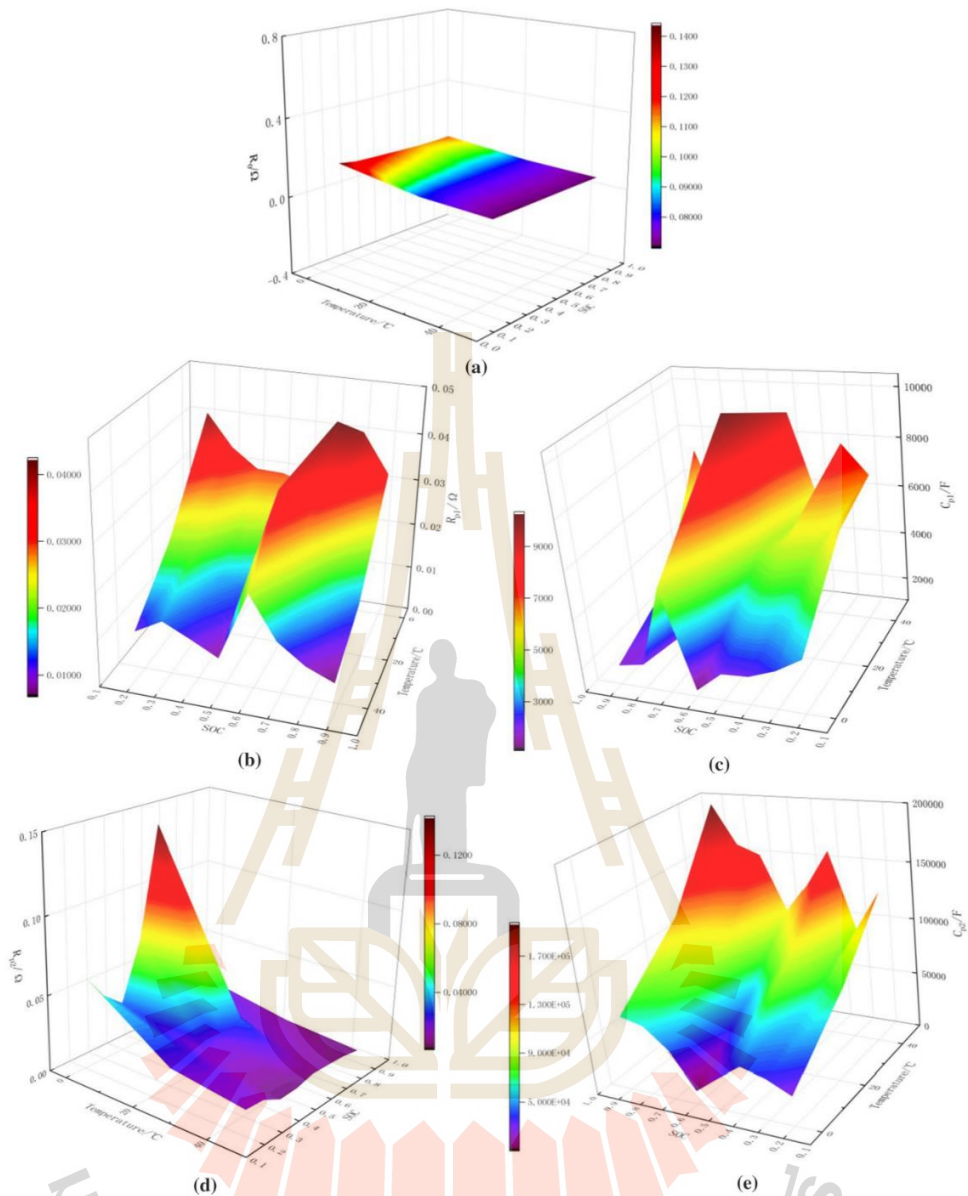
Pang และคณะ (Pang et al., 2021) พัฒนาแบบจำลองของแบตเตอรี่โดยการเพิ่มแบบจำลองคณิตศาสตร์ของความร้อนเข้าไป ในส่วน EECm ได้ใช้แบบจำลองที่มีวงจร RC 2 วงจรพร้อมกับการทดลองที่ควบคุมอุณหภูมิของอากาศภายในห้องทดสอบแบตเตอรี่จำนวน 5 อุณหภูมิและกระบวนการในการระบุเอกลักษณ์ของระบบใช้กระบวนการที่มีพื้นฐานจากวิธีการ least square ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าเมื่อใช้วิธีการระบุเอกลักษณ์ที่เหมาะสมจะสามารถเพิ่มความแม่นยำให้แบบจำลองได้ โดยในการศึกษาดังกล่าวสามารถเพิ่มความแม่นยำได้สูงสุด 32.3% เมื่อเทียบกับแบบจำลองอ้างอิงในการศึกษา

L. Wang และคณะ (Wang et al., 2022) พัฒนาแบบจำลองคณิตศาสตร์ของแบตเตอรี่โดยใช้พื้นฐานของ EECm แบบ 1 2 และ 3 วงจร RC ในกระบวนการได้นำเอาแบบจำลองเข้าสู่กระบวนการเปลี่ยนรูปแบบให้อยู่ในลักษณะของสมการวิฤต (discrete function) ด้วยวิธีการ Z-transform จากนั้นได้ความสัมพันธ์ของตัวแปรในสมการวิฤตและสมการต่อเนื่องในโดเมนเวลา

(continuous function) และใช้กระบวนการ Recursive Least Square เพื่อการหาค่าตัวแปรในแบบจำลองของแบตเตอรี่ที่ใช้การต่อเซลล์แบตเตอรี่แบบขนาน 2 เซลล์ ในการศึกษาเลือกใช้ Simscape library เพื่อการสร้างแบบจำลองในคอมพิวเตอร์ จากผลการศึกษาเมื่อเปรียบเทียบค่าที่ได้จากแบบจำลองและจากการทดลอง จะพบว่ารูปแบบการใช้ EECm ที่มีวงจร RC จำนวน 1 วงจรมีค่าคลาดเคลื่อนของการทำนาย V_T ต่ำที่สุดพร้อมกับมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของการทำนายกระแสต่ำที่สุด นอกจากนี้ในการศึกษาได้ทำการศึกษาพฤติกรรมการทำงานของแบตเตอรี่ที่ใช้เซลล์ไฟฟ้าที่มีค่า SOH ต่างกันที่ 100% SOH และ 80% SOH วางตัวขนานกัน แบบจำลองที่มีวงจร RC จำนวน 2 วงจรมีความแม่นยำในการทำนายค่า V_T และกระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านแต่ละเซลล์มากที่สุด

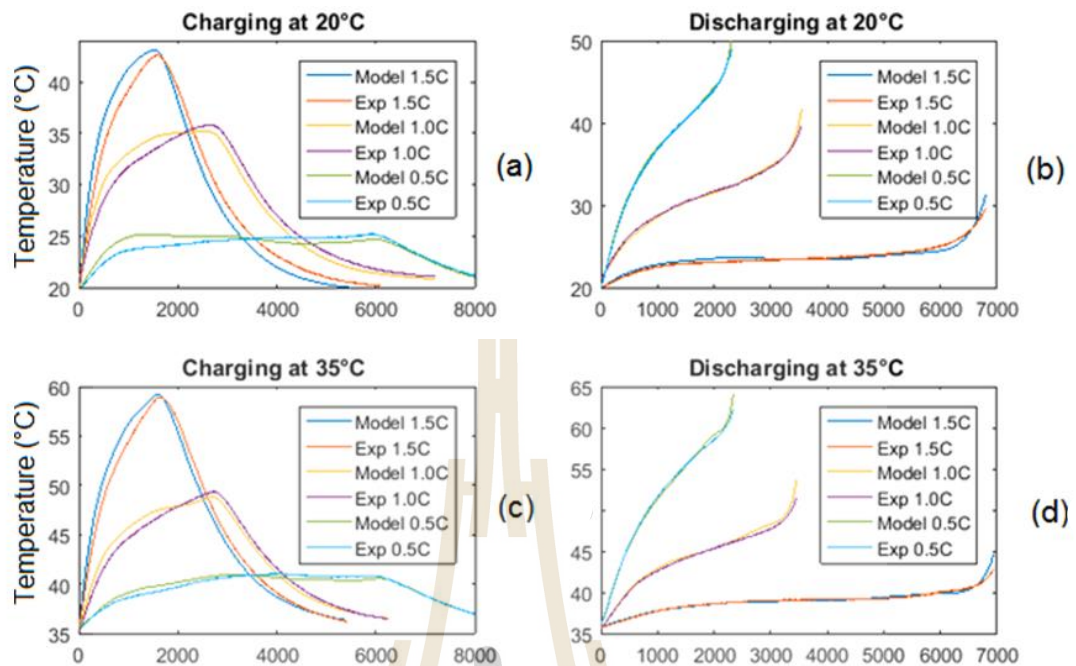
ผลการศึกษาของ Cai และคณะ (Cai et al., 2021) ชี้ให้เห็นว่าแบตเตอรี่มีคุณสมบัติเปลี่ยนแปลงตามอุณหภูมิ โดยในการศึกษาดังกล่าวได้ทำการทดลองโดยควบคุมอุณหภูมิของสิ่งแวดล้อมและทำการบันทึกค่า V_T เพื่อดำเนินการระบุเอกลักษณ์ของระบบพบว่าค่าตัวแปรที่ปรากฏในแบบจำลอง EECm มีการตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิ นอกจากนี้ยังทำการนำแบบจำลอง BHGm ร่วมกับแบบจำลองคณิตศาสตร์ของการถ่ายเทความร้อนระหว่างแบตเตอรี่กับสิ่งแวดล้อม ซึ่งพบว่าผลการทำนายค่าอุณหภูมิผิวของแบตเตอรี่มีความคลาดเคลื่อนสูงสุดเท่ากับ 0.8°C และมีค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุดของการทำนายภายใต้สภาวะการทำงานตามข้อกำหนด NEDC สูงสุดเท่ากับ 5% โดยการเปลี่ยนแปลงค่าตัวแปรในแบบจำลอง EECm เป็นดังรูปที่ 2.13 ซึ่งนำเสนอพฤติกรรมของค่า R_s , R_1 , R_2 , C_1 และ C_2 เมื่ออุณหภูมิของแบตเตอรี่และ SOC เปลี่ยน





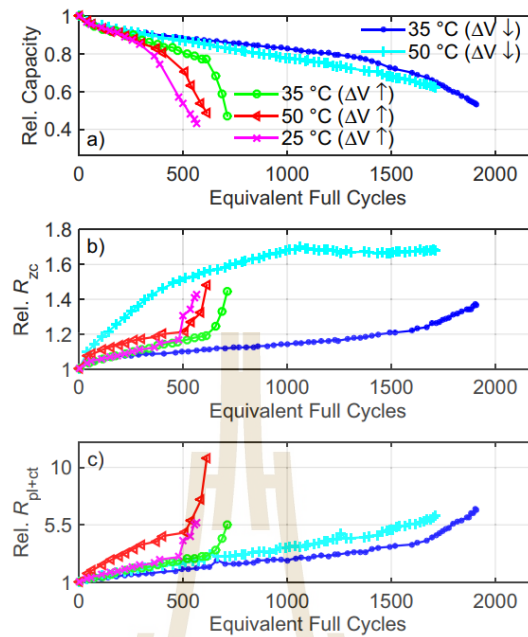
รูปที่ 2.13 พฤติกรรมของตัวแปรในแบบจำลอง EECm (a) R_s (b) R_1 (c) C_1 (d) R_1 และ (e) R_2 (Cai et al., 2021)

Amini และคณะ (Amini et al., 2021) นำเสนอแบบจำลองการศึกษาพฤติกรรมของแบตเตอรี่ภายใต้ข้อกำหนด FTP-Highway และ CITY-I USA ด้วยการนำแบบจำลอง EECm และ BHGM ทำงานร่วมกันเพื่อนำเสนอพฤติกรรมอุณหภูมิของแบตเตอรี่ ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองทั้ง 2 สามารถทำนายผลค่าอุณหภูมิได้ดังแสดงในรูปที่ 2.14 และมีค่าความคลาดเคลื่อนของการทำนายอุณหภูมิเท่ากับ 8.5%



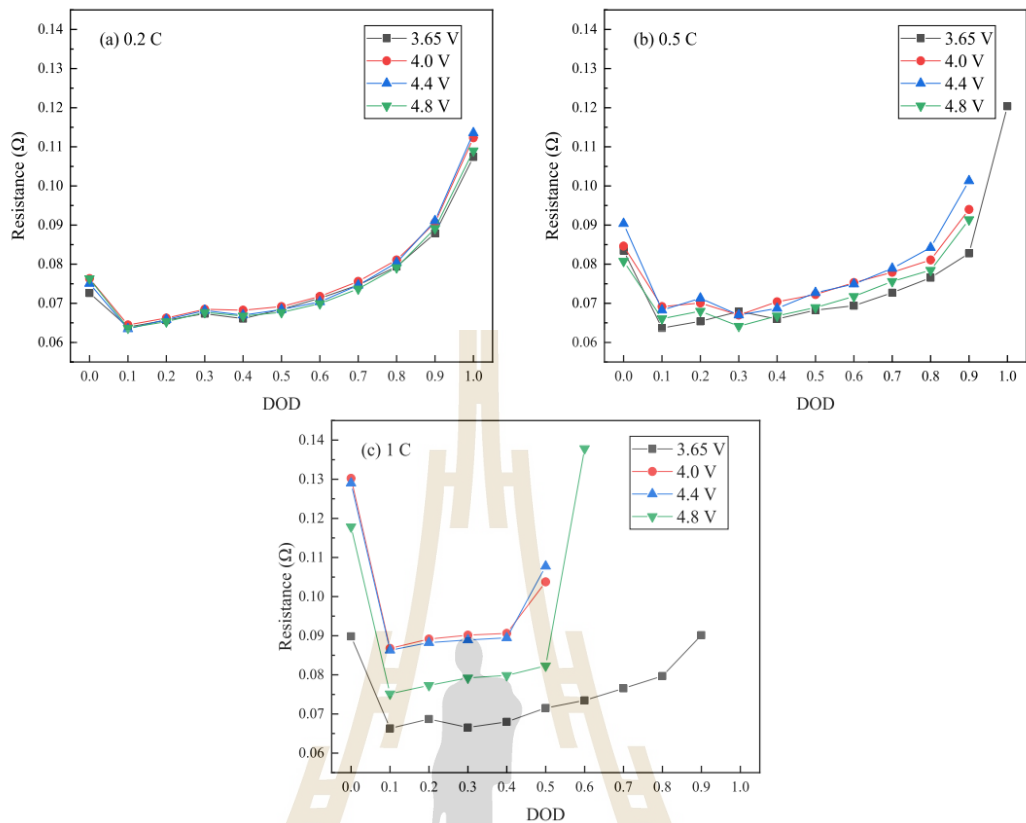
รูปที่ 2.14 อุณหภูมิของแบตเตอรี่จากผลการศึกษาของ Amini และคณะ (Amini et al., 2021)

Schuster และคณะ (Schuster et al., 2015) รายงานผลการเสื่อมสภาพของ LIB ภายใต้สภาวะการดิสชาร์จที่มีค่าสูงจะส่งผลให้มีอัตราการเสื่อมสภาพที่สูงเมื่อเปรียบเทียบกับการดิสชาร์จด้วยปริมาณประจุไฟฟ้าที่ต่ำ และการดิสชาร์จและชาร์จในค่ากระแสไฟฟ้าที่สูงส่งผลให้ LIB มีการเสื่อมสภาพที่มากกว่า รวมอุณหภูมิเป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่เหนี่ยวนำให้การเสื่อมสภาพ นอกจากนี้ ยังนำเสนอพฤติกรรมของค่าความต้านทานภายในแบตเตอรี่ในสภาวะที่การเสื่อมสภาพมีค่าสูงค่าความต้านทานภายในจะมีค่าเพิ่มสูงขึ้นดังแสดงในรูปที่ 2.15 ซึ่งเป็นสาเหตุเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงทางกายภาพของขั้วไฟฟ้า



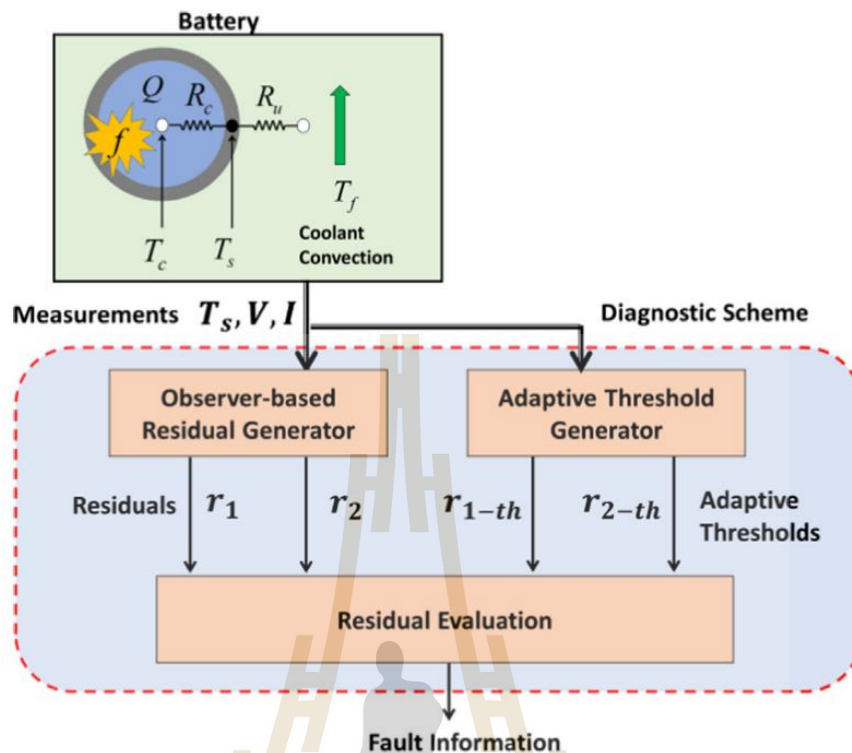
รูปที่ 2.15 การเปลี่ยนแปลงค่าความจุประจุไฟฟ้า ค่าอิมพีแดนซ์ของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน ภายใต้อิทธิพลของอุณหภูมิ

Sun และคณะ (Sun et al., 2022) รายงานผลของกระแสที่ดิซชาร์จต่อการเปลี่ยนแปลง SOH ซึ่งยืนยันข้อมูลการใช้งาน LIB ด้วยกระแสที่สูงจะส่งผลให้เกิดการเสื่อมสภาพในอัตราที่เร็ว รวมถึงค่าความต้านทานภายในจะมีการเปลี่ยนแปลงตามปริมาณประจุไฟฟ้าที่มีภายใน LIB และจะมีค่าเพิ่มสูงขึ้นตามค่าการเสื่อมสภาพที่เพิ่มขึ้น นอกจากนี้ค่าความจุประจุยังมีพฤติกรรมไปทิศทางเดียวกันดังแสดงในรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 ค่าความต้านทานภายในแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน ภายใต้อิทธิพลของปริมาณประจุไฟฟ้า และค่ากระแสในการดิสชาร์จ

Dey และคณะ (Dey et al., 2016) นำเสนอการตรวจหาของผิดพ่วง การระบุสาเหตุผิดพ่วงและระดับความรุนแรงของข้อผิดพลาดพ่วงที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมทางความร้อน โดยใช้เทคนิคตัวสังเกตการณ์ของระบบ (observer base method) ด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ทางไฟฟ้าและความร้อน พร้อมกับการกำหนดจุดเริ่มเปลี่ยนแบบปรับตัว (adaptive threshold) ของการตรวจหา โดยความผิดพ่วงออกเป็น 2 รูปแบบได้แก่ ความผิดพ่วงของอุณหภูมิแกนกลางและความผิดพ่วงของอุณหภูมิพื้นผิวเซลล์ พร้อมกับพิจารณาแยกสาเหตุของการเกิดออกเป็น 3 กรณีคือ 1.การแลกเปลี่ยนความร้อนของเซลล์และสิ่งแวดล้อม 2.การถ่ายเทความร้อนภายใน 3.อัตราการเกิดความร้อนของเซลล์ ผลชี้ให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีสามารถตรวจจับข้อผิดพลาดพ่วงทั้ง 2 รูปแบบได้และยังสามารถระบุสาเหตุของความผิดพ่วงได้ทั้ง 3 สาเหตุพร้อมกับสามารถแยกระดับความรุนแรงของสาเหตุที่เกิดจากการแลกเปลี่ยนความร้อนของเซลล์และสิ่งแวดล้อมและการถ่ายเทความร้อนภายในได้ โดยมีระยะเวลาตรวจพบต่ำสุดเท่ากับ 32 วินาทีและ 87 วินาทีหลังการเกิดความผิดพ่วง โดยมีรายละเอียดโครงสร้างของระบบตรวจหาข้อผิดพลาดพ่วงดังในรูปที่ 2.17



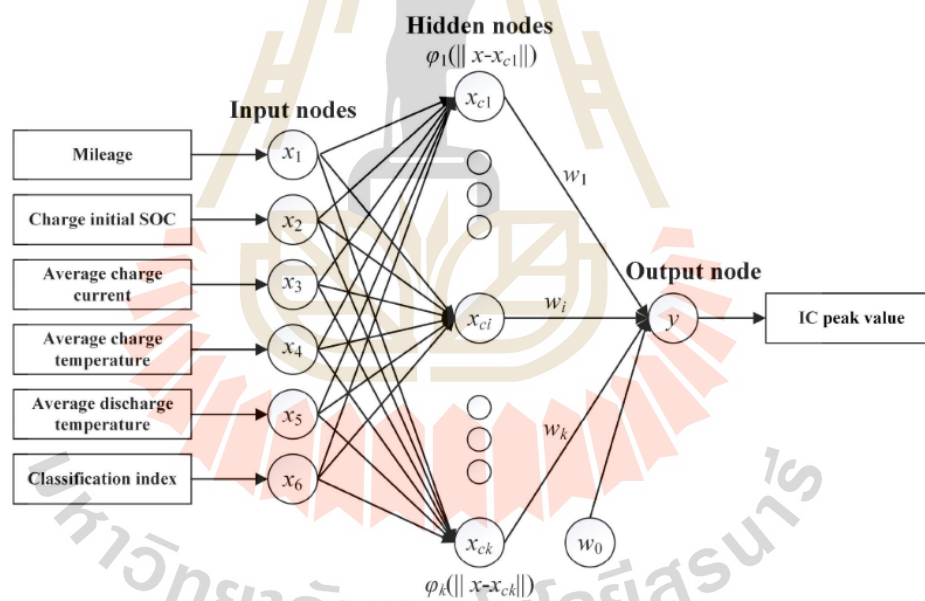
รูปที่ 2.17 ระบบตรวจหาของผิดปกติของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออนด้วยการสกัดลักษณะด้วยค่ากระแส แรงดันไฟฟ้าและอุณหภูมิแบตเตอรี่ (Dey et al., 2016)

Emanet และ Kiyak (Emanet & Kiyak, 2021) นำเสนอการใช้ BMS ในรูปแบบ master-slave board สำหรับ LIB ที่มีแรงดันไฟฟ้า 36 V. โดยใช้รูปแบบการเรียงเซลล์แบบ 10S2P และใช้วงจรถ่ายทอด (integrated circuit, IC) ยี่ห้อ Texas Instruments รุ่น BQ76940 เพื่อเป็น IC ควบคุมการทำสมดุลเซลล์ร่วมกับ MOSFET เบอร์ DMN2004K ใน slave board และสื่อสารผ่าน I2C กับบอร์ด STM32F072CB ที่เป็น microcontroller สำหรับ master board โดยมีการสื่อสารค่าแรงดันไฟฟ้า กระแสและอุณหภูมิ สำหรับ master board ยังมี CANBUS เพื่อการติดต่อสื่อสารกับระบบภายนอก จากลักษณะการแยกแผงวงจรส่งผลให้ค่าอุณหภูมิของแผงวงจร BMS มีค่าลดต่ำลงร้อยละ 5 เมื่อเทียบกับ BMS ที่จำหน่ายในท้องตลาด เป็นผลให้ microcontroller ได้รับการรบกวนจากความร้อนและสนามแม่เหล็กจากกระแสไฟฟ้าของแบตเตอรี่ต่ำลง

Canilang, Caliwag, และ Lim (Canilang et al., 2022) นำเสนอการใช้ IC ภายใน BMS ที่อยู่ในรูปแบบ master-slave board สำหรับ LIB 4 มอดูล โดยแยก slave board ออกเป็น 4 แผงวงจร เพื่อทำหน้าที่ในการตรวจวัดค่าแรงดันไฟฟ้า กระแสและอุณหภูมิของมอดูล ซึ่งเรียกว่า LMU และใช้ BMU จำนวน 1 แผงวงจร โดยมีรูปแบบการสื่อสารแบบอนุกรมระหว่าง LMU กับ BMU ที่มี IC แบบ LTC6803 เป็นอุปกรณ์ในการแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล ซึ่งข้อมูลประกอบด้วย

แรงดันไฟฟ้าจำนวน 4 ข้อมูล และอุณหภูมิจำนวน 3 ข้อมูล ในการสื่อสาร 1 block สัญญาณ พร้อมกับการใช้โปรแกรมสำหรับการทำงานของ IC ใน BMU และ LMU โดยพัฒนาจาก SIMULINK และใช้การแปลงโปรแกรมที่ได้ให้เป็นภาษา C/C++ สำหรับการทำงานของ IC รูปแบบ BMS ดังกล่าวสามารถทำการวัดค่าแรงดันไฟฟ้าของเซลล์ในมอดูลได้โดยมีรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error, RMSE) เท่ากับ 0.0018895

She, Wang, Sun, Liu, และ Zhang (She et al., 2020) นำเสนอการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อการประเมินค่าอัตราการเพิ่มขึ้นของประจุไฟฟ้า (incremental capacity, IC) โดยการใช้ระยะทางวงรีของรถยนต์ไฟฟ้า ค่า SOC ค่ากระแสการชาร์จ ค่าอุณหภูมิเป็นตัวแปรเข้า และพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ด้วยพื้นฐานการทำงานแบบ neural network ผลการศึกษาดังกล่าวชี้ว่า IC มีค่าลดลงตามระยะทางวงรีของรถยนต์ไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นและแบบจำลองดังกล่าวสามารถประมาณค่า IC โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ที่ร้อยละ 4 โดยแผนผังของการสร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เป็นดังในรูปที่ 2.18

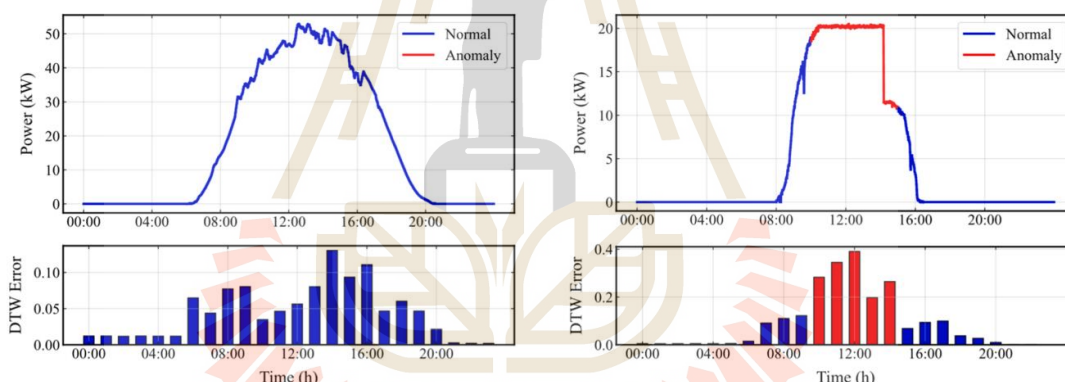


รูปที่ 2.18 แผนผังการสร้างและแบบจำลองขั้นต้นของปัญญาประดิษฐ์สำหรับการประมาณค่าอัตราการเพิ่มขึ้นของจำนวนประจุในแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (She et al., 2020)

Li และคณะ (Li et al., 2025) ทำการศึกษาผลของความเสียหายบนชุดลูกปืน (bearing) ที่แสดงผ่านตัวแปรทางด้านการสั่นสะเทือนเชิงกลและมุมของการสั่น ร่วมกับการใช้ขั้นวิธี dynamic time warping (DTW) และ Generative Adversarial Networks (GAN) เพื่อการตรวจจับพฤติกรรม

ความเสียหายบนชุดลูกปืน ผลชี้ให้เห็นว่าความไม่ปกติของชุดลูกปืนเมื่อมีการศึกษาหลอของรางใน ส่งผลให้การสั่นสะเทือนมีแอมพลิจูด ที่สูงขึ้นเมื่อความสึกหลอมีความรุนแรงมากขึ้นและส่งผลให้ชุด ข้อมูลอนุกรมเวลาดังกล่าวเกิดการเบี่ยงเบนไปจากชุดลูกปืนในสภาพปกติ และขั้นวิธี DTW สามารถ ตรวจจับความไม่ปกติของการสั่นสะเทือนซึ่งสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการชี้บ่งความสึกหลอของ รางในได้

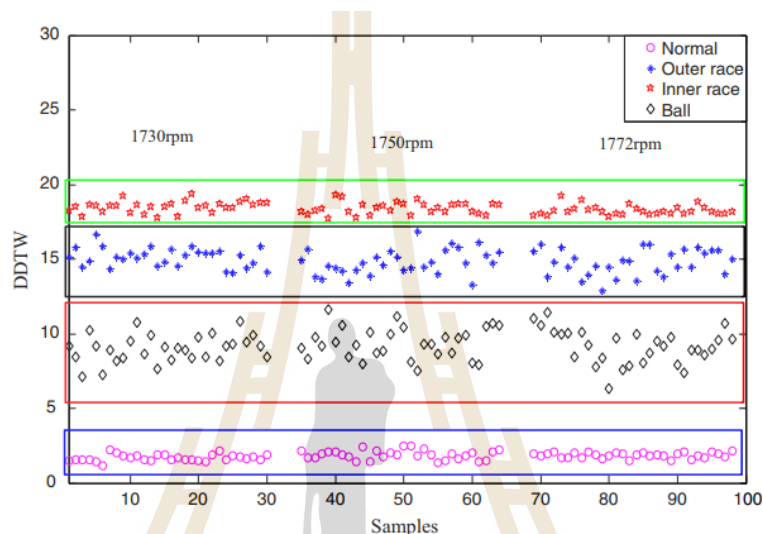
Miraftabzadeh และ คณะ (Miraftabzadeh et al., 2025) นำเสนอกระบวนการวิเคราะห์ ความไม่ปกติของชุด photovoltaic cell (PV-cell) ที่ทำงานภายใต้สภาพแวดล้อมเดียวกัน ใน งานวิจัยดังกล่าวใช้ตัวแปรกำลังไฟฟ้าที่ PV-cell เป็นตัวแปรในการตรวจจับ โดยใช้ขั้นวิธี DTW ใน การวิเคราะห์ความไม่ปกติของพฤติกรรมกำลังไฟฟ้า ดังแสดงในรูปที่ 2.19 รวมไปถึงใช้กระบวนการ เรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ในการตรวจจับพฤติกรรมของระบบที่มีการทำงานไม่ปกติ โดยกระบวนการดังกล่าวมีความสามารถในการตรวจจับที่ค่า F1-score accuracy เท่ากับ 95.38% และค่า recall เท่ากับ 92.45%



รูปที่ 2.19 ผลการเปรียบเทียบความไม่ปกติของกำลังไฟฟ้า (Miraftabzadeh et al., 2025)

Ferreira Machado และคณะ (Ferreira Machado et al., 2025) ศึกษากระบวนการใช้ งานการจัดกลุ่มของระบบไฮดรอลิก (hydraulic) ที่มีลักษณะการทำงานของระบบส่งกำลัง ค่าความ ดันของน้ำมันในระบบ ค่าอุณหภูมิ ค่าการสั่นสะเทือนของระบบ กำลังไฟฟ้าที่ระบบใช้งาน เป็นตัว แปรตั้งต้นในการสร้างระบบและตรวจจับความไม่ปกติการทำงานโดยใช้เทคนิค DTW ร่วมกับการ เรียนรู้ของเครื่อง ผลชี้ให้เห็นว่า DTW เป็นกระบวนการที่สามารถคัดแยกความไม่ปกติของระบบไฮ ดรอลิกได้อย่างดีและสามารถนำเอาผลการคัดแยกดังกล่าวเข้าสู่กระบวนการควบคุมระบบให้มีความ เหมาะสมเป็นผลให้ระบบมีความสามารถในการระบายความร้อนเพิ่มสูงขึ้น

Han และคณะ (Han et al., 2017) ศึกษาพฤติกรรมการณ์การสั่นทางกลของชุดลูกปืนในเครื่องจักรที่นำเอาข้อมูลการสั่นในรูปแบบของโดเมนความถี่และโดเมนเวลาเข้าสู่กระบวนการคัดแยกค่าการสั่นสะท้อนขององค์ประกอบในชุดลูกปืน ได้แก่ รางนอก รางในลูกปืน จากกระบวนการดังกล่าวสามารถนำไปสู่การคัดแยกสัญญาณการสั่นในโดเมนความถี่จากชุดลูกปืนได้แม่นยำมากขึ้น จาก โดยมีค่า DTW ของการสั่นทางกลที่ได้จากการวิเคราะห์ค่าสัญญาณการสั่นดังในรูป



รูปที่ 2.20 ค่า DTW ของการสั่นทางกลจากชุดลูกปืน (Han et al., 2017)

จากการทบทวนวรรณกรรมในบทนี้ ได้แสดงให้เห็นถึงองค์ความรู้ที่สำคัญเกี่ยวกับแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน (LIB) ตั้งแต่หลักการพื้นฐาน, ตัวแปรคุณลักษณะ, กลไกการเสื่อมสภาพที่ซับซ้อนซึ่งส่งผลโดยตรงต่อค่าความจุประจุ (Capacity fade) และการเพิ่มขึ้นของความต้านทานภายในไปจนถึงแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยเฉพาะแบบจำลองวงจรสมมูลไฟฟ้า (EECm) ซึ่งเป็นที่ยอมรับอย่างกว้างขวางในด้านความสามารถในการจำลองพฤติกรรมเชิงพลศาสตร์ของแบตเตอรี่ได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้ยังได้ทบทวนถึงทฤษฎีการควบคุมที่เกี่ยวข้อง เช่น ตัวสังเกตการณ์ (Observer) และขั้นตอนวิธีการตรวจหาข้อผิดพลาด (Fault Detection and Tolerance Control) ซึ่งเป็นเครื่องมือสำคัญในการรักษาเสถียรภาพและความปลอดภัยของระบบ อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณางานวิจัยที่เกี่ยวข้องข้างต้นจะพบว่า ปัจจุบันงานวิจัยมุ่งเน้นความแม่นยำของแบบจำลองโดยงานวิจัยจำนวนมากได้พัฒนาแบบจำลอง EECm ร่วมกับแบบจำลองความร้อนเพื่อให้สามารถทำนายแรงดันไฟฟ้าและอุณหภูมิของแบตเตอรี่ได้อย่างแม่นยำภายใต้สภาวะการทำงาน ซึ่งมีกระบวนการสำคัญคือ การระบุเอกลักษณ์ของระบบ (System Identification) ที่มีความซับซ้อนและต้องใช้ข้อมูลจากการทดลองในห้องปฏิบัติการ ซึ่งอาจไม่สะดวกต่อการนำไปประยุกต์ใช้ในสถานการณ์จริง และ

ผลกระทบของการเสื่อมสภาพมีปัจจัยจาก อัตราการชาร์จ การดิสชาร์จ อุณหภูมิ และ DOD มีผลโดยตรงต่ออัตราการเสื่อมสภาพของ LIB ซึ่งแสดงออกผ่านการเปลี่ยนแปลงของค่าพารามิเตอร์ภายใน แบตเตอรี่ และนำไปสู่การพัฒนาเทคนิคการตรวจจับข้อผิดพลาดโดยใช้แบบจำลองเป็นพื้นฐาน (Model-based fault detection) เพื่อการวิเคราะห์และตรวจจับความผิดปกติด้านไฟฟ้าและความร้อน ระหว่างการใช้งานและการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินสถานะสุขภาพจากข้อมูล การใช้งานจริง

จากข้อมูลข้างต้นจะเห็นได้ว่า งานวิจัยที่มุ่งเน้นการพัฒนาอัลกอริทึมที่มีความซับซ้อนต่ำ สำหรับการตรวจจับความไม่สมดุลของการเสื่อมสภาพระหว่างเซลล์ภายในแพ็คเกจแบตเตอรี่ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการใช้ประโยชน์จากข้อมูลที่สามารถวัดได้ง่ายในระหว่างกระบวนการชาร์จ ซึ่งเป็นสถานการณ์ที่พบได้ทั่วไปและมีศักยภาพสูงในการนำไปใช้งานจริง เช่น ณ สถานีชาร์จรถยนต์ไฟฟ้า หรือระบบจัดการแบตเตอรี่ (BMS) บนตัวรถ ยังไม่ปรากฏงานวิจัยที่พัฒนาหรือประยุกต์ใช้ข้อมูลมากนัก ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงนำเสนอแนวทางการพัฒนาอัลกอริทึมและแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อประเมินสถานะและตรวจจับแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่มีการเสื่อมสภาพของเซลล์แตกต่างกัน โดยอาศัยการวิเคราะห์พฤติกรรมกรรมการตอบสนองเชิงพลศาสตร์ของแรงดันไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นระหว่างการชาร์จ ซึ่งจะเป็นองค์ความรู้ใหม่ที่มีประโยชน์ต่อการบำรุงรักษา, การเพิ่มความปลอดภัย และการประเมินอายุการใช้งานคงเหลือของแบตเตอรี่ในรถยนต์ไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น



บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

บทนี้นำเสนอรายละเอียดของวิธีการวิจัย เพื่อศึกษาพฤติกรรมของแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาขั้นตอนวิธีที่สามารถตรวจจับและวินิจฉัยความผิดปกติของเซลล์ได้อย่างแม่นยำ งานวิจัยนี้เริ่มต้นด้วยการออกแบบและจำลองพฤติกรรมการทำงานของแพ็กแบตเตอรี่ในรูปแบบต่าง ๆ จากนั้นจึงอธิบายถึงการนำข้อมูลที่ได้ไปใช้ในการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์และขั้นตอนวิธี Dynamic Time Warping (DTW) เพื่อสร้างระบบตรวจจับที่สามารถระบุแพ็กแบตเตอรี่ที่เซลล์เสื่อมสภาพแตกต่างกันได้

3.1 พฤติกรรมการทำงานของแพ็กแบตเตอรี่

เพื่อเป็นการตรวจหาพฤติกรรมการทำงานของแพ็กแบตเตอรี่ที่มีส่วนประกอบของเซลล์ที่เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน ทั้งในการตอบสนองของแรงดันไฟฟ้าต่อกระแสการชาร์จ กำลังไฟฟ้าที่ใช้ในการชาร์จ โดยมีสถานะตั้งต้น (initial condition) ที่ SOC แตกต่างกัน ในงานวิจัยนี้ จึงกำหนดรูปแบบของแพ็กแบตเตอรี่ออกเป็นทั้งหมด 6 รูปแบบที่แตกต่างกัน ดังรายละเอียดในตารางที่ 3.1 โดยรูปแบบที่ 1 เป็นรูปที่มีเซลล์ที่มีการเสื่อมสภาพในระดับเท่ากัน ซึ่งเรียกว่า conf.1 รูปแบบที่ 2 ถึง 4 เป็นแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่สูงกว่าเซลล์อื่นจำนวน 1 เซลล์ โดยติดตั้งไว้ในตำแหน่งที่ต่างกัน เรียกว่า conf.2 conf.3 และ conf.4 สำหรับแพ็กแบตเตอรี่กลุ่มที่ 3 เป็นแพ็กที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับความรุนแรงต่างกัน 3 ระดับ โดยในงานวิจัยนี้เรียกว่า conf.5 และ conf.6 ในการทดสอบแบ่งออกเป็น 2 การทดสอบโดยมีรายละเอียดตามหัวข้อที่ 3.1.1 และ 3.1.2

ตารางที่ 3.1 ลักษณะการเรียงเซลล์ภายในแพ็คเกจเตอรี่

ลำดับที่	แผนผัง	ชื่อเรียก
1		Conf. 1
2		Conf. 2
3		Conf. 3
4		Conf. 4
5		Conf. 5
6		Conf. 6

3.1.1 การทดสอบการชาร์จ constant current - constant voltage

การทดสอบการชาร์จมีวัตถุประสงค์เพื่อการตรวจหาค่าความจุประจุ พฤติกรรมของแรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว ซึ่งสามารถนำไปสู่การประมาณค่า SOC ได้ตามสมการที่ 3.1 กระบวนการทดสอบมีรายละเอียดดังนี้

1) นำเซลล์ทุกเซลล์ภายในแพ็คเกจเตอรี่ทำการคายประจุไฟฟ้า (discharge) ออก โดยกำหนดค่าแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วต่ำสุดเท่ากับ 2 V และพักเซลล์เป็นเวลา 1 ชั่วโมง ภายใต้อุณหภูมิห้องเท่ากับ 25 °C โดยในงานวิจัยนี้กำหนดให้เป็นอุณหภูมิอ้างอิงสำหรับการทดสอบทั้งหมด

2) เมื่อประกอบเซลล์ให้มีรูปแบบตามรายละเอียดในตารางที่ 3.1 ดำเนินการชาร์จของแบตเตอรี่แบบ CC-CV ด้วยค่ากระแส 1/30 crate ในงานวิจัยนี้มีค่าเท่ากับ 1 A จนกระทั่งแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วมีค่าเท่ากับ 14.2 V และกระแสไฟฟาลดต่ำกว่า 0.5 A หยุดการชาร์จ และพักแบตเตอรี่เป็นเวลา 1 ชั่วโมง

3) ดำเนินการคายประจุแบตเตอรี่ด้วยค่ากระแสเท่ากับ 1 c-rate โดยกำหนดให้การคายประจุสิ้นสุดเมื่อแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วมีค่าเท่ากับ 12.4 V และพักแบตเตอรี่เป็นเวลา 1 ชั่วโมง

4) ดำเนินการชาร์จเพื่อบันทึกผลการตอบสนองด้วยรูปแบบการอัด CC-CV ด้วยค่ากระแส 1 c-rate ซึ่งเท่ากับ 30 A พร้อมแรงดันสูงสุดเท่ากับ 14.2 V และกำหนดให้กระบวนการสิ้นสุดเมื่อกระแสลดต่ำกว่า 1/30 crate ในงานวิจัยนี้มีค่าเท่ากับ 1 A

3.1.2 การทดสอบการชาร์จแบบ pulse

การทดสอบการชาร์จแบบ pulse มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินพฤติกรรมของแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วและกำลังไฟฟ้การชาร์จของแพ็คเกจเตอรี่ทั้ง 6 รูปแบบเพื่อนำไปสู่วิธีการคัดแยกแพ็คเกจเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน โดยกระบวนการทดสอบมีรายละเอียดดังนี้

1) เมื่อดำเนินการข้อที่ 4 ในหัวข้อที่ 3.1.1 แล้วเสร็จ ดำเนินการคายประจุไฟฟ้าเช่นกันกับข้อที่ 3 ในหัวข้อ 3.1.1

2) ดำเนินการอัดประจุไฟฟ้าด้วยค่ากระแสเท่ากับ 1 c-rate (30 A) โดยการอัดให้กำหนดการเปลี่ยนแปลง SOC ครั้งละ 0.1 หรือ 10% SOC พร้อมกับพักแบตเตอรี่เป็นเวลา 1 ชั่วโมง ก่อนดำเนินการใน SOC ระดับถัดไป ทั้งนี้กำหนดให้แรงดันไฟฟ้าสูงสุดมีค่าเท่ากับ 14.2 V และกระบวนการสิ้นสุดเมื่อค่ากระแสไฟฟ้การอัดลดลงต่ำกว่า 1/30 crate ในงานวิจัยนี้มีค่าเท่ากับ 1 A

3.2 แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการประมาณค่า SOC

เพื่อเป็นการประมาณค่า SOC1 ตามขั้นวิธีการคัดแยกที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ ในหัวข้อนี้จึงนำเสนอกระบวนการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST เพื่อการประมาณค่า

ดังกล่าว โดยมีเนื้อหาครอบคลุม การทำงานพร้อมกับแบบจำลองคณิตศาสตร์ที่เกี่ยวข้อง การเลือกคุณลักษณะ การประมาณประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น

3.2.1 Extreme Gradient Boosting (XGBOOST)

แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST เป็นแบบจำลองที่พัฒนาต่อจาก gradient tree boosting โดยกระบวนการทำงานเป็นขั้นวิธีซึ่งรวมเอา tree หลายต้นเพื่อการทำนายภายใต้ขอบเขตในการทำนายค่าที่มีค่าเป้าหมายที่ทำนายได้ในขอบเขตของ tree แต่ละต้น ที่มีคุณลักษณะ (x_i) เป็นตัวแปรตั้งต้นและมีค่าเป้าหมาย (y_i) เป็นผลของการทำนายจากชุดข้อมูลทั้งหมดจำนวน n ข้อมูล $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ โดยมีฟังก์ชันช่วยในการทำนายของแต่ละ tree ที่ให้ค่าผลการทำนายดังสมการ

$$F(x) = \sum_{k=1}^K f_k(x) \quad (3.1)$$

$$f_k \in \mathcal{F} \quad (3.2)$$

เมื่อ k คือ จำนวนของ tree
 \mathcal{F} คือ ชุดสมการการทำนายของ tree แต่ละต้น

กระบวนการเรียนรู้ของโมเดล เป็นการเปรียบเทียบผลของการทำนายกับผลจริงซึ่งเมื่อปรากฏการทำนายที่คลาดเคลื่อนโมเดลจะต้องดำเนินการปรับค่าตัวแปรในชุดสมการการทำนายใหม่เพื่อให้ค่าการคลาดเคลื่อนมีความผิดพลาดต่ำสุดในชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ โดยสามารถพิจารณาได้ดังสมการ ที่พิจารณาค่า loss function (L) ร่วมกับค่าการเปลี่ยนแปลงตัวแปรภายในชุดสมการทำนายของ tree ทุกต้น

$$J = \sum_{i=1}^n L(y_i F(x_i)) + \sum_{k=1}^K \omega(f_k) \quad (3.3)$$

เมื่อ J คือ ฟังก์ชันเป้าหมายการเรียนรู้ของโมเดล
 L คือ loss function
 $F(x_i)$ คือ ผลการทำนาย
 $\omega(f_k)$ คือ complexity of the tree

3.2.2 การคัดเลือกคุณลักษณะ

งานวิจัยนี้พิจารณาการได้มาของคุณลักษณะเพื่อประมาณค่า SOCI โดยใช้วิธีการพิจารณาถึงระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรคุณลักษณะและค่า SOCI ด้วยกระบวนการ Pearson correlation (Zhou et al., 2024) ซึ่งเป็นหนึ่งในกระบวนการที่สามารถพิจารณาถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรสองตัวทั้งในระดับและทิศทางความสัมพันธ์ เมื่อค่าความสัมพันธ์ Pearson correlation ในงานวิจัยนี้เรียกว่า PCC มีค่าสูงสามารถกล่าวได้ว่าทั้ง 2 ตัวแปรมีความสัมพันธ์ในลักษณะแปรผันตรงที่ชัดเจนเมื่อเทียบกับ PCC มีค่าต่ำ ในทิศทางตรงกันข้ามหาก PCC มีค่าติดลบสูง ความสัมพันธ์ดังกล่าวจะมีลักษณะแปรผกผันที่ชัดเจนเมื่อเทียบกับ PCC ที่ติดลบน้อยกว่า (Elbarbary et al., 2025; Zhou et al., 2024) ซึ่งการพิจารณาหาค่า PCC ดำเนินได้ด้วยสมการล่างนี้

$$PCC = \frac{n(\sum_{i=1}^n x_i y_i)(\sum_{i=1}^n y_i)}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2][n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2]}} \quad (3.4)$$

เมื่อ n คือ จำนวนของข้อมูล
 x_i คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ i
 y_i คือ ค่าของข้อมูลตัวที่ i

3.2.3 การประเมินประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลอง

แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเมื่อผ่านพัฒนาทั้งโครงสร้าง เรียนรู้ชุดข้อมูล ในกระบวนการประเมินความสามารถในการทำงานเป็นอีกหนึ่งขั้นตอนสำคัญเพื่อการชี้บ่งถึงความถูกต้องของการประมาณค่าเมื่อมีคุณลักษณะจากการใช้งานจริงป้อนให้กับแบบจำลอง ในงานวิจัยนี้แบบจำลองที่ได้รับเป็นแบบจำลองที่ใช้เพื่อการประมาณค่า (regression model) ดังนั้นจึงกระบวนการประเมินค่าความถูกต้องจึงใช้การพิจารณาผ่านค่า root mean square error (RMSE) mean absolute error (MAE) และ Coefficient of Determination (R^2) โดยสามารถพิจารณาได้จากสมการต่อไปนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.5)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.6)$$

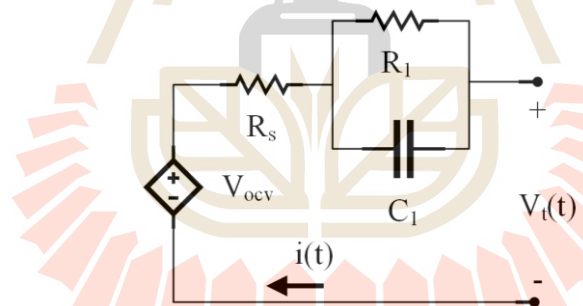
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.7)$$

เมื่อ n คือ จำนวนของข้อมูล
 y_i คือ ค่าข้อมูลจริง
 \hat{y}_i คือ ค่าที่ได้จากการประมาณด้วยฟังก์ชัน
 \bar{y} คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริง

3.3 แบบจำลองคณิตศาสตร์สำหรับการประมาณค่ากำลังไฟฟ้าอัดประจุ

แบบจำลองเพื่อการประมาณค่ากำลังไฟฟ้าในงานวิจัยนี้ใช้เพื่อเป็นการประมาณหาค่ากำลังไฟฟ้าการอัดแบตเตอรี่โดยเมื่อตรวจทราบค่า SOCI และจะดำเนินการหาค่า V_T และ P_{chg} ด้วยสมการในแบบจำลองคณิตศาสตร์นี้ โดยประกอบด้วยแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน ขั้นตอนวิธีเพื่อประมาณค่าตัวแปรในแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล

3.3.1 แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน



รูปที่ 3.1 วงจรสมมูลไฟฟ้าของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน 1st order Thevenin

รูปที่ 3.1 แสดงวงจรสมมูลไฟฟ้าของแบตเตอรี่ลิเทียมไอออน โดยมีองค์ประกอบได้แก่ แรงดันไฟฟ้าวงจรเปิด (open circuit voltage, V_{ocv}) ทำหน้าที่เสมือนแรงดันไฟฟ้าภายในแบตเตอรี่ ความต้านทานอนุกรมหรือความต้านทานภายใน (ohmic internal resistance, R_s) เป็นค่าความต้านทานภายในของแบตเตอรี่ในกรณีทำงานในสภาวะคงตัว โดยเป็นตัวแปรที่ได้รับอิทธิพลจากองค์ประกอบทางกายภาพภายในแบตเตอรี่ (Huang et al., 2019) และ R_1 C_1 เป็นส่วนประกอบที่ทำหน้าที่เพื่อการตอบสนองในช่วงส่งผ่าน (transient response) ซึ่งเป็นผลเนื่องจากโพลาริเซชันของการถ่ายเทประจุที่ก่อให้เกิดความไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างกระแสไฟฟ้าที่เคลื่อนตัวผ่านและ

แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วของแบตเตอรี่ (Ding et al., 2019; Huang et al., 2019) จากลักษณะโครงสร้างและองค์ประกอบสามารถคำนวณหาค่าแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วได้จากชุดสมการล่างนี้ โดยกรณีการชาร์จกระแสไฟฟ้าที่เคลื่อนที่ผ่านมีค่าเป็นลบ

Kirchhoff's Voltage Law (KVL)

$$V_T = V_{ocv,soc} - V_{RS} - V_{RC1} \quad (3.8)$$

$$\frac{dV_{RC1}}{dt} = \frac{i_t}{C_{1,soc}} - \frac{V_{RC1}}{C_{1,soc}R_{1,soc}} \quad (3.9)$$

$$V_{RS} = R_{s,soc}i_t \quad (3.10)$$

คำนวณหาค่า state of charge, SOC ได้จากสมการล่างนี้

$$soc = soc_i - \frac{\int i_t dt}{Q} \quad (3.11)$$

ค่า V_{ocv} ซึ่งเป็นฟังก์ชันของ SOC สามารถพิจารณาอยู่ในรูปสมการที่ (37) (Chen & Rincon-Mora, 2006) โดยมีรูปแบบสมการดังล่างนี้

$$V_{ocv} = a_0 e^{a_1 soc} + a_2 + a_3 soc - a_4 soc^2 + a_5 soc^3 \quad (3.12)$$

ความสัมพันธ์ระหว่าง R_s และ V_{ocv} พิจารณาจากสมการล่างนี้

$$R_s = a_0 soc^2 + a_1 soc + a_2 \quad (3.13)$$

ในกระบวนการพิจารณาหาค่า R_1 และ C_1 ดำเนินการโดยใช้วิธีเชิงพันธุกรรมร่วมกับสมการล่างนี้เพื่อการพิจารณา โดยกำหนดขอบเขตของ R_1 อยู่ระหว่าง 0.001 Ω ถึง 0.11 Ω และ C_1 อยู่

ระหว่าง 0.05 kF ถึง 9 kF โดยเป็นขอบเขตที่เพิ่มเติมจากผลการศึกษาของ (Das & Samanta, 2022)

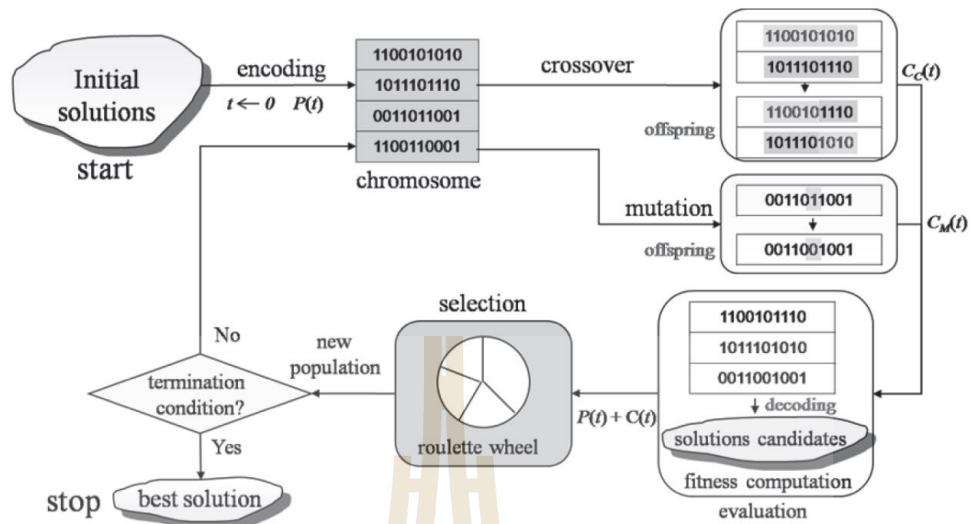
$$\frac{V_{T(s)}}{I(s)} = \frac{K_{DC}R_1}{R_1C_1S+1} \quad (3.14)$$

และพิจารณาหาค่ากำลังไฟฟ้าการชาร์จได้จาก

$$P_{chg} = i_t V_{T,t} \quad (3.15)$$

3.3.2 ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (genetic algorithm)

ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในงานวิจัยนี้เรียกว่า GA เป็นขั้นตอนวิธีซึ่งเรียนแบบพฤติกรรมของธรรมชาติในการคัดเลือกสิ่งที่ดีขึ้นให้มีการอยู่รอดและวิวัฒนาการให้เด่นยิ่งขึ้นด้วยการผสมข้อเด่นของประชากรในแต่ละรุ่นและการผ่าเหล่าของประชากรที่มีโอกาสพบข้อเด่นใหม่ ในกระบวนการเริ่มโดยการจัดประชากรรุ่นที่ 1 (initial solutions) ซึ่งเป็นชุดคำตอบของตัวแปรที่ต้องการและเข้าสู่กระบวนการระบุ gene ที่อยู่ภายในโดยมีค่าเท่ากับคำตอบที่อยู่ภายในประชากรรุ่นที่พิจารณา และเข้าสู่กระบวนการ crossover เพื่อการสร้างประชากรรุ่นถัดไปที่มีจุดเด่นสูงสุดจากประชากรรุ่นก่อนหน้ามาผสมร่วมกับประชากรที่เกิดจากกระบวนการ mutation จากนั้นประชากรทั้ง 2 ชุดจะเข้าสู่กระบวนการประเมินค้นหาจุดเด่นและเข้าสู่กระบวนการคัดเลือกจากจุดเด่นและส่งต่อเข้ากระบวนการสร้างประชากรรุ่นถัดไปอีกครั้งและกระบวนการจะสิ้นสุดเมื่อ ชุดคำตอบตรงตามเงื่อนไข



รูปที่ 3.2 ผังแสดงขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Gen et al., 2008)

3.4 ชุดอุปกรณ์การทดลอง

3.4.1 เครื่องทดสอบแบตเตอรี่

เครื่องทดสอบการอัดแบตเตอรี่ Chroma รุ่น REGENERATIVE BATTERY PACK TESTSYSTEM ดังในรูปที่ 3.3 และลักษณะภายนอกดังแสดงในรูปที่ 3.4 รวมไปถึงทำหน้าที่ในการบันทึกค่าแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วและกระแส กำลังไฟฟ้าในการชาร์จ เพื่อนำเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์พฤติกรรม

Model 692XX series		69206-60-8	69212-24-4	69212-60-4 *
Channel		8	4	4
Charge / Discharge Mode	Voltage Range	10-60Vdc	2.8V-24Vdc	7.5V-60Vdc
	Maximum Current	12A	60A	60A
	Max Power	600W	1.2kW	1.2kW
	CC mode accuracy	0.1%+0.05% F.S.	0.1% + 0.05% F.S.	0.1%+0.05% F.S.
	Current Resolution	1mA	5mA	5mA
	CV mode accuracy	0.1%+0.05% F.S.	0.1% . + 0.05% F.S.	0.1%+0.05% F.S.
	Voltage Resolution	1mV	0.5mA	0.5mV
	CP mode accuracy	0.2% stg. +0.1% F.S.	0.2% + 0.1% F.S	0.2% stg. +0.1%F.S.
Power Resolution		0.1W	0.2W	0.2W
V/I sampling rate *1		20us		
Measurement	Voltage range	0~60V	0~60V	0~60V
	Voltage accuracy	0.02% rdg.+0.02% F.S.	0.1% rdg.+0.05% F.S.	0.1% rdg.+0.05% F.S.
	Voltage resolution	1mV	1mV	1mV
	Current range	4.8A/12A	24A/60A	24A/60A
	Current accuracy	0.05% rdg+0.05% rng	0.1% rdg. + 0.05% rng.	0.1% rdg. + 0.05% rng.
	Current resolution	1mA	5mA	5mA
	Power accuracy	0.08% rdg+0.08% rng.	0.2% rdg. + 0.1% rng.	0.2% rdg. + 0.1% rng.
	Power resolution	0.1W	0.2W	0.3W
	Temperature range	0~90°C	0~90°C	0~90°C
	Temperature accuracy	± 2°C	± 2°C	± 2°C
Temperature resolution	0.1°C	0.1°C	0.1°C	

รูปที่ 3.3 ความแม่นยำและ range ของเครื่องทดสอบแบตเตอรี่



รูปที่ 3.4 ลักษณะภายนอกเครื่องทดสอบแบตเตอรี่

3.4.2 เซลล์แบตเตอรี่

ในงานวิจัยนี้ใช้เซลล์แบตเตอรี่ลิเทียมไอออนแบบ Lithium Iron Phosphate (LiFePO₄, LFP) ที่มีความจุประจุเท่ากับ 15 Ah แรงดันไฟฟ้าสูงสุดเท่ากับ 3.65 V แรงดันไฟฟ้าต่ำสุด 2.00 V โดยมีลักษณะดังในรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 เซลล์ LFP 15 Ah

3.4.3 ระบบบริหารจัดการแบตเตอรี่ (battery management system, BMS)

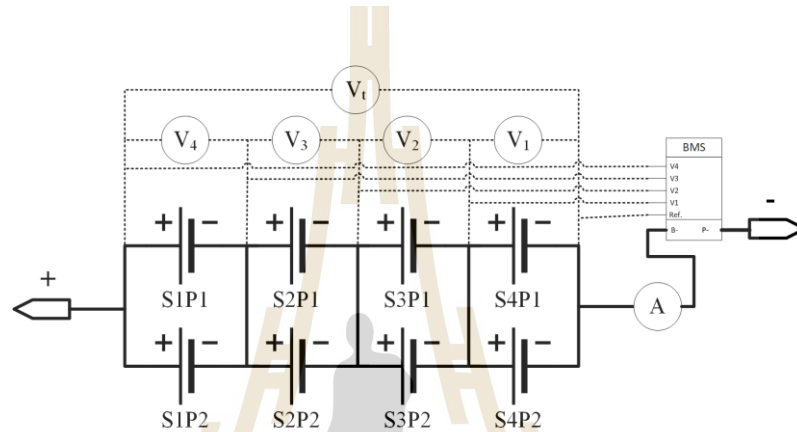
ในงานวิจัย BMS ยี่ห้อ Jiabaida รุ่น JBD-ZP04S014 ซึ่งเป็นระบบบริหารจัดการแบตเตอรี่สำหรับ LFP ที่สามารถใช้งานกับแบตเตอรี่ที่ต่ออนุกรม 4 เซลล์ โดยสามารถกำหนดแรงดันไฟฟ้าสูงสุด ได้เท่ากับ 14.4 V ค่ากระแสไฟฟ้การคายประจุและชาร์จสูงสุด 100 A และค่ากระแสในการทำสมดุลเซลล์เท่ากับ 150 mA โดยมีลักษณะดังในรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 แผงวงจรระบบบริหารจัดการแบตเตอรี่

3.4.4 ผังวงจรของการทดสอบแบตเตอรี่

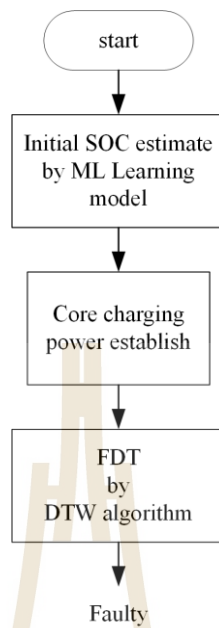
ในการทดสอบเพื่อเป็นการป้องกันอันตรายและความเสียหายที่อาจเกิดในระหว่างการทดสอบแบตเตอรี่ งานวิจัยนี้จึงติดตั้ง BMS ดังแสดงในรูปที่ 3.7 เพื่อทำหน้าที่ตรวจวัดและเฝ้าระวังไม่ให้เกิดการทดสอบเข้าสู่ช่วงอันตรายของการทำงาน โดยบริเวณขั้วบวกและลบของผังวงจรจะต่อเข้ากับเครื่องทดสอบแบตเตอรี่ โดยในขั้วลบมี BMS เป็นอุปกรณ์ป้องกันในกรณีที่ตรวจพบการทำงานเกินขอบเขตความปลอดภัยของแบตเตอรี่



รูปที่ 3.7 ผังวงจรการทดสอบแบตเตอรี่

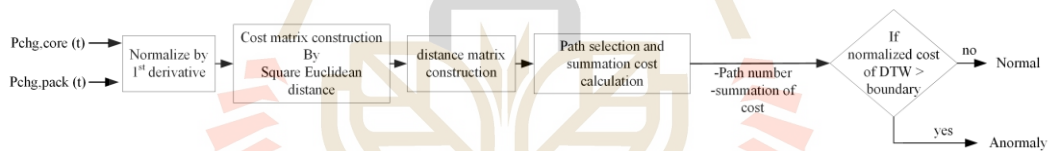
3.5 ขั้นตอนวิธีการตรวจจับแพ็คแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพแตกต่าง

งานวิจัยนี้นำเสนอขั้นตอนวิธีการตรวจจับแพ็คแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่ต่างกันผ่านกระบวนการวิเคราะห์พฤติกรรมของกำลังไฟฟ้าการชาร์จร่วมกับวิธี dynamic time warping (DTW) โดยมีผังการทำงานของวิธีดังรูปที่ 3.8 โดยขั้นการทำงานเริ่มต้นจากระบบทำงานตรวจวัดค่า แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว กระแสไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าการชาร์จ จากนั้นเข้ากระบวนการประมาณค่า SOC เริ่มต้นก่อนการชาร์จ และประเมินค่ากำลังไฟฟ้าการชาร์จ ณ SOC ดังกล่าว แล้วส่งข้อมูลเข้ากระบวนการตรวจจับด้วยวิธี DTW และแจ้งผลการตรวจจับ



รูปที่ 3.8 แผนผังขั้นตอนวิธีตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพแตกต่างกัน

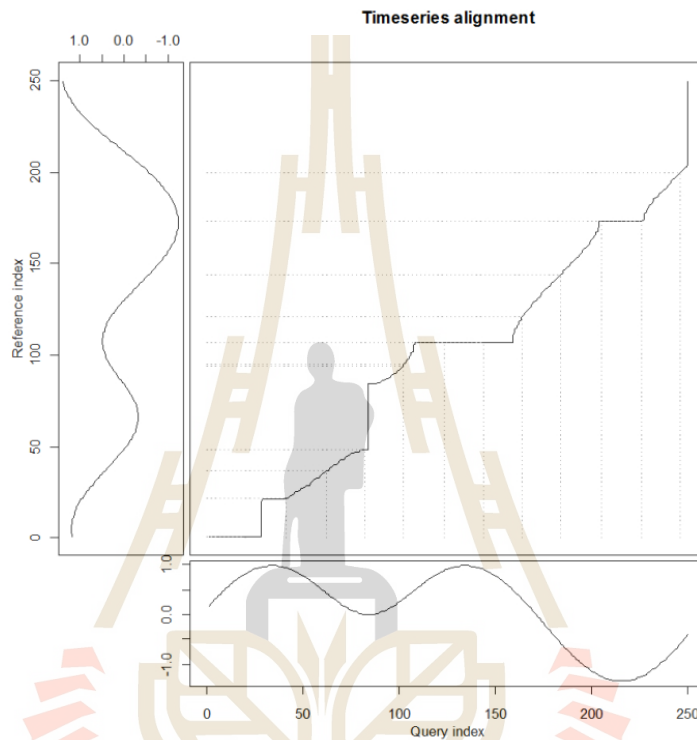
3.5.1 ขั้นตอนวิธี dynamic time warping (DTW)



รูปที่ 3.9 แผนผังขั้นตอนวิธี dynamic time warping

ขั้นตอนวิธี DTW เป็นขั้นตอนวิธีสำหรับการประเมินความเหมือนของชุดข้อมูลอนุกรมเวลา (time series data) โดยที่ไม่จำเป็นต้องมีมิติที่เท่ากัน $X=(x_1, x_2, \dots, x_N)$, $N \in \mathbb{N}$ และ $Y=(y_1, y_2, \dots, y_M)$, $M \in \mathbb{N}$ ในกระบวนการพิจารณาความเหมือนเป็นการค้นหาระยะห่างของข้อมูลบนปริภูมิใด (Φ) ที่มีระยะทางสั้นที่สุด (d) และเป็นจำนวนจริง โดยสามารถเขียนในรูปของสมการที่ 23 ได้ดังนี้ และค่า d จะมีค่าที่ต่ำเมื่อทั้งข้อมูลดังกล่าวมีความเหมือนและจะมีค่าสูงหากข้อมูลมีความแตกต่าง โดยค่าของ d สามารถพิจารณาหาได้จาก cost function ที่เหมาะสมต่อการใช้งานในปัญหาที่แตกต่างกัน ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ Square Euclidean Distance (SED) โดยมีรูปสมการดังสมการที่ 24 ในกระบวนการนี้เรียก local distance เมื่อข้อมูลถูกพิจารณาภายใต้ปริภูมิใดและค่า local distance จะวางในรูปของ matrix เพื่อการพิจารณาหา alignment path ซึ่งเป็น path แสดง

ความเหมือนของข้อมูลที่พิจารณาจาก d ที่สั้นที่สุดในคู่ข้อมูลแต่ละลำดับ ซึ่งสามารถสรุปขั้นตอนการทำงานของ DTW ได้ดังในรูปที่ 3.9 โดยมีรูปตัวอย่างของการเปรียบเทียบข้อมูลและ alignment path ดังรูปที่ 3.10 และเป็นการพิจารณาหา alignment cost (C) หรือผลรวมของ d ที่สั้นที่สุดและเข้าสู่กระบวนการตัดสินใจตามเงื่อนไข



รูปที่ 3.10 แผนผังตัวอย่าง DTW และ alignment path ของการเปรียบเทียบข้อมูลอนุกรมเวลา (Senin, 2008)

$$d: \Phi \times \Phi \rightarrow \mathbb{R} \geq 0 \quad (3.16)$$

$$d_{i,j} = \sqrt{(x_i - y_j)^2}, \quad i \in [1 : N]; j \in [1 : M] \quad (3.17)$$

$$C(X, Y) = \sum_{l=1}^L d(x_{i,l}, y_{j,l}) \quad (3.18)$$

$$DTW(X, Y) = \min \{C(X, Y)\} \quad (3.19)$$

บทนี้ได้อธิบายขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย โดยกำหนดรูปแบบของแฟ้มแบตเตอรี่ที่มีเซลล์
 เสื่อมสภาพต่างกันไปจนถึงการสร้างโมเดลและขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการตรวจจับ การใช้ Dynamic Time
 Warping (DTW) เพื่อประเมินความเหมือนของชุดข้อมูลอนุกรมเวลาของพฤติกรรมแบตเตอรี่ ซึ่ง
 พิสูจน์แล้วว่าเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกความแตกต่างระหว่างแฟ้มแบตเตอรี่ปกติ
 และแฟ้มที่มีเซลล์เสื่อมสภาพ

บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

บทนี้นำเสนอและอภิปรายผลการวิจัยที่ได้จากการศึกษาพฤติกรรมการตอบสนองของแบตเตอรี่ลิเทียมฟอสเฟต (LFP) ในระหว่างกระบวนการชาร์จ ผลการทดสอบการชาร์จแบตเตอรี่แพ็คเกจ 4S2P ทั้งในรูปแบบกระแสคงที่-แรงดันคงที่ (CC-CV) และแบบพัลส์ (Pulse) เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างการเสื่อมสภาพของเซลล์กับพฤติกรรมของแรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว (V_T) และกำลังไฟฟ้าในการชาร์จ การนำข้อมูลที่ได้มาใช้ในการพัฒนาและทดสอบแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องแบบ XGBOOST เพื่อประเมินค่าสถานะประจุเริ่มต้น (SOC) ของแบตเตอรี่แพ็คเกจ รวมถึงการประยุกต์ใช้ระเบียบวิธี DTW (Dynamic Time Warping) ในการตรวจจับความผิดปกติของแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพ โดยจะมีการอภิปรายถึงประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลองและระเบียบวิธีที่นำเสนอ

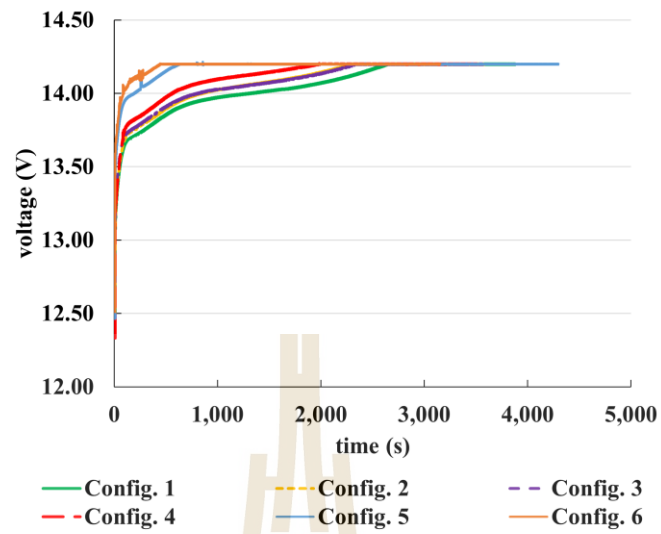
4.1 ผลการทดสอบการชาร์จ

ในงานวิจัยนี้ทำการทดสอบการชาร์จของแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่มีรูปแบบการเรียงเซลล์แบบ 4 อนุกรม 2 ขนาน (4S2P) โดยในการทดสอบกำหนดให้มีเซลล์ในกลุ่ม A ซึ่งนับว่าเป็นเซลล์ที่มีพฤติกรรมการทำงานปกติ กลุ่ม B โดยในงานวิจัยนี้เป็นเซลล์ที่มีการเบี่ยงเบนการทำงานจากเซลล์กลุ่ม A ในระดับความรุนแรงต่ำกว่าเซลล์ C และกลุ่ม C ที่เป็นเซลล์ซึ่งมีพฤติกรรมการทำงานที่เบี่ยงเบนออกจากเซลล์กลุ่ม A สูงสุด โดย B และ C เป็นเซลล์ที่เกิดการเสื่อมสภาพ โดยที่ 3 กลุ่มเซลล์มีการวางตำแหน่งในแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่แตกต่างกันจำนวน 6 แพ็คเกจ ดังแสดงในตารางที่ 3.1 สำหรับการทดสอบนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินพฤติกรรมการตอบสนองของแรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว (V_T) และ กำลังไฟฟ้าที่ใช้ในการชาร์จ ของแพ็คเกจแบตเตอรี่ ที่ประกอบด้วยเซลล์ที่มีสภาพการทำงานปกติและเสื่อมสภาพทำงานร่วมกันภายในแพ็คเกจ

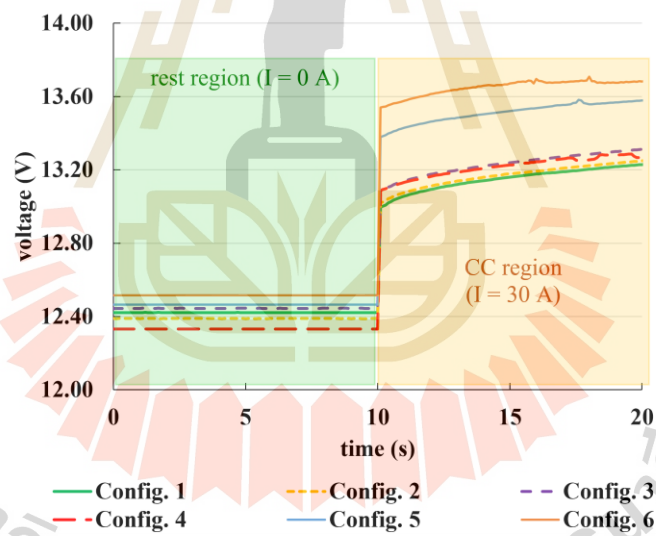
4.1.1 การทดสอบการชาร์จแบบ CC-CV

การทดสอบการชาร์จแบบกระแสคงที่-แรงดันคงที่ ใช้เพื่อทดสอบหาผลการตอบสนองของ V_T ของแพ็คเกจแบตเตอรี่ ที่ตอบสนองต่อการชาร์จในลักษณะที่คล้ายคลึงกับการใช้งานปกติในรถยนต์ ไฟฟ้า และประเมินหาค่าความจุประจุของแพ็คเกจแบตเตอรี่ทั้ง 6 รูปแบบแพ็คเกจ รวมไปถึงเพื่อเป็นการประเมินหาค่าเวลาในการชาร์จและ SOC

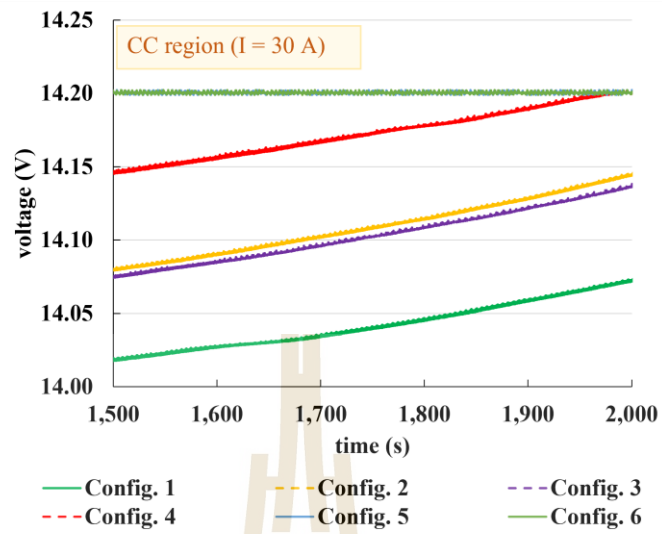
รูปที่ 4.1 นำเสนอแรงดันไฟฟ้าที่ ขั้ว ของแพ็คเกจเตอรี่ทั้ง 6 แพ็คเกจ จะเห็นได้ว่า เมื่อแบตเตอรี่เริ่มถูกอัดบรรจุ V_T จะมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลาของการชาร์จ โดยจะมีค่าเพิ่มสูงขึ้นในลักษณะของโพลีโนเมียลตามเวลาของการชาร์จที่เพิ่มขึ้น และนอกจากนี้เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบระหว่างแพ็คเกจจะเห็นได้ว่า conf.1 จะมี V_T ต่ำสุด ณ เวลาการอัดที่เท่ากัน ตาม conf.3 conf.2 conf.4 conf.5 และ conf.6 มีค่าสูงขึ้นตามลำดับ ซึ่งพฤติกรรมดังกล่าวปรากฏทั้งในช่วงการชาร์จแบบ CC ตั้งแต่เวลาเริ่มการชาร์จ ระหว่างการชาร์จ (1,500 s ถึง 2,000 s) ดังแสดงในรูปที่ 4.2 และ 4.3 จากข้อมูลดังกล่าวชี้ให้เห็นว่าเมื่อแพ็คเกจเตอรี่มีเซลล์กลุ่ม A และ B รวมกันอยู่ จะทำให้ V_T มีค่าที่สูงกว่าเมื่อเทียบกับแพ็คเกจที่ไม่มีเซลล์ในกลุ่มดังกล่าว และหากแพ็คเกจเตอรี่มีเซลล์กลุ่ม A B และ C รวมอยู่ โดยที่ B C ต่อกันในแนวอนุกรมหรือแนวขนานจะเห็นได้ว่า V_T จะมีค่าสูงที่สุดเมื่อเทียบกับแพ็คเกจที่ไม่มีเซลล์กลุ่มดังกล่าว และยังส่งผลให้ V_T มีค่าเข้าสู่แรงดันสูงสุดของการชาร์จในช่วงเวลาที่สั้นกว่า ซึ่งปัจจัยที่ส่งผลให้เกิดการตอบสนองคือการเชื่อมต่อของเซลล์แบตเตอรี่กลุ่ม B และ C ที่สามารถกักเก็บประจุไฟฟ้าได้ต่ำกว่าพร้อมกับมีค่าความต้านทานภายในสูงกว่า พร้อมกับส่งผลให้การชาร์จไฟฟ้าในค่ากระแสที่เท่ากันแพ็คเกจที่ไม่มีเซลล์กลุ่ม B และ C มี V_T ต่ำกว่าดังที่กล่าวไว้ข้างต้น เมื่อพิจารณาข้อมูลในรูปที่ 4.4 จะเห็นว่า conf.1 จะมีพฤติกรรมการชาร์จที่เข้าสู่ช่วงการอัดแบบ CV ที่ใช้เวลานานกว่าแพ็คเกจอื่น ชี้ให้เห็นว่าแพ็คเกจเตอรี่ที่ไม่มีเซลล์กลุ่ม B และ C จะสามารถรับการชาร์จแบบ CC ได้นานกว่าและรับการชาร์จแบบ CV ที่สั้นกว่า ดังข้อมูลที่ปรากฏในตาราง 4.1 ที่บ่งชี้ได้อย่างชัดเจนว่าแพ็คเกจเตอรี่ที่มีเซลล์กลุ่ม B และ C หรือเซลล์ที่เชื่อมต่อจะมีความสามารถในการกักเก็บประจุที่ต่ำกว่าเกิดจากการเสียหายของขั้วไฟฟ้าของแบตเตอรี่แบบ loss of active material (LAM) และ Loss of lithium inventory (LLI) (Birkl et al., 2017; Edge et al., 2021) รวมไปถึงระยะเวลาการชาร์จในช่วง CC จะลดต่ำลงเมื่อแพ็คเกจเตอรี่มีเซลล์ที่เชื่อมต่อเกิดขึ้นภายในและใช้เวลาในการชาร์จแบบ CV ในระยะเวลาที่สูงขึ้นตามความรุนแรงของการเชื่อมต่อ (Edge et al., 2021)



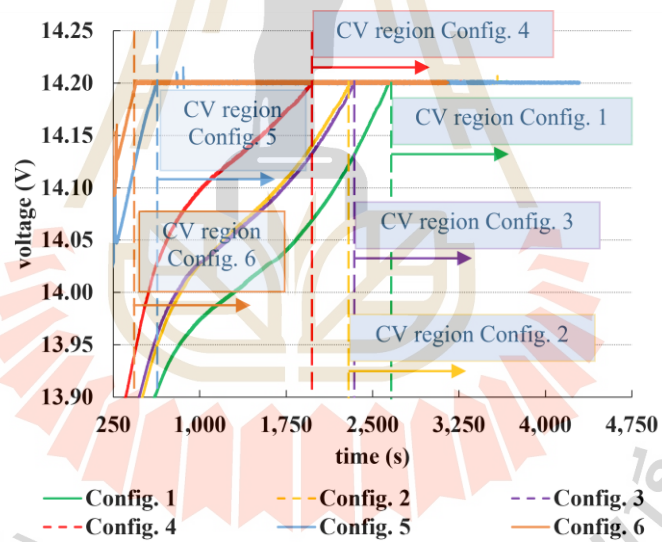
รูปที่ 4.1 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV



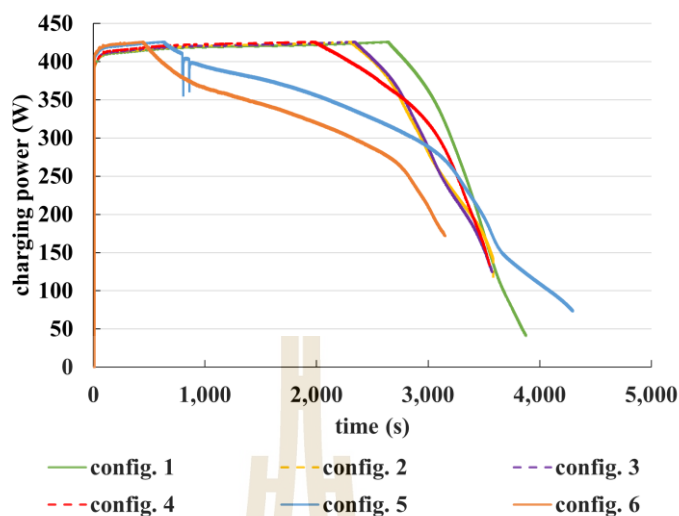
รูปที่ 4.2 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV ณ เวลา 0 s ถึง 20 s



รูปที่ 4.3 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV ณ เวลา 1,500 s ถึง 2,000 s



รูปที่ 4.4 VT ของการชาร์จแบบ CC-CV ณ ช่วงการชาร์จแบบ CV



รูปที่ 4.5 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ

ตารางที่ 4.1 ปริมาณประจุไฟฟ้าและเวลาในการชาร์จแบบ CC-CV

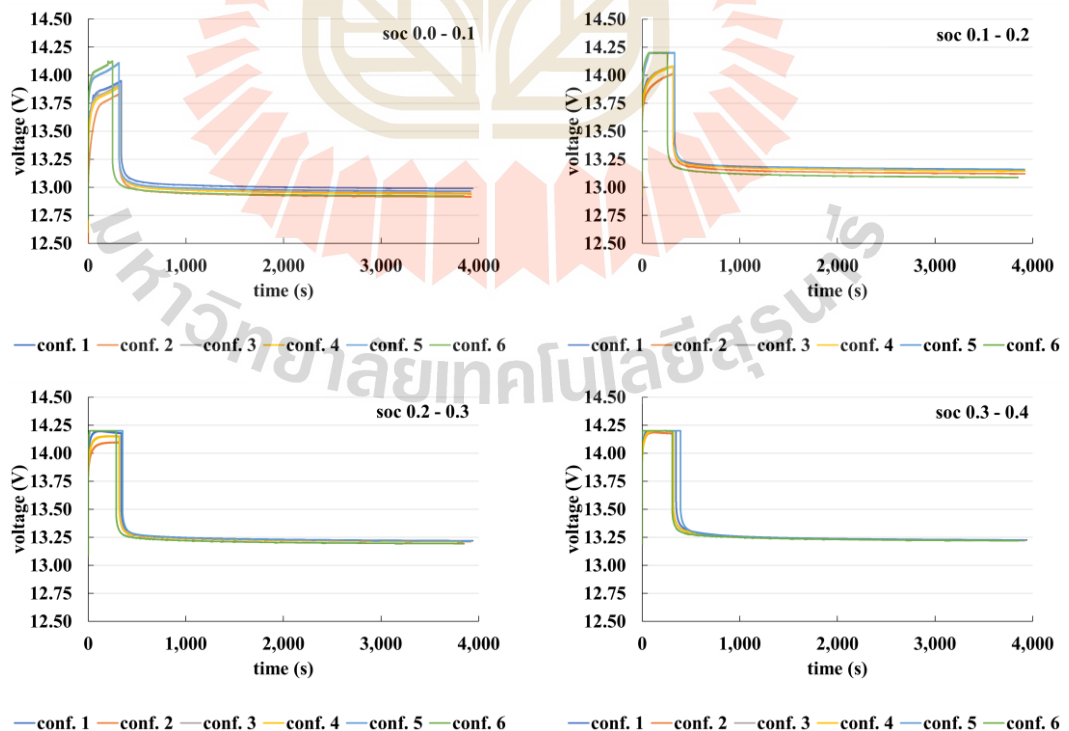
No.	Configuration	initial terminal voltage (V)	charge quantity (Ah)			charging time (s)		
			CC region	CV region	total	CC region	CV region	total
1	conf. 1	12.422	21.91	6.23	28.14	2,634.40	1,242.40	3,876.80
2	conf. 2	12.389	19.13	7.42	26.54	2,299.90	1,284.50	3,584.40
3	conf. 3	12.445	19.41	7.08	26.50	2,334.30	1,239.10	3,573.40
4	conf. 4	12.332	16.42	10.10	26.52	1,970.50	1,579.10	3,549.60
5	conf. 5	12.464	5.19	21.33	26.52	619.10	3,678.30	4,297.40
6	conf. 6	12.515	3.64	17.00	20.64	435.00	2,720.10	3,155.10

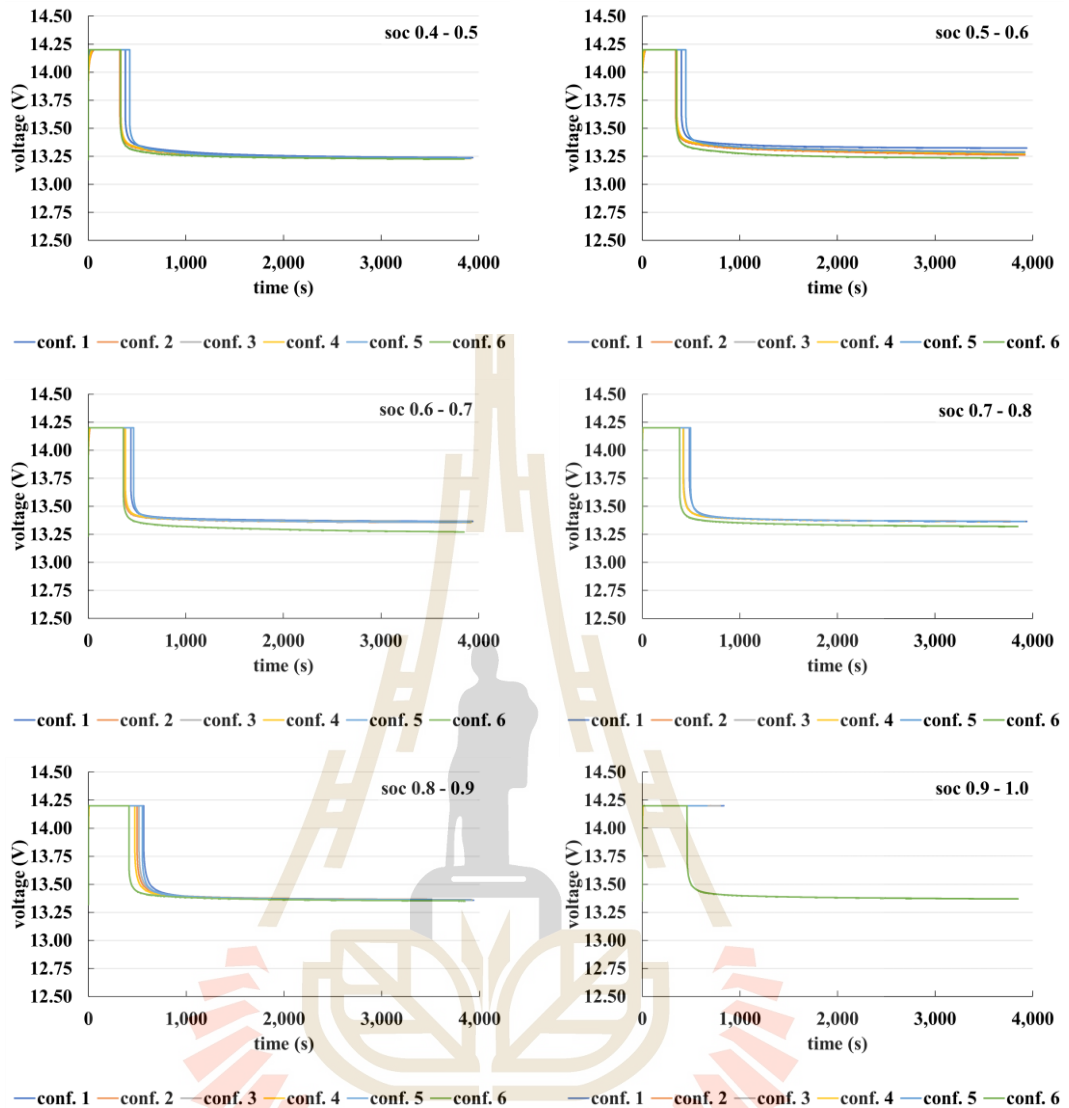
รูปที่ 4.5 นำเสนอกำลังไฟฟ้าสำหรับการชาร์จไฟฟ้า เมื่อพิจารณา ณ เวลาเดียวกันจะเห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้างดงกล่าวของ conf.1 จะมีค่าต่ำสุดตลอดช่วงเวลาการชาร์จแบบ CC เมื่อเวลาเข้าสู่ 2,634.40 s conf.1 จะเข้าสู่การชาร์จแบบ CV มีกำลังไฟฟ้าที่ลดลงและมีการเปลี่ยนแปลงที่ไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งพฤติกรรมดังกล่าวปรากฏในทุกแพ็คของการทดสอบโดยแพ็คที่มีเซลล์กลุ่ม B และ C รวมอยู่จะมีเวลาในการเข้าสู่ช่วงการชาร์จแบบ CV ที่เร็วกว่า conf.1 ดังข้อมูลที่แสดงในตารางที่ 4.1 ที่ชี้ให้เห็นว่า แพ็คแบตเตอรี่ที่เซลล์เสื่อมสภาพจะมีปริมาณประจุไฟฟ้ารวมที่ต่ำกว่าโดยจะมีปริมาณประจุไฟฟ้าจากการอัดแบบ CC ที่ต่ำกว่าและมีปริมาณประจุไฟฟ้าจากการอัดแบบ CV ที่สูงกว่าแพ็ค

ที่ไม่มีเซลล์เสื่อมสภาพรวมอยู่ภายใน และเวลาในการชาร์จแบบ CC จะมีเวลาที่ต่ำกว่าและการอัดแบบ CV จะมีเวลาที่สูงกว่า ซึ่งทั้ง 2 พฤติกรรมมีปัจจัยเนื่องจากการเกิด LAM และ LLI เป็นผลให้ความต้านทานภายในแบตเตอรี่มีค่าสูง จึงตอบสนองต่อการชาร์จไฟฟ้าด้วยค่า V_T สูงกว่า เข้าสู่การอัดแบบ CV ที่ใช้เวลาน้อยกว่า แต่อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาเวลารวมของการชาร์จจะพบว่าแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพรวมอยู่ภายในจะมีเวลาการอัดที่ไม่แน่นอนชัดเจนเมื่อเทียบกับแพ็คเกจที่ไม่มีเซลล์เสื่อมสภาพดังเห็นได้จากการชาร์จในช่วง CV ของ conf.5 ? เข้าสู่การอัดแบบ CV ที่เร็วกว่าแต่มีเวลาในการชาร์จในช่วงดังกล่าวสูง ส่งผลให้เวลารวมในการชาร์จมีค่าสูงกว่า conf.1 ดังนั้นการพิจารณาเวลารวมการชาร์จอาจไม่สะท้อนสภาพของเซลล์แบตเตอรี่ภายในได้อย่างแน่ชัด เพื่อนำไปสู่กระบวนการการตรวจจับแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่มีเกิดเซลล์เสื่อมสภาพในระหว่างการใช้งานจึงควรนำเอาพฤติกรรมของ P_{chg} ประจวบเป็นตัวแปรในการตัดสินใจ แต่อย่างไรก็ตามเพื่อให้การตรวจจับมีความถูกต้องสูงสุดจึงควรพิจารณาพฤติกรรมของ P_{chg} ในทุกช่วงของ SOC ดังข้อมูลในหัวข้อ 4.1.2

4.1.2 การทดสอบการชาร์จแบบ Pulse

การชาร์จแบบ pulse มีวัตถุประสงค์เพื่อ ประเมินการตอบสนองของ V_T และกำลังไฟฟ้าในการชาร์จ ที่เกิดขึ้นทุกการเปลี่ยนแปลง 10% ของ SOC โดยทดสอบการชาร์จด้วยกระแสไฟฟ้าในช่วง CC ที่มีค่าเท่ากับ 1 c-rate โดยในงานวิจัยนี้มีค่าเท่ากับ 30 A. รวมไปถึงในช่วง CV ที่กำหนดแรงดันสูงสุดในการชาร์จเท่ากับ 14.2 V.

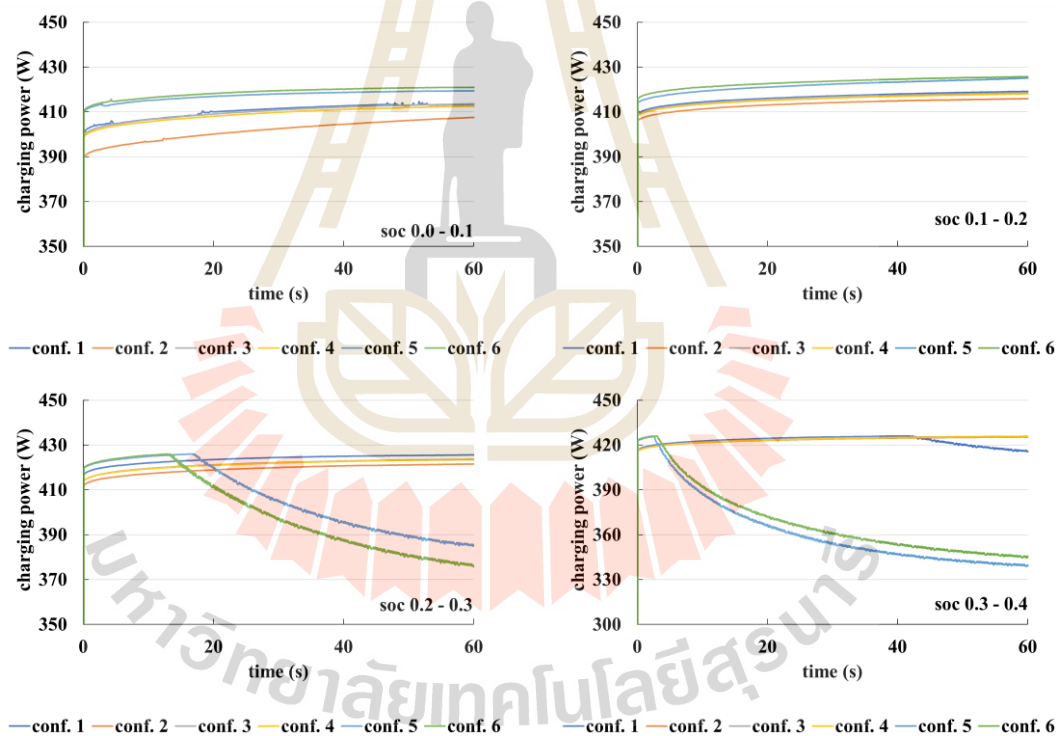


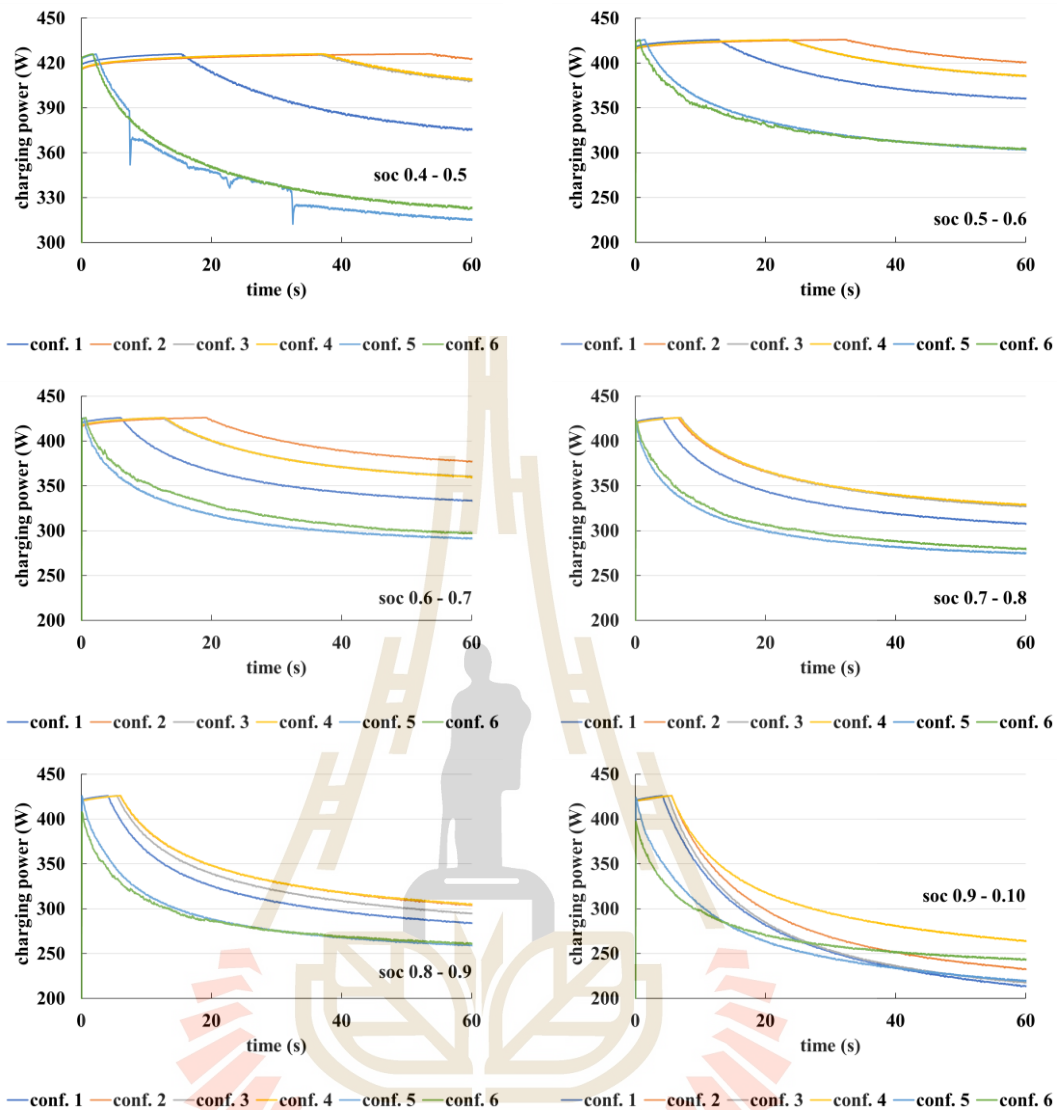


รูปที่ 4.6 V_T การชาร์จแบบ pulse

รูปที่ 4.6 แสดงค่า V_T ของการชาร์จแบบ pulse โดยเริ่มการชาร์จด้วยกระแสเท่ากับ 1 c-rate (30 A) ให้แบตเตอรี่มีค่า SOC เพิ่มขึ้น 10% และหยุดการอัดเป็นเวลา 1 ชั่วโมง ในทุกค่า SOC แบตเตอรี่จะมีค่าแรงดันไฟฟ้าที่ต่ำในช่วงแรกซึ่งมีค่าเท่ากับ V_{OCV} เมื่อเริ่มอัดประจุ V_T จะมีค่าสูงขึ้นอย่างรุนแรงในช่วงแรกของการชาร์จ ดังรายละเอียดในหัวข้อที่ 4.3 จากนั้นแรงดันจะเพิ่มขึ้นในลักษณะของ exponential และเริ่มมีอัตราการเพิ่มขึ้นอย่างคงที่เมื่อเข้าสู่เวลาหนึ่ง ดังสังเกตข้อมูลร่วมได้จากรูปที่ 4.7 เมื่อเข้าสู่กระบวนการหยุดการชาร์จ V_T จะมีพฤติกรรมที่ลดลงอย่างรุนแรงในช่วงเริ่มหยุด จากนั้นปรากฏพฤติกรรมการลดลงแบบ exponential และเริ่มมีค่าคงที่เมื่อเข้าสู่เวลาหนึ่ง จากข้อมูลดังกล่าวชี้ให้เห็นว่า การชาร์จจะส่งผลให้ V_T มีค่าสูงขึ้นตลอดช่วงการอัดที่เป็นผลจากอิทธิพล

ของค่าความต้านทานภายในของแบตเตอรี่และพฤติกรรมโพลาริเซชันภายในแบตเตอรี่ที่ส่งผลให้ V_T มีพฤติกรรมแบบ exponential ดังกล่าวข้างต้น รวมไปถึงเมื่อพิจารณา conf.1 เทียบกับแพ็คเกจอื่นจะให้ได้ว่าค่า V_T จะมีการเปลี่ยนแปลงของพฤติกรรมที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนทั้งในลักษณะของอัตราการเพิ่มขึ้นในระหว่างการชาร์จและอัตราการลดลงในระหว่างการหยุดอัดประจุ ซึ่งให้เห็นแบตเตอรี่ที่เซลล์กลุ่ม B และ C เกิดขึ้นภายในค่า V_T มีการเบี่ยงเบนออกจาก V_T ของแพ็คเกจที่ทุกเซลล์ไม่เกิดการเสื่อมสภาพหรือมีการเสื่อมสภาพที่ใกล้เคียงกันทุกเซลล์ นอกจากนี้ จากรูปที่ 4.6 ยังเห็นได้อีกว่า V_T ของแบตเตอรี่จะเข้าสู่ค่าแรงดันสูงสุดในระยะเวลาที่แตกต่างกันและ V_T ในช่วงการหยุดอัดประจุ ระยะเวลาเดียวกันมีค่าที่แตกต่างกัน ซึ่งให้เห็นว่า V_T มีพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงไปตามสภาพของเซลล์ที่เป็นองค์ประกอบภายในแพ็คเกจโดยที่หากมีเซลล์เสื่อมสภาพในจำนวนมากจะทำให้ V_T มีค่าสูงในช่วงของการชาร์จและจะมีค่าต่ำสุดในช่วงของการหยุดอัดประจุ





รูปที่ 4.7 กำลังไฟฟ้าการชาร์จแบบ pulse

P_{chg} ประจุของแบตเตอรี่มีพฤติกรรมที่เพิ่มสูงขึ้นตามเวลาการชาร์จซึ่งปรากฏในช่วงการชาร์จแบบ CC และเมื่อเข้าสู่การชาร์จแบบ CV ค่า P_{chg} จะมีค่าลดต่ำลงในลักษณะ exponential ดังแสดงในรูปที่ 4.7 ในช่วงเริ่มต้นการชาร์จของทุก SOC จะเห็นได้อย่างชัดเจนว่ากำลังไฟฟ้าจะมีค่าเพิ่มสูงขึ้นซึ่งเป็นเนื่องจากค่า V_T มีค่าสูงขึ้นตลอดในช่วงของการชาร์จแม้ว่ากระแสจะมีค่าคงที่ก็ตาม และเมื่อ V_T มีค่าสูงสุดของการชาร์จจะเข้าสู่กระบวนการชาร์จแบบ CV ในช่วงดังกล่าวค่ากระแสในการอัดจะมีค่าลดลงเพื่อให้ค่า V_T ไม่เกิดการเพิ่มสูงขึ้น และกระแสไฟฟ้าจะลดต่ำลงตลอดช่วงการชาร์จ ซึ่งเป็นผลเนื่องจากปริมาณประจุไฟฟ้าภายในแบตเตอรี่มีค่าสูงขึ้นค่าความต้านทานภายในและพฤติกรรมโพลาริเซชันจะมีค่าเปลี่ยนแปลงตาม SOC ที่สูงขึ้นจึงทำให้กระบวนการการอัดจะต้องลด

ค่ากระแสไฟฟ้าเพื่อป้องกันไม่ให้ค่า V_T สูงเกินแรงดันฟ้าสูงสุดที่แต่ละเซลล์สามารถอัดประจุได้ (Brenna et al., 2020; Khalid et al., 2022) จึงเห็นว่าค่า P_{chg} ประจุมีพฤติกรรมที่เพิ่มขึ้นในช่วง CC และลดลงในช่วง CV จากพฤติกรรมดังกล่าวจะเห็นได้ว่าเมื่อแพ็คเกจเตอร์มีเซลล์ที่เสื่อมสภาพในค่าที่แตกต่างกันจะส่งผลให้ค่า P_{chg} มีพฤติกรรมที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนและเมื่อพิจารณาเทียบกับ conf.1 ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดเป็นแพ็คเกจที่เซลล์ภายในไม่มีการเสื่อมสภาพจะเห็นว่า P_{chg} ของแพ็คเกจที่มีเซลล์เสื่อมสภาพจะเบี่ยงเบนออกจาก conf.1 ตั้งแต่เริ่มจนสิ้นสุดการชาร์จ

4.2 แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อสำหรับการประมาณค่า SOC

แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเป็นเครื่องมือหนึ่งที่มีความยืดหยุ่นในการประยุกต์ใช้งานอย่างยิ่ง ประกอบกับค่า SOC เริ่มต้นของกระบวนการชาร์จเป็นหนึ่งตัวแปรที่สามารถนำไปสู่การตรวจจับการเบี่ยงเบนของพฤติกรรมของแบตเตอรี่ได้ ในหัวข้อนี้จึงนำเสนอผลการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อใช้เป็นเครื่องมือในการประมาณค่า SOC เริ่มต้นของกระบวนการชาร์จ (SOCi)

4.2.1 การคัดเลือกคุณลักษณะเฉพาะ

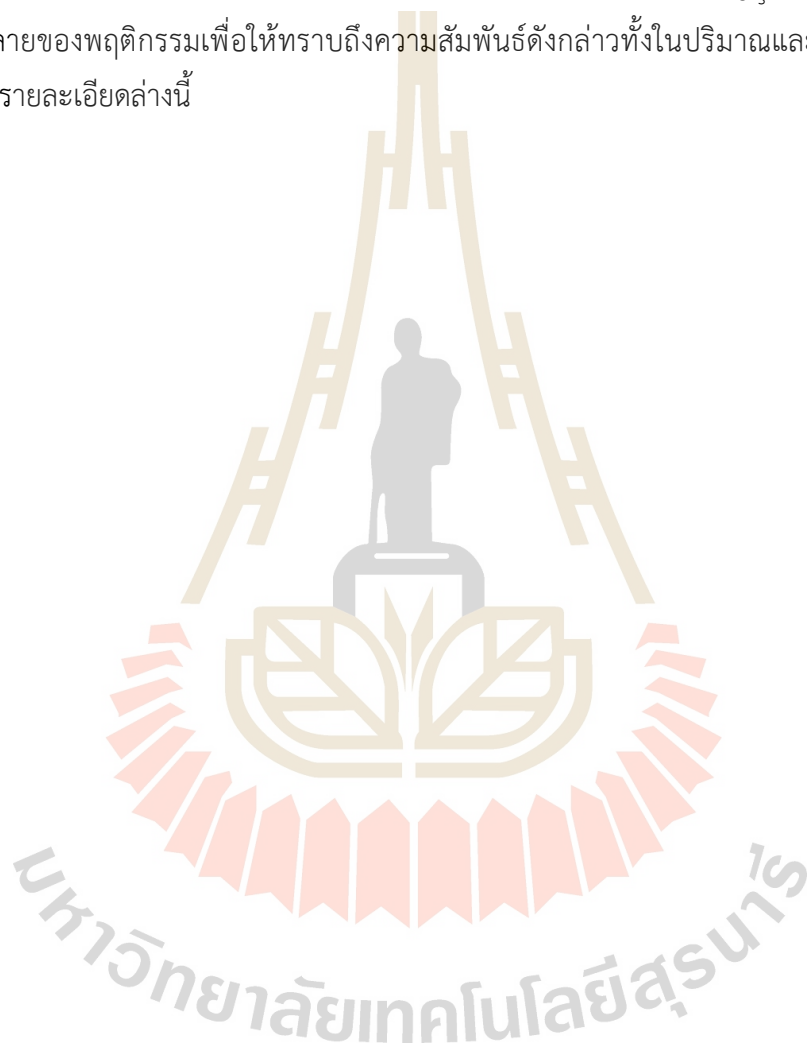
จากผลการทดสอบการชาร์จแบบ pulse เมื่อพิจารณา V_T และ P_{chg} ในช่วงเวลา 0 s จนถึง 60 s จะเห็นได้ว่าทั้ง 2 ตัวแปรมีความสำคัญต่อการเปลี่ยนแปลงของ SOC รวมไปถึงค่าความกว้างของช่วงเวลาในการสังเกตข้อมูลเป็นอีกหนึ่งตัวแปรที่ส่งผลให้ข้อมูลเพื่อการพัฒนาแบบจำลองมีความแตกต่างกันและยังส่งผลต่อความแม่นยำของการประมาณค่า SOCi ในหัวข้อนี้จึงนำเสนอการพิจารณาทั้ง 3 ตัวแปร เพื่อให้ได้มาซึ่งตัวแปรคุณลักษณะสำหรับการประมาณค่า SOCi ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST ที่ใช้เวลาในการประมาณค่าต่ำสุดและมีความแม่นยำสูงสุด

ข้อมูลตัวแปรคุณลักษณะที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบด้วย V_T และ P_{chg} ที่นำเอาข้อมูลจากผลการทดสอบการชาร์จแบบ pulse มาพิจารณาค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด ค่าเฉลี่ยและผลรวม ในระยะของช่วงเวลาที่แตกต่างกันตั้งข้อมูลในหัวข้อ 3.1 และ 3.2 ตารางที่ 4.2 4.3 4.4 4.5 4.6 และ 4.7 นำเสนอค่าตัวแปรทั้งหมดของ V_T เมื่อพิจารณาจะเห็นได้ว่าค่าค่าต่ำสุดของ V_T ในทุกแพ็คเกจมีค่าเท่ากันในทุกความกว้างของช่วงเวลาสังเกตซึ่งค่าดังกล่าวมีค่าเท่ากับ V_{OCV} ของแบตเตอรี่ สำหรับค่าสูงสุดของ V_T จะมีพฤติกรรมเพิ่มขึ้นตามค่า SOCi และจะมีค่าสูงสุดเท่ากับ 14.2 V สำหรับ conf.1 ค่าสูงสุดของ V_T จะเริ่มปรากฏ ณ SOCi เท่ากับ 0.4 โดยสังเกตได้เมื่อช่วงเวลาสังเกตมีค่าตั้งแต่ 15 s เป็นต้นไป สำหรับ conf.2 ค่าสูงสุดของ V_T จะเริ่มปรากฏ ณ SOCi เท่ากับ 0.7 โดยสังเกตได้เมื่อช่วงเวลาสังเกตมีค่าตั้งแต่ 15 s เป็นต้นไป สำหรับ conf.3 และ conf.4 ค่าสูงสุดของ V_T จะเริ่มปรากฏ ณ SOCi เท่ากับ 0.6 โดยสังเกตได้เมื่อช่วงเวลาสังเกตมีค่าตั้งแต่ 15 s เป็นต้นไป conf.5

และ conf.6 ค่าสูงสุดของ V_T จะเริ่มปรากฏ ณ SOCI เท่ากับ 0.3 โดยสังเกตได้เมื่อช่วงเวลาสังเกตมีค่าตั้งแต่ 4 s เป็นต้นไป จากข้อมูลการปรากฏของ V_T สูงสุดจะส่งผลให้การใช้ค่าดังกล่าวเป็นคุณลักษณะในการประมาณค่า SOCI ของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องมีแนวโน้มที่จะประมาณได้ความแม่นยำที่ต่ำลงเนื่องจากความสัมพันธ์ของ V_T ซึ่งมีค่าคงที่และ SOCI มีความแน่นอนชัดในทางคณิตศาสตร์ นอกจากนี้ข้อมูลในตารางยังพบว่าค่าเฉลี่ยของ V_T มีแนวโน้มเพิ่มสูงและค่อนข้างคงที่เมื่อ SOCI ผ่านค่าหนึ่ง และในความกว้างของช่วงเวลาสังเกตที่สูงขึ้นค่าดังกล่าวจะมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้น ซึ่งให้เห็นว่าความสัมพันธ์ในเชิงคณิตศาสตร์ของค่าเฉลี่ย V_T ช่วงเวลาสังเกต และ SOCI มีลักษณะที่แน่ชัด และสภาพของเซลล์แบตเตอรี่ภายในแพ็คเกจเป็นอีกหนึ่งตัวแปรที่ทำให้ค่าเฉลี่ย V_T มีค่าแตกต่างกันเมื่อพิจารณาด้วยค่า SOCI และช่วงเวลาสังเกตที่เท่ากัน สำหรับค่าผลรวมของ V_T มีพฤติกรรมที่เพิ่มขึ้นเมื่อค่า SOCI เพิ่มขึ้น ทั้งนี้จะปรากฏค่าผลรวมที่ต่ำลงเมื่อ SOCI เท่ากับ 0.9 ซึ่งเป็นผลเนื่องจากค่า V_{ocv} ของ SOCI ดังกล่าวและค่า V_T ช่วงเริ่มต้นอัดประจุที่ได้รับอิทธิพลของโพลีเซชันของเซลล์แบตเตอรี่ มีค่าที่ต่ำกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับค่าดังกล่าว ณ เวลาเดียวกันของ SOCI เท่ากับ 0.8 รวมไปถึงค่าผลรวมของ V_T จะมีค่าเพิ่มสูงขึ้นตามความกว้างของช่วงเวลาสังเกตที่เพิ่มขึ้น ซึ่งเป็นผลเนื่องจากจำนวนข้อมูล V_T มากขึ้นตามช่วงเวลาดังกล่าว จากข้อมูลทั้ง 2 ซึ่งให้เห็นว่าผลรวม V_T และ SOCI มีความสัมพันธ์เชิงคณิตศาสตร์ในลักษณะแปรผันตรงซึ่งส่งผลให้สามารถใช้ผลรวม V_T เป็นค่าคุณลักษณะสำหรับการประมาณค่า SOCI ได้

ตารางที่ 4.8 4.9 4.10 4.11 4.12 และ 4.13 แสดงค่า P_{chg} ของ conf.1 conf.2 conf.3 conf.4 conf.5 และ conf.6 ตามลำดับ โดยข้อมูลประกอบด้วยค่า P_{chg} สูงสุดในแต่ละช่วงเวลาสังเกต เมื่อพิจารณาตัวแปรดังกล่าวสำหรับ conf.1 conf.2 และ conf.4 จะพบว่ามีค่าเพิ่มสูงขึ้นตามค่า SOCI และช่วงเวลาสังเกตที่มีค่ามากขึ้น ในส่วนของ conf.3 และ conf.6 จะมีค่าเพิ่มขึ้นในช่วงของ SOCI ตั้งแต่ 0 ไปจนถึง 0.5 จากนั้นจะมีพฤติกรรมที่ลดลงตามค่า SOCI ที่เพิ่มขึ้น ซึ่งเป็นผลจากในช่วงดังกล่าวทั้ง 2 รูปแบบแพ็คเกจจะมีค่ากระแสการอัดที่ลดลงตามรูปแบบการอัด CV ทำให้ค่า P_{chg} มีพฤติกรรมดังกล่าว สำหรับ conf.5 มีค่าเพิ่มขึ้นในช่วง SOCI เท่ากับ 0 ถึง 0.3 จากนั้นมีค่าค่อนข้างคงที่และลดต่ำลงสลับกับการเพิ่มขึ้นตั้งแต่ SOCI เท่ากับ 0.6 จนถึง 0.9 เมื่อพิจารณาช่วงเวลาสังเกตจะเห็นว่าช่วงเวลาที่ค่าสูงขึ้นจะส่งผลให้ P_{chg} สูงสุดมีค่าสูงขึ้นเป็นผลเนื่องจาก V_T ของแบตเตอรี่ที่เพิ่มสูงขึ้นตามระยะเวลาของการชาร์จข้อมูลในช่วงเวลาสังเกตที่กว้างขึ้นจึงมีพฤติกรรมดังกล่าวไว้ข้างต้นและเป็นผลให้เกิดความแตกต่างระหว่าง SOCI ที่ต่างกันปรากฏค่าผลต่าง P_{chg} สูงสุด ที่ไม่ชัดเจนมากขึ้นเมื่อช่วงเวลาสังเกตเพิ่มขึ้น สำหรับค่า P_{chg} เฉลี่ยจะปรากฏพฤติกรรมในรูปของการเพิ่มในช่วง SOCI เท่ากับ 0 และจะมีค่าลดลงเมื่อผ่าน SOCI ค่าหนึ่งเป็นผลเนื่องมาจากเมื่อการชาร์จเข้าสู่การอัดแบบ CV ค่า P_{chg} เฉลี่ยจะมีค่าลดลงตามการลดของกระแสไฟฟ้าการอัดและเมื่อพิจารณาร่วมกับการเพิ่มขึ้นของช่วงเวลาสังเกตจะเห็นได้ว่าค่า P_{chg} เฉลี่ยมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นในช่วง

SOCI เท่ากับ 0.0 จนถึง 0.5 และเมื่อค่า SOCI สูงขึ้น P_{chg} เฉลี่ยสำหรับช่วงเวลาที่กว้างขึ้นจะมีพฤติกรรมที่เพิ่มขึ้นและลดงเป็นลักษณะพาราโบลาคว่ำซึ่งเป็นผลเนื่องมาจากเมื่อช่วงเวลาในการสังเกตที่มากขึ้นจะปรากฏพฤติกรรมการชาร์จแบบ CV ค่า P_{chg} ต่ำสุดมีการเปลี่ยนแปลงในลักษณะเพิ่มสูงขึ้นตามค่า SOCI ที่เพิ่มขึ้นสำหรับช่วงเวลาสังเกตที่ไม่เกิน 30 s จะมีค่าลดลงเมื่อ SOCI มีค่าเพิ่มขึ้นเมื่อช่วงเวลาสังเกตมีมากกว่า 30 s และพฤติกรรมดังกล่าวยังปรากฏในผลรวม P_{chg} ของความกว้างช่วงเวลาที่เปลี่ยนไป ดังนั้นจึงเห็นได้ว่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร P_{chg} และค่า SOCI มีความหลากหลายของพฤติกรรมเพื่อให้ทราบถึงความสัมพันธ์ดังกล่าวทั้งในปริมาณและทิศทางจึงนำเสนอข้อมูลดังรายละเอียดดังนี้



ตารางที่ 4.2 แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.1

Conf.1 terminal voltage																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	13.496	12.599	13.436	550.89	13.624	12.599	13.534	2,043.59	13.717	12.599	13.605	4,095.17	13.772	12.599	13.652	6,157.05	13.8201	12.599	13.686	8,225.34
0.1 - 0.2	13.751	12.891	13.689	561.27	13.842	12.891	13.774	2,079.94	13.903	12.891	13.825	4,161.29	13.943	12.891	13.858	6,249.83	13.9712	12.891	13.883	8,343.45
0.2 - 0.3	14.013	13.177	13.952	572.03	14.095	13.177	14.031	2,118.61	14.148	13.177	14.077	4,237.23	14.173	13.177	14.105	6,361.42	14.1856	13.177	14.124	8,488.30
0.3 - 0.4	14.026	13.182	13.957	572.24	14.122	13.182	14.047	2,121.11	14.179	13.182	14.101	4,244.41	14.200	13.182	14.131	6,373.29	14.200	13.182	14.149	8,503.29
0.4 - 0.5	14.096	13.236	14.029	575.19	14.200	13.236	14.123	2,132.62	14.200	13.236	14.162	4,262.62	14.200	13.236	14.174	6,392.62	14.200	13.236	14.181	8,522.62
0.5 - 0.6	14.094	13.245	14.015	574.61	14.200	13.245	14.125	2,132.85	14.200	13.245	14.162	4,262.85	14.200	13.245	14.175	6,392.85	14.200	13.245	14.181	8,522.85
0.6 - 0.7	14.164	13.323	14.085	577.48	14.200	13.323	14.167	2,139.15	14.200	13.323	14.183	4,269.15	14.200	13.323	14.189	6,399.15	14.200	13.323	14.192	8,529.15
0.7 - 0.8	14.197	13.366	14.117	578.81	14.200	13.366	14.178	2,140.80	14.200	13.366	14.189	4,270.80	14.200	13.366	14.192	6,400.80	14.200	13.366	14.194	8,530.80
0.8 - 0.9	14.199	13.364	14.115	578.70	14.200	13.364	14.177	2,140.70	14.200	13.364	14.188	4,270.70	14.200	13.364	14.192	6,400.70	14.200	13.364	14.194	8,530.70
0.9 - 1.0	14.198	13.357	14.105	578.32	14.200	13.357	14.174	2,140.32	14.200	13.357	14.187	4,270.32	14.200	13.357	14.191	6,400.32	14.200	13.357	14.194	8,530.32



ตารางที่ 4.3 แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.2

Conf.2 terminal voltage																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	13.139	12.319	13.070	535.86	13.286	12.319	13.177	1,989.79	13.417	12.319	13.266	3,993.16	13.511	12.319	13.333	6,013.18	13.5835	12.319	13.387	8,045.64
0.1 - 0.2	13.647	12.915	13.590	557.18	13.743	12.915	13.672	2,064.50	13.804	12.915	13.724	4,130.98	13.839	12.915	13.757	6,204.46	13.8626	12.915	13.781	8,282.09
0.2 - 0.3	13.847	13.122	13.791	565.41	13.939	13.122	13.870	2,094.42	13.998	13.122	13.921	4,190.15	14.031	13.122	13.953	6,292.66	14.0507	13.122	13.975	8,398.78
0.3 - 0.4	13.989	13.212	13.930	571.13	14.080	13.212	14.012	2,115.86	14.135	13.212	14.061	4,232.49	14.163	13.212	14.091	6,355.08	14.200	13.212	14.111	8,480.67
0.4 - 0.5	13.993	13.223	13.926	570.96	14.102	13.223	14.022	2,117.27	14.163	13.223	14.079	4,237.67	14.191	13.223	14.112	6,364.37	14.200	13.223	14.133	8,494.04
0.5 - 0.6	14.005	13.229	13.931	571.18	14.130	13.229	14.039	2,119.87	14.195	13.229	14.103	4,244.94	14.200	13.229	14.135	6,374.89	14.200	13.229	14.151	8,504.89
0.6 - 0.7	14.039	13.261	13.959	572.33	14.177	13.261	14.078	2,125.82	14.200	13.261	14.137	4,255.37	14.200	13.261	14.158	6,385.37	14.200	13.261	14.169	8,515.37
0.7 - 0.8	14.154	13.356	14.075	577.09	14.200	13.356	14.163	2,138.58	14.200	13.356	14.181	4,268.58	14.200	13.356	14.188	6,398.58	14.200	13.356	14.191	8,528.58
0.8 - 0.9	14.155	13.365	14.070	576.88	14.200	13.365	14.162	2,138.48	14.200	13.365	14.181	4,268.48	14.200	13.365	14.187	6,398.48	14.200	13.365	14.190	8,528.48
0.9 - 1.0	14.151	13.363	14.059	576.44	14.200	13.363	14.160	2,138.09	14.200	13.363	14.180	4,268.09	14.200	13.363	14.186	6,398.09	14.200	13.363	14.190	8,528.09



ตารางที่ 4.4 แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.3

Conf.3 terminal voltage																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	13.470	12.597	13.395	549.20	13.595	12.597	13.501	2,038.64	13.694	12.597	13.575	4,085.99	13.752	12.597	13.625	6,144.89	13.7855	12.597	13.661	8,210.40
0.1 - 0.2	13.729	12.947	13.668	560.39	13.825	12.947	13.753	2,076.66	13.887	12.947	13.805	4,155.30	13.925	12.947	13.839	6,241.29	13.9525	12.947	13.864	8,332.13
0.2 - 0.3	13.921	13.148	13.860	568.26	14.017	13.148	13.945	2,105.69	14.073	13.148	13.996	4,212.69	14.103	13.148	14.027	6,326.04	14.1215	13.148	14.048	8,442.93
0.3 - 0.4	13.994	13.215	13.930	571.12	14.095	13.215	14.021	2,117.15	14.151	13.215	14.073	4,236.06	14.179	13.215	14.104	6,361.01	14.200	13.215	14.124	8,488.70
0.4 - 0.5	14.012	13.223	13.941	571.60	14.123	13.223	14.041	2,120.19	14.186	13.223	14.100	4,244.14	14.200	13.223	14.132	6,373.73	14.200	13.223	14.149	8,503.73
0.5 - 0.6	14.028	13.232	13.951	571.99	14.157	13.232	14.063	2,123.46	14.200	13.232	14.126	4,251.87	14.200	13.232	14.150	6,381.87	14.200	13.232	14.163	8,511.87
0.6 - 0.7	14.085	13.290	14.005	574.19	14.200	13.290	14.121	2,132.28	14.200	13.290	14.160	4,262.28	14.200	13.290	14.174	6,392.28	14.200	13.290	14.180	8,522.28
0.7 - 0.8	14.143	13.355	14.061	576.51	14.200	13.355	14.157	2,137.76	14.200	13.355	14.179	4,267.76	14.200	13.355	14.186	6,397.76	14.200	13.355	14.189	8,527.76
0.8 - 0.9	14.164	13.364	14.076	577.11	14.200	13.364	14.165	2,138.87	14.200	13.364	14.182	4,268.87	14.200	13.364	14.188	6,398.87	14.200	13.364	14.191	8,528.87
0.9 - 1.0	14.167	13.361	14.072	576.96	14.200	13.361	14.164	2,138.81	14.200	13.361	14.182	4,268.81	14.200	13.361	14.188	6,398.81	14.200	13.361	14.191	8,528.81



ตารางที่ 4.5 แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.4

Conf.4 terminal voltage																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	13.440	12.597	13.369	548.12	13.564	12.597	13.472	2,034.35	13.659	12.597	13.544	4,076.74	13.738	12.597	13.593	6,130.59	13.7524	12.597	13.629	8,190.93
0.1 - 0.2	13.718	12.942	13.660	560.05	13.811	12.942	13.741	2,074.89	13.872	12.942	13.792	4,151.39	13.909	12.942	13.825	6,235.08	13.9366	12.942	13.849	8,323.52
0.2 - 0.3	13.918	13.146	13.858	568.19	14.010	13.146	13.940	2,104.97	14.066	13.146	13.990	4,211.03	14.099	13.146	14.021	6,323.53	14.1169	13.146	14.043	8,439.74
0.3 - 0.4	13.990	13.215	13.926	570.98	14.086	13.215	14.014	2,116.09	14.144	13.215	14.066	4,233.77	14.172	13.215	14.097	6,357.55	14.200	13.215	14.117	8,484.33
0.4 - 0.5	14.011	13.222	13.942	571.62	14.122	13.222	14.040	2,120.01	14.184	13.222	14.098	4,243.64	14.200	13.222	14.131	6,373.12	14.200	13.222	14.148	8,503.12
0.5 - 0.6	14.029	13.230	13.953	572.07	14.159	13.230	14.063	2,123.56	14.200	13.230	14.126	4,251.98	14.200	13.230	14.151	6,381.98	14.200	13.230	14.163	8,511.98
0.6 - 0.7	14.078	13.275	13.998	573.93	14.200	13.275	14.117	2,131.64	14.200	13.275	14.158	4,261.64	14.200	13.275	14.172	6,391.64	14.200	13.275	14.179	8,521.64
0.7 - 0.8	14.148	13.362	14.070	576.86	14.200	13.362	14.160	2,138.21	14.200	13.362	14.180	4,268.21	14.200	13.362	14.187	6,398.21	14.200	13.362	14.190	8,528.21
0.8 - 0.9	14.155	13.364	14.072	576.94	14.200	13.364	14.162	2,138.54	14.200	13.364	14.181	4,268.54	14.200	13.364	14.187	6,398.54	14.200	13.364	14.191	8,528.54
0.9 - 1.0	14.156	13.360	14.067	576.75	14.200	13.360	14.162	2,138.43	14.200	13.360	14.181	4,268.43	14.200	13.360	14.187	6,398.43	14.200	13.360	14.190	8,528.43



ตารางที่ 4.6 แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.5

Conf.5 terminal voltage																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	13.784	12.744	13.721	562.58	13.870	12.744	13.798	2,083.56	13.933	12.744	13.852	4,169.36	13.966	12.744	13.884	6,261.87	13.98	12.744	13.907	8,357.81
0.1 - 0.2	13.907	12.965	13.846	567.70	14.007	12.965	13.933	2,103.89	14.078	12.965	13.989	4,210.64	14.124	12.965	14.027	6,325.99	14.1702	12.965	14.056	8,447.67
0.2 - 0.3	14.101	13.160	14.038	575.55	14.191	13.160	14.123	2,132.65	14.200	13.160	14.161	4,262.58	14.200	13.160	14.174	6,392.58	14.2002	13.160	14.181	8,522.58
0.3 - 0.4	14.200	13.218	14.156	580.39	14.200	13.218	14.188	2,142.39	14.200	13.218	14.194	4,272.39	14.200	13.218	14.196	6,402.39	14.2	13.218	14.197	8,532.39
0.4 - 0.5	14.200	13.223	14.153	580.27	14.200	13.223	14.187	2,142.27	14.200	13.223	14.194	4,272.27	14.200	13.223	14.196	6,402.27	14.2	13.223	14.197	8,532.27
0.5 - 0.6	14.200	13.232	14.165	580.76	14.200	13.232	14.190	2,142.76	14.200	13.232	14.195	4,272.76	14.200	13.232	14.197	6,402.76	14.2	13.232	14.198	8,532.76
0.6 - 0.7	14.200	13.283	14.176	581.20	14.200	13.283	14.193	2,143.20	14.200	13.283	14.197	4,273.20	14.200	13.283	14.198	6,403.20	14.2	13.283	14.198	8,533.20
0.7 - 0.8	14.200	13.361	14.180	581.36	14.200	13.361	14.194	2,143.36	14.200	13.361	14.197	4,273.36	14.200	13.361	14.198	6,403.36	14.2	13.361	14.199	8,533.36
0.8 - 0.9	14.201	13.364	14.180	581.37	14.201	13.364	14.194	2,143.37	14.201	13.364	14.197	4,273.37	14.201	13.364	14.198	6,403.37	14.2	13.364	14.199	8,533.37
0.9 - 1.0	14.200	13.361	14.180	581.36	14.200	13.361	14.194	2,143.36	14.200	13.361	14.197	4,273.36	14.200	13.361	14.198	6,403.36	14.2	13.361	14.199	8,533.36



ตารางที่ 4.7 แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว conf.6

Conf.6 terminal voltage																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	13.823	12.716	13.749	563.72	13.912	12.716	13.836	2,089.27	13.982	12.716	13.893	4,181.84	14.017	12.716	13.929	6,281.82	14.031	12.716	13.953	8,385.55
0.1 - 0.2	13.976	12.921	13.909	570.28	14.065	12.921	13.995	2,113.24	14.124	12.921	14.045	4,227.68	14.166	12.921	14.078	6,349.37	14.1893	12.921	14.103	8,475.90
0.2 - 0.3	14.116	13.089	14.048	575.95	14.200	13.089	14.138	2,134.81	14.200	13.089	14.169	4,264.81	14.200	13.089	14.179	6,394.81	14.2004	13.089	14.184	8,524.81
0.3 - 0.4	14.200	13.194	14.146	579.98	14.200	13.194	14.185	2,141.98	14.200	13.194	14.193	4,271.98	14.200	13.194	14.195	6,401.98	14.2	13.194	14.196	8,531.98
0.4 - 0.5	14.202	13.219	14.161	580.61	14.202	13.219	14.189	2,142.61	14.202	13.219	14.195	4,272.61	14.202	13.219	14.196	6,402.61	14.2	13.219	14.197	8,532.61
0.5 - 0.6	14.200	13.224	14.171	581.02	14.200	13.224	14.192	2,143.02	14.200	13.224	14.196	4,273.02	14.200	13.224	14.197	6,403.02	14.2	13.224	14.198	8,533.02
0.6 - 0.7	14.200	13.233	14.173	581.09	14.200	13.233	14.193	2,143.09	14.200	13.233	14.196	4,273.09	14.200	13.233	14.198	6,403.09	14.2	13.233	14.198	8,533.09
0.7 - 0.8	14.200	13.270	14.177	581.27	14.200	13.270	14.194	2,143.27	14.200	13.270	14.197	4,273.27	14.200	13.270	14.198	6,403.27	14.2	13.270	14.198	8,533.27
0.8 - 0.9	14.200	13.320	14.179	581.32	14.200	13.320	14.194	2,143.32	14.200	13.320	14.197	4,273.32	14.200	13.320	14.198	6,403.32	14.2	13.320	14.199	8,533.32
0.9 - 1.0	14.200	13.353	14.179	581.35	14.200	13.353	14.194	2,143.35	14.200	13.353	14.197	4,273.35	14.200	13.353	14.198	6,403.35	14.2	13.353	14.199	8,533.35



ตารางที่ 4.8 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ conf.1

conf.1 charging power																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	404.90	400.90	393.83	16,147.20	407.96	400.90	403.00	60,853.59	411.54	400.90	406.59	122,384.26	413.19	400.90	408.52	184,242.70	414.62	400.90	409.70	246,230.67
0.1 - 0.2	412.53	409.13	401.28	16,452.28	415.29	409.13	410.69	62,014.13	417.11	409.13	413.48	124,457.02	418.33	409.13	414.89	187,115.91	419.16	409.13	415.85	249,925.79
0.2 - 0.3	420.41	417.13	408.93	16,766.32	422.88	417.13	418.32	63,165.71	424.46	417.13	421.02	126,727.73	425.18	417.13	422.29	190,454.74	425.60	417.13	423.07	254,263.89
0.3 - 0.4	420.77	417.04	409.08	16,772.47	423.68	417.04	418.81	63,239.79	425.38	417.04	421.73	126,941.82	426.01	417.04	422.99	190,768.34	426.01	415.58	422.03	253,637.81
0.5	422.90	419.29	411.23	16,860.23	426.02	419.29	421.10	63,585.69	426.02	396.33	415.36	125,024.04	426.02	382.41	406.52	183,338.88	426.02	374.91	399.55	240,129.48
0.5 - 0.6	422.81	418.33	410.78	16,841.80	426.00	417.07	420.39	63,478.25	426.00	382.90	408.90	123,077.69	426.00	367.46	397.41	179,232.09	426.00	360.00	388.97	233,772.17
0.6 - 0.7	424.92	420.59	412.81	16,925.16	425.97	379.40	405.74	61,266.04	425.97	351.43	384.51	115,738.04	425.97	339.19	371.36	167,483.37	425.97	333.25	362.60	217,920.57
0.7 - 0.8	425.92	421.50	413.76	16,964.24	426.03	356.52	391.67	59,142.70	426.03	327.88	366.03	110,174.50	426.03	315.13	351.09	158,342.56	426.03	307.43	341.15	205,032.43
0.8 - 0.9	425.94	421.38	413.67	16,960.53	425.97	340.17	383.76	57,947.89	425.97	307.15	352.55	106,118.44	425.97	292.43	334.87	151,025.78	425.97	283.59	323.17	194,223.94
0.9 - 1.0	425.96	421.01	413.41	16,949.87	425.97	307.11	371.06	56,029.93	425.97	251.73	323.02	97,228.11	425.97	227.13	294.88	132,991.96	425.97	213.26	276.20	165,995.79



ตารางที่ 4.9 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ conf.2

Conf.2 charging power																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	394.18	390.02	383.09	15,706.81	398.61	390.02	392.89	59,325.95	402.52	390.02	396.78	119,429.48	405.34	390.02	399.18	180,031.71	407.53	390.02	401.01	241,008.98
0.1 - 0.2	409.40	406.25	398.26	16,328.67	412.29	406.25	407.61	61,549.11	414.14	406.25	410.45	123,545.93	415.19	406.25	411.87	185,753.08	415.89	406.25	412.78	248,083.42
0.2 - 0.3	415.41	412.17	404.13	16,569.52	418.16	412.17	413.52	62,441.19	419.92	412.17	416.32	125,313.82	420.93	412.17	417.72	188,391.91	421.56	412.17	418.60	251,577.15
0.3 - 0.4	419.68	416.63	408.24	16,737.65	422.45	416.63	417.76	63,081.24	424.08	416.63	420.54	126,582.63	424.92	416.63	421.87	190,264.14	425.33	416.63	422.69	254,034.85
0.4 - 0.5	419.81	415.98	408.11	16,732.34	423.06	415.98	418.03	63,122.07	424.89	415.98	421.04	126,734.52	425.72	415.98	422.48	190,537.01	426.05	415.98	423.15	254,315.48
0.5 - 0.6	420.15	415.90	408.26	16,738.83	423.93	415.90	418.55	63,201.11	425.86	415.90	421.78	126,955.72	426.04	410.05	420.72	189,743.26	426.04	400.27	416.78	250,484.49
0.6 - 0.7	421.21	416.55	409.09	16,772.53	425.33	416.55	419.73	63,379.47	426.02	401.37	417.80	125,758.90	426.02	384.87	409.32	184,602.41	426.02	376.80	402.20	241,723.66
0.7 - 0.8	424.63	420.67	412.49	16,912.18	426.03	378.98	406.51	61,382.62	426.03	348.46	384.15	115,630.26	426.03	335.13	370.01	166,876.76	426.03	327.85	360.41	216,603.68
0.8 - 0.9	424.66	420.12	412.35	16,906.27	426.03	363.37	399.38	60,305.94	426.03	329.41	371.59	111,848.51	426.03	313.42	354.65	159,948.73	426.03	303.78	343.05	206,175.77
0.9 - 1.0	424.56	419.70	412.03	16,893.20	426.02	324.55	384.26	58,023.22	426.02	268.26	337.96	101,726.84	426.02	244.62	310.52	140,046.30	426.02	232.22	292.55	175,819.81



ตารางที่ 4.10 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ conf.3

Conf.3 charging power																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	404.11	399.58	392.66	16,098.91	407.88	399.58	402.53	60,782.23	410.85	399.58	406.00	122,205.75	412.57	399.58	407.93	183,974.67	413.59	399.58	409.22	245,941.80
0.1 - 0.2	411.88	408.38	400.59	16,424.19	414.77	408.38	410.03	61,914.32	416.59	408.38	412.87	124,275.23	417.80	408.38	414.32	186,856.53	418.58	408.38	415.28	249,584.10
0.2 - 0.3	417.66	414.20	406.20	16,654.26	420.51	414.20	415.75	62,778.65	422.16	414.20	418.57	125,990.97	423.11	414.20	419.94	189,393.46	423.69	414.20	420.80	252,901.79
0.3 - 0.4	419.83	416.16	408.24	16,737.69	422.84	416.16	418.01	63,119.18	424.51	416.16	420.89	126,689.23	425.39	416.16	422.26	190,439.27	425.82	416.16	423.08	254,273.00
0.4 - 0.5	420.36	416.35	408.57	16,751.34	423.71	416.35	418.61	63,209.88	425.58	416.35	421.70	126,930.66	426.03	416.35	422.16	190,394.71	426.03	407.53	419.63	252,195.53
0.5 - 0.6	420.85	416.45	408.86	16,763.36	424.70	416.45	419.26	63,308.23	426.02	411.81	420.84	126,673.47	426.02	393.98	414.61	186,989.75	426.02	385.20	408.29	245,380.99
0.6 - 0.7	422.54	418.03	410.43	16,827.70	426.02	415.20	420.08	63,431.76	426.02	381.22	407.83	122,758.01	426.02	367.00	396.47	178,808.63	426.02	360.20	388.28	233,354.71
0.7 - 0.8	424.33	419.70	412.08	16,895.38	426.01	380.10	407.70	61,563.34	426.01	348.58	384.96	115,871.55	426.01	334.70	370.41	167,054.98	426.01	326.76	360.49	216,656.05
0.8 - 0.9	424.94	420.06	412.50	16,912.59	426.02	355.10	394.59	59,583.31	426.02	320.11	364.72	109,779.23	426.02	304.19	347.00	156,498.25	426.02	294.42	335.03	201,355.83
0.9 - 1.0	425.01	419.90	412.39	16,908.13	426.01	310.66	376.65	56,873.97	426.01	253.76	327.09	98,455.26	426.01	230.19	298.28	134,524.86	426.01	217.60	279.59	168,033.68



ตารางที่ 4.11 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ conf.4

Conf.4 charging power																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	403.24	399.13	391.87	16,066.51	406.92	399.13	401.69	60,655.73	409.80	399.13	405.08	121,929.42	412.12	399.13	406.98	183,546.58	412.57	399.13	408.25	245,359.63
0.1 - 0.2	411.55	408.23	400.33	16,413.49	414.34	408.23	409.67	61,860.90	416.18	408.23	412.48	124,157.48	417.27	408.23	413.91	186,671.82	418.11	408.23	414.85	249,327.54
0.2 - 0.3	417.55	414.23	406.14	16,651.69	420.30	414.23	415.61	62,757.62	422.00	414.23	418.41	125,940.89	422.97	414.23	419.78	189,319.37	423.53	414.23	420.65	252,809.76
0.3 - 0.4	419.71	416.09	408.14	16,733.84	422.59	416.09	417.80	63,088.19	424.34	416.09	420.67	126,620.84	425.18	416.09	422.04	190,338.29	425.59	416.09	422.87	254,145.05
0.4 - 0.5	420.32	416.43	408.59	16,752.02	423.67	416.43	418.59	63,206.70	425.50	416.43	421.65	126,915.98	426.04	416.43	422.28	190,448.81	426.04	408.63	419.92	252,374.04
0.5 - 0.6	420.88	416.54	408.93	16,765.96	424.77	416.54	419.29	63,312.51	426.03	411.89	420.86	126,679.82	426.03	394.11	414.68	187,021.95	426.03	385.41	408.42	245,460.03
0.6 - 0.7	422.36	417.71	410.24	16,819.97	426.01	416.65	420.16	63,443.62	426.01	381.30	408.10	122,837.05	426.01	366.82	396.56	178,849.96	426.01	359.15	388.23	233,324.92
0.7 - 0.8	424.47	420.04	412.33	16,905.37	425.97	380.23	407.59	61,546.18	425.97	349.55	385.25	115,960.52	425.97	336.09	371.03	167,335.22	425.97	328.65	361.38	217,191.24
0.8 - 0.9	424.70	420.11	412.39	16,908.00	426.02	363.86	399.74	60,361.49	426.02	329.42	371.87	111,931.50	426.02	313.56	354.96	160,086.31	426.02	304.40	343.52	206,455.94
0.9 - 1.0	424.69	419.92	412.26	16,902.49	426.00	337.53	388.65	58,686.35	426.00	294.85	350.72	105,565.80	426.00	275.44	328.62	148,208.44	426.00	263.74	313.84	188,615.12



ตารางที่ 4.12 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ conf.5

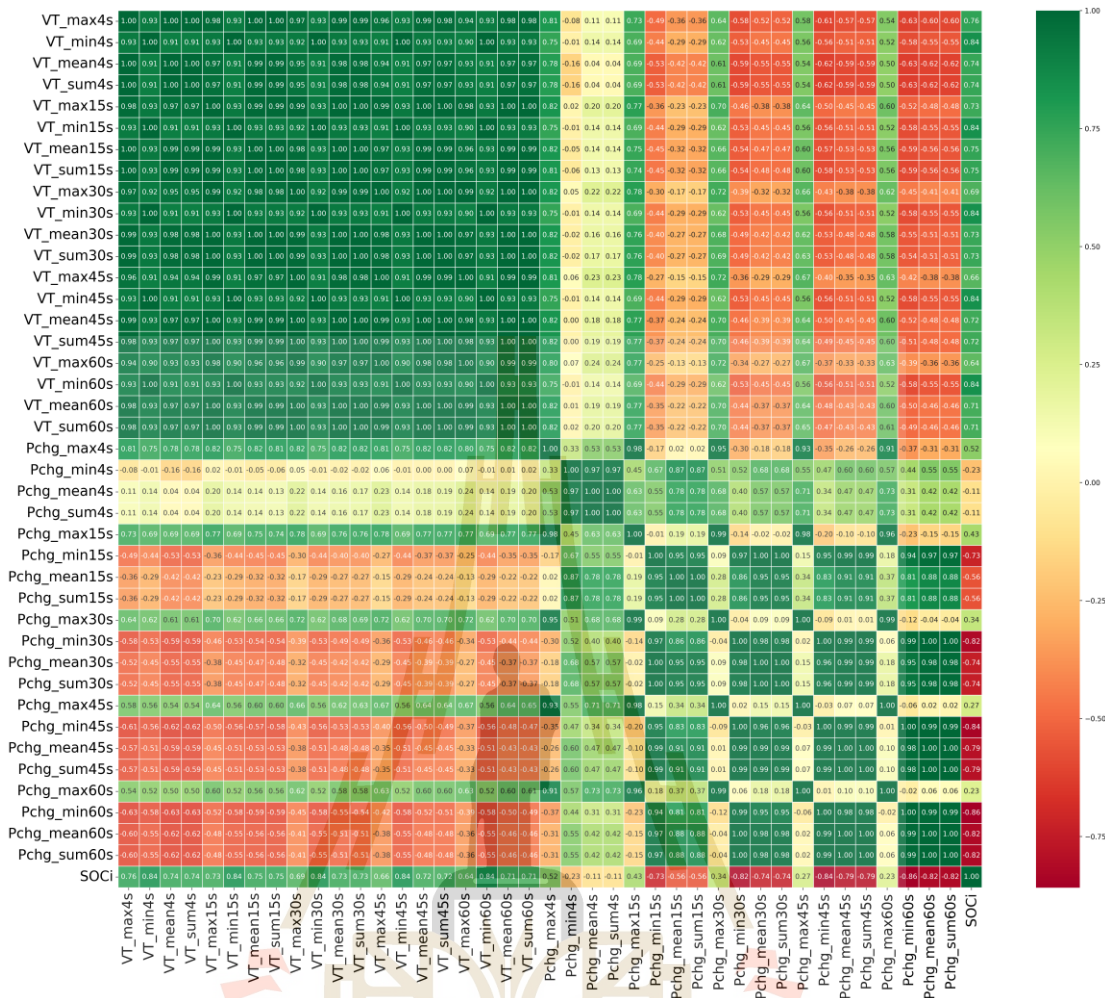
Conf.6 charging power																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	413.50	410.24	402.32	16,495.30	416.11	410.24	411.44	62,127.10	418.03	410.24	414.30	124,703.16	419.02	410.24	415.70	187,480.19	419.40	410.24	416.57	250,361.13
0.1 - 0.2	417.22	414.21	405.92	16,642.56	420.23	414.21	415.44	62,730.84	422.37	414.21	418.39	125,934.91	423.72	414.21	419.95	189,396.70	425.13	414.21	421.05	253,050.50
0.2 - 0.3	423.05	419.83	411.53	16,872.73	425.76	419.83	421.11	63,587.49	426.00	404.73	418.42	125,945.26	426.00	391.44	411.56	185,614.22	426.00	384.85	405.74	243,852.64
0.3 - 0.4	425.95	413.95	412.74	16,922.22	425.95	374.41	396.60	59,886.94	425.95	353.88	379.89	114,348.34	425.95	344.03	369.52	166,653.30	425.95	338.76	362.56	217,899.33
0.4 - 0.5	425.95	409.31	410.92	16,847.73	425.95	351.92	383.71	57,939.82	425.95	336.45	364.26	109,641.15	425.95	312.34	351.11	158,351.07	425.95	312.34	342.72	205,972.96
0.5 - 0.6	425.98	395.53	404.34	16,578.13	425.98	344.88	375.47	56,696.60	425.98	320.98	353.70	106,462.81	425.98	309.44	340.79	153,696.33	425.98	303.09	332.18	199,643.10
0.6 - 0.7	425.83	372.99	385.58	15,808.69	425.83	327.53	356.30	53,800.84	425.83	305.19	335.65	101,029.82	425.83	295.75	323.87	146,063.88	425.83	290.80	316.28	190,083.62
0.7 - 0.8	419.60	356.20	371.63	15,236.80	419.60	308.51	339.58	51,276.40	419.60	287.91	318.37	95,830.63	419.60	278.76	306.78	138,356.75	419.60	274.37	299.32	179,891.77
0.8 - 0.9	425.80	357.94	375.92	15,412.74	425.80	298.98	336.15	50,758.72	425.80	274.73	310.73	93,530.97	425.80	264.27	297.09	133,989.37	425.80	258.93	288.31	173,274.08
0.9 - 1.0	423.98	353.21	372.39	15,267.82	423.98	278.95	326.73	49,335.87	423.98	244.80	293.03	88,201.64	423.98	229.05	274.22	123,673.75	423.98	219.18	261.72	157,290.83



ตารางที่ 4.13 กำลังไฟฟ้าการชาร์จ conf.6

Conf.6 charging power																				
SOC	observing time 4 s.				observing time 15 s.				observing time 30 s.				observing time 45 s.				observing time 60 s.			
	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation	maximum	minimum	average	summation
0.0 - 0.1	414.70	410.88	403.19	16,530.87	417.38	410.88	412.58	62,298.95	419.50	410.88	415.54	125,078.52	420.53	410.88	417.03	188,079.60	420.96	410.88	417.96	251,194.38
0.1 - 0.2	419.28	416.12	407.84	16,721.37	421.95	416.12	417.30	63,011.61	423.74	416.12	420.09	126,445.66	424.97	416.12	421.51	190,099.29	425.71	416.12	422.46	253,897.40
0.2 - 0.3	423.51	420.15	411.87	16,886.51	426.02	420.15	421.26	63,609.86	426.02	396.65	414.59	124,792.14	426.02	383.48	406.34	183,259.65	426.02	375.69	399.66	240,198.60
0.3 - 0.4	426.00	418.59	413.89	16,969.30	426.00	379.85	400.43	60,465.47	426.00	360.45	384.92	115,861.95	426.00	350.61	375.08	169,160.82	426.00	344.46	368.24	221,314.15
0.4 - 0.5	426.00	403.27	408.13	16,733.17	426.00	359.31	384.93	58,124.83	426.00	338.05	366.26	110,243.42	426.00	327.64	355.09	160,145.73	426.00	322.07	347.66	208,945.43
0.5 - 0.6	425.94	380.58	393.59	16,137.04	425.94	338.90	366.48	55,338.31	425.94	319.33	347.59	104,625.37	425.94	309.56	336.59	151,803.32	425.94	303.38	329.16	197,827.45
0.6 - 0.7	425.98	380.15	393.56	16,135.89	425.98	339.69	366.44	55,332.51	425.98	314.89	346.13	104,186.53	425.98	302.02	333.57	150,438.72	425.98	296.66	325.06	195,359.22
0.7 - 0.8	424.03	366.17	379.40	15,555.25	424.03	314.45	346.99	52,395.33	424.03	294.77	325.54	97,987.45	424.03	284.97	313.71	141,482.23	424.03	279.25	305.88	183,836.76
0.8 - 0.9	407.98	344.35	359.95	14,757.87	407.98	294.45	326.74	49,337.11	407.98	274.87	305.19	91,862.21	407.98	265.88	293.65	132,437.97	407.98	260.57	286.16	171,984.55
0.9 - 1.0	397.21	333.00	349.85	14,343.90	397.21	281.03	314.47	47,484.28	397.21	258.44	291.23	87,661.03	397.21	248.38	278.65	125,670.72	397.21	242.75	270.49	162,566.45

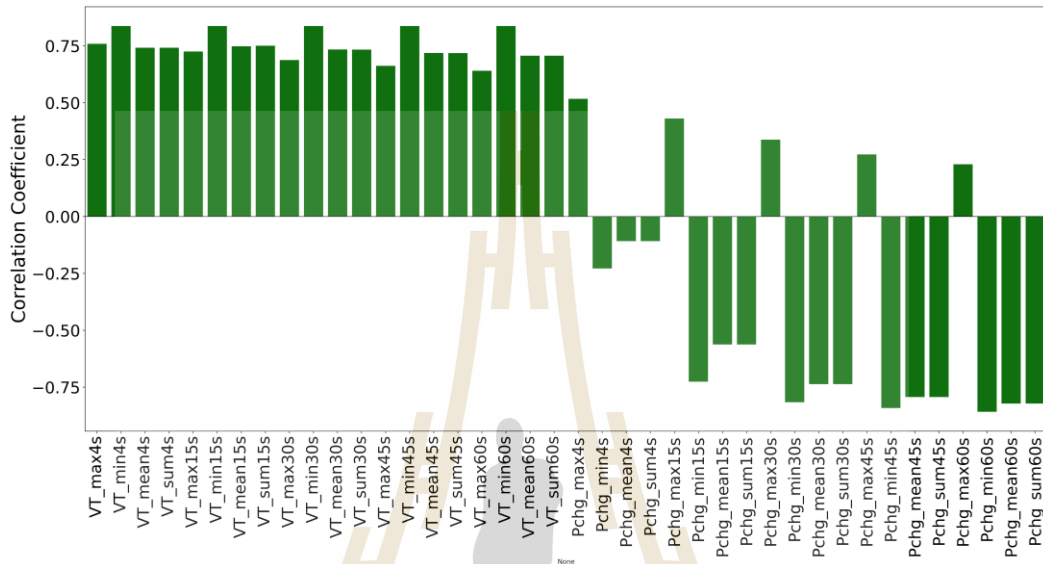




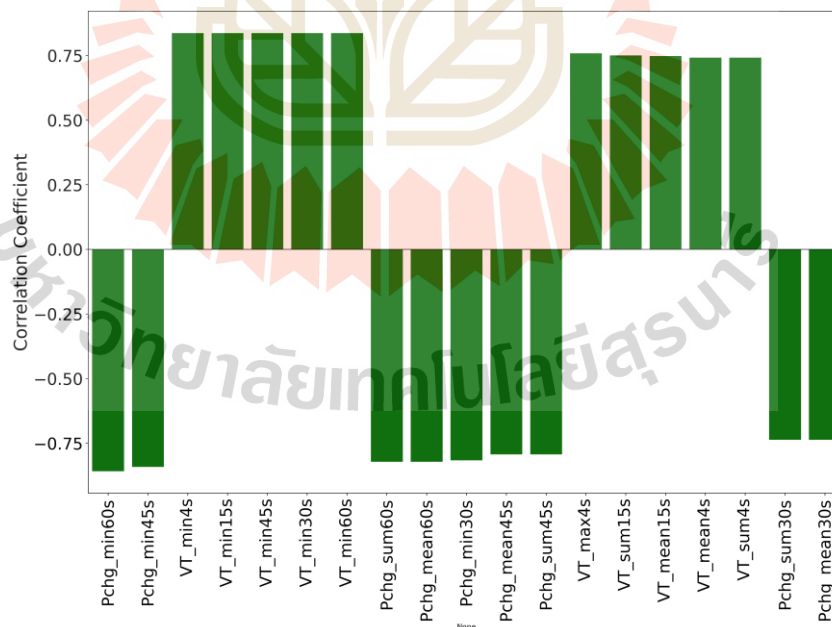
รูปที่ 4.8 correlation matrix ระหว่างตัวแปรสำหรับโมเดลประมาณค่า SOCI

เพื่อเป็นการประเมินค่าความสัมพันธ์และทิศทางระหว่างตัวแปร V_T และ P_{chg} ที่ได้จากการพิจารณาขนาดความกว้างของช่วงเวลาสังเกตทั้งในค่าสูงสุด ต่ำสุด เฉลี่ยและผลรวม ที่มีต่อ SOCI ในงานวิจัยนี้ใช้กระบวนการประเมินค่าดังกล่าวด้วยวิธีการ pearson correlation ที่นำเสนอรายละเอียดขั้นตอนไว้ในหัวข้อ 3.2.2 จากผลการประเมินจะเห็นว่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าคุณลักษณะทุกตัวต่อ SOCI มีรายละเอียดตามรูปที่ 4.8 ซึ่งนำเสนอค่าสัมประสิทธิ์ ความสัมพันธ์ pearson ระหว่างคุณลักษณะและ SOCI ข้อมูลชี้ว่า คุณลักษณะในกลุ่มของ V_T มีความสัมพันธ์ที่แปรผันตรงต่อ SOCI กลุ่มของ P_{chg} จะมีความสัมพันธ์ในลักษณะแปรผกผันสำหรับค่าต่ำสุด เฉลี่ยและผลรวมของ P_{chg} ที่ในความกว้างช่วงเวลาสังเกตที่เพิ่มขึ้นความสัมพันธ์จะสังเกตได้โดยง่ายมากขึ้น สำหรับค่าสูงสุดของ P_{chg} จะมีความสัมพันธ์ที่แปรผันตรงต่อ SOCI และจะปรากฏความสัมพันธ์ลดต่ำลงเมื่อขนาดช่วงกว้างเวลาสังเกตมีค่าเพิ่มขึ้นซึ่งเป็นผลเนื่องมาจากเมื่อเวลาการสำรวจเพิ่มสูงขึ้น P_{chg} ของทุก SOCI จะมีค่าสูงสุด

ที่เข้าใกล้ค่าที่เท่ากันเป็นและส่งผลให้ความแตกต่างระหว่างค่าสูงสุดของ P_{chg} ในทุก SOCI มีค่าที่เข้าใกล้กันมากขึ้นตามช่วงเวลาสังเกตที่เพิ่มขึ้น ดังแสดงในค่า correlation coefficient ในรูปที่ 4.9 และพฤติกรรมดังกล่าวยังปรากฏในตัวแปรในกลุ่ม V_T ทุกตัว



รูปที่ 4.9 pearson correlation coefficient ของคุณลักษณะต่อ SOCI



รูปที่ 4.10 pearson correlation coefficient 15 ลำดับแรก

จากข้อมูล correlation coefficient เมื่อจัดเรียงลำดับค่าความรุนแรงของความสัมพันธ์จะพบว่า SOCI มีความสัมพันธ์กับ P_{chg} ต่ำสุด ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 60 s P_{chg} ต่ำสุด ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 45 s V_T ต่ำที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 4 s 15 s 45 s 30 s และ 60 s ซึ่งทั้ง 5 ตัวแปรที่มีค่าเท่ากับ V_{ocv} ในแต่ละ SOCI จึงสามารถลดจำนวนของคุณลักษณะลงเหลือ 1 ตัวได้ตามด้วยผลรวม P_{chg} ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 60 s P_{chg} เฉลี่ย ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 60 s P_{chg} ต่ำสุด ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 30 s P_{chg} เฉลี่ย ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 45 s P_{chg} รวม ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 45 s V_T สูงสุด ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 45 s V_T รวม ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 15 s V_T เฉลี่ย ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 15 s V_T เฉลี่ย ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 4 s V_T รวม ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 4 s P_{chg} รวม ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 30 s และ P_{chg} เฉลี่ย ที่ได้จากช่วงเวลาการสังเกต 30 s ซึ่งคุณลักษณะทั้งหมดมีค่าความสัมพันธ์กับ SOCI ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 4.10 จากตัวแปรทั้งหมดที่ปรากฏในรูปดังกล่าวจะนำเข้าสู่กระบวนการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST ดังข้อมูลในหัวข้อ 4.2.2

4.2.2 โครงสร้างแบบจำลอง XGBOOST

จากกระบวนการสร้างแบบจำลอง XGBOOST ด้วยกระบวนการหาโครงสร้างที่เหมาะสมต่อการใช้งานในการประมาณค่า SOCI ซึ่งจัดว่าเป็นปัญหาถดถอย (Regression) โดยมีตัวคุณลักษณะทั้งหมด 15 ตัว โดยกระบวนการกำหนดโครงสร้างในงานวิจัยนี้ใช้ขั้นวิธี optuna เพื่อการกำหนดค่าโครงสร้างของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST โดยมีรายละเอียดโครงสร้างดังนี้

ตารางที่ 4.14 ข้อมูลโครงสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

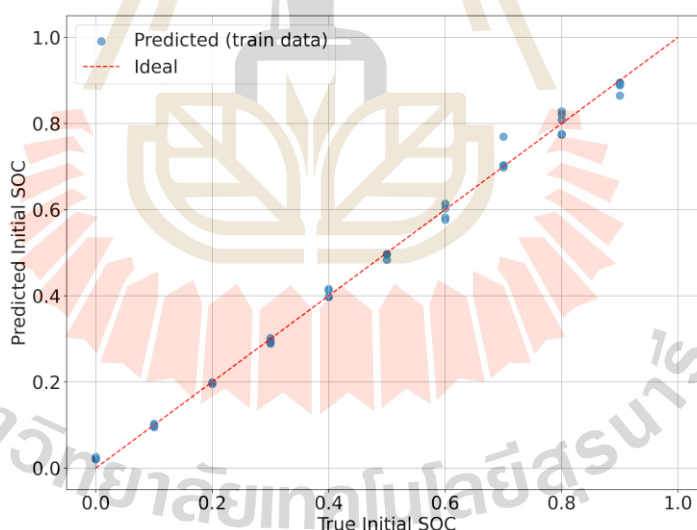
model parameter	value
n_estimators	900
max_depth	23
learning_rate	0.2907828695477856
gamma	0.0002850955587714891
min_child_weight	2

ตารางที่ 4.14 นำเสนอโครงสร้างของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST ที่ใช้สำหรับการประมาณ SOCI ซึ่งในโครงสร้างจะประกอบด้วยต้นไม้ซึ่งทำหน้าที่ในการประมาณค่าทั้งหมด 900 ต้น โดยมีจำนวนใบทั้งหมด 23 ใบต่อต้น และในกระบวนการเกิดต้นใหม่ถูกควบคุมด้วย learning loss rate เท่ากับ 0.2907828695477856 พร้อมกับในกระบวนการเกิดใบใหม่มีค่า

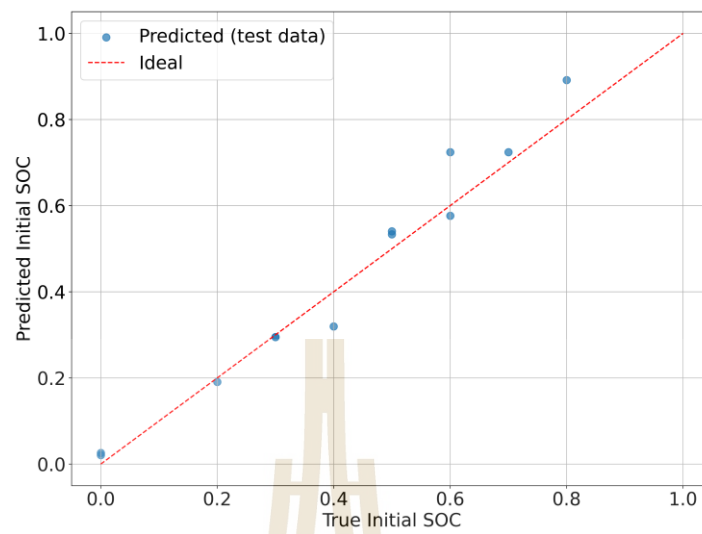
gamma เท่ากับ 0.0002850955587714891 รวมไปถึงหากมีการเกิดใหม่ของใบ ใบที่เกิดใหม่นั้นจะต้องมีอย่างน้อยอีก 2 ใบที่เกิดต่อในขั้นถัดไป ซึ่งมีค่าเท่ากับ min_child_weight

4.2.3 ประสิทธิภาพการประมาณค่าของแบบจำลอง

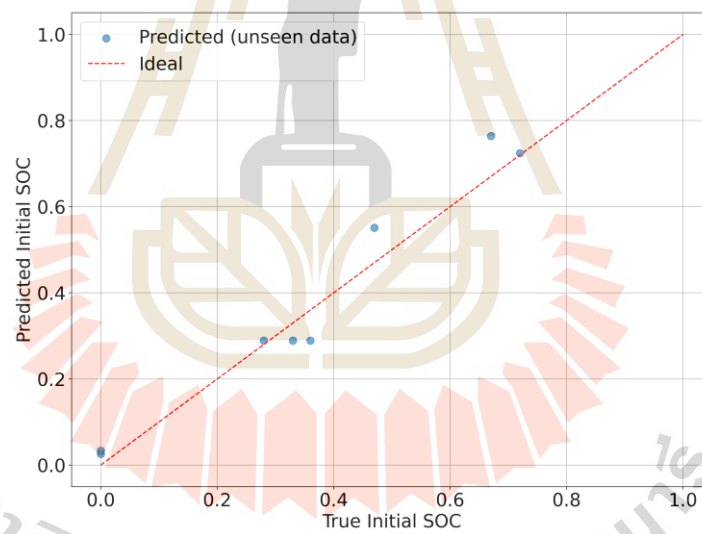
จากการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโครงสร้างตามรายละเอียดหัวข้อ 4.2.2 พบว่าแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST มีความสามารถในการประมาณค่า SOCI ด้วยชุดข้อมูลการเรียนรู้ (train data set) ที่ค่า RMSE เท่ากับ 0.0165 MAE เท่ากับ 0.0109 และ R^2 เท่ากับ 0.9969 ซึ่งเป็นเป็นความสามารถในการประมาณที่สูงเมื่อพิจารณาจากค่าตัวแปรทั้ง 3 เมื่อนำชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (test data set) เข้าสู่การทดสอบแบบจำลองพบว่า แบบจำลองมีความสามารถในการประมาณ SOCI ที่มีค่า RMSE เท่ากับ 0.0543 MAE เท่ากับ 0.0403 R^2 เท่ากับ 0.9514 และสำหรับชุดข้อมูล unseen data แบบจำลองมีความสามารถในการทำนายด้วยค่า RMSE: 0.0548 MAE: 0.0450 R^2 เท่ากับ 0.9524 ซึ่งชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นในงานวิจัยนี้มีความสามารถในการประมาณค่า SOCI ได้ในระดับที่ยอมรับได้ และพฤติกรรมการประมาณค่า SOCI แสดงในรูปที่ 4.11 4.12 4.13 สำหรับการทำนายชุดข้อมูลการเรียนรู้ ชุดข้อมูลทดสอบ และ unseen data set ตามลำดับ



รูปที่ 4.11 ผลการประมาณค่า SOCI ด้วยชุดข้อมูล train

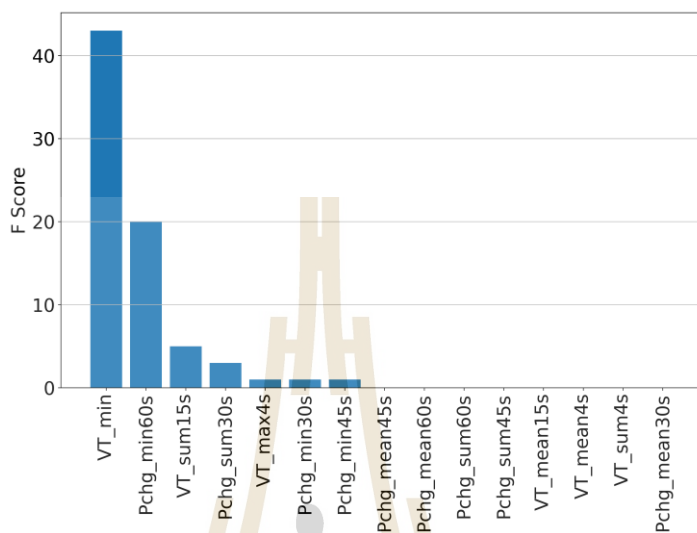


รูปที่ 4.12 ผลการประมาณค่า SOCI ด้วยชุดข้อมูล test



รูปที่ 4.13 ผลการประมาณค่า SOCI ด้วยชุดข้อมูล unseen

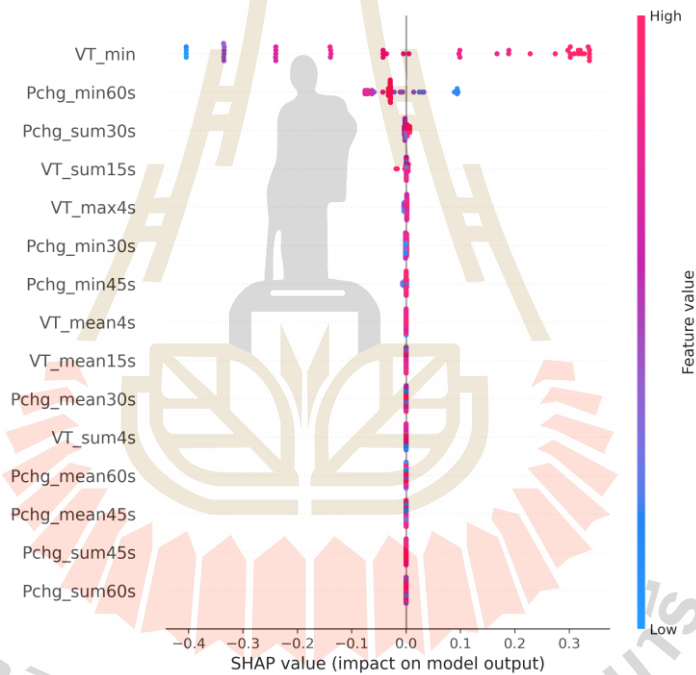
4.2.4 ความสำคัญของคุณลักษณะ



รูปที่ 4.14 F-score ของคุณลักษณะสำหรับการประมาณค่า SOCI

รูปที่ 4.14 นำเสนอค่า F-score ที่แสดงระดับความสำคัญของคุณลักษณะแต่ละตัวแปรที่มีต่อแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการประมาณค่า SOCI โดยค่า F-score ของ V_T ต่ำสุดหรือค่า V_{ocv} มีความสำคัญสูงสุด มีค่าเท่ากับ 43 ค่า P_{chg} ต่ำสุดที่ได้จากช่วงเวลาสังเกต 60 s มีความสำคัญในลำดับที่ 2 ซึ่งมีค่า F-score เท่ากับ 20 ค่า VT รวมจากช่วงเวลาสังเกตกว้าง 15 s มีค่าเท่ากับ 5 ผลรวม P_{chg} จากช่วงเวลาสังเกตเท่ากับ 30 s มีค่าเท่ากับ 3 และ V_T สูงสุดจากช่วงเวลาสังเกต 4 s P_{chg} ต่ำสุดจากช่วงเวลาสังเกต 30 s P_{chg} ต่ำสุดจากช่วงเวลาสังเกต 45 s มีค่า F-score เท่ากับ 1 และตัวแปรอื่นปรากฏค่า F-score เท่ากับ 0 ซึ่งให้เห็นว่า ด้วยโครงสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง XGBOOST ที่นำเสนอไว้ข้างต้นมีคุณลักษณะสำหรับการประมาณค่า SOCI จำนวน 7 ตัวแปรที่ได้กล่าวไว้และเมื่อพิจารณาอิทธิพลของคุณลักษณะทุกตัวเพื่อตรวจทราบผลกระทบต่อความแม่นยำของแบบจำลองและทิศทางของผลกระทบดังกล่าว พบว่า เมื่อนำค่า V_T ต่ำสุด หรือ V_{ocv} ออกจากการใช้งานจะส่งผลให้เมื่อค่าดังกล่าวเป็นค่าที่สูงเมื่อเทียบกับค่าในกลุ่มเดียวกันจะส่งผลให้แบบจำลองประมาณออกมาที่มีความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าไปในทิศทางที่ SOCI จะมีค่าสูงกว่าความเป็นจริง และหากนำ V_T ต่ำสุดที่มีค่าต่ำออกจะส่งผลให้แบบจำลองประมาณค่า SOCI ออกมาในค่าที่ต่ำกว่าความเป็นจริง สำหรับค่า P_{chg} ต่ำสุดที่พบเมื่อใช้ช่วงเวลาสังเกตเท่า 60 s จะพบว่าเมื่อนำค่าดังกล่าวที่มีค่าต่ำเมื่อเทียบกับตัวแปรในกลุ่มเดียวกันออกจากการใช้งานจะส่งผลให้แบบจำลองมีผลการประมาณค่า SOCI ที่คลาดเคลื่อนไปในทิศทางที่มีค่าสูงกว่าความเป็นจริงและ

เมื่อนำค่า P_{chg} ดังกล่าวที่มีค่าสูงออกจะส่งผลให้ผลการประมาณมีค่าความคลาดเคลื่อนในค่าที่ต่ำกว่าความเป็นจริง สำหรับตัวแปร ผลรวม P_{chg} ที่ได้จากช่วงเวลาสังเกต 30 s V_T สูงสุดจากช่วงเวลา 4 s P_{chg} ต่ำสุดจากช่วงเวลาสังเกต 30 s และ 45 s มีผลกระทบไปในทิศทางเดียวกันคือ หากตัวแปรดังกล่าวมีค่าสูงและนำออกจากการประมาณจะส่งผลให้ SOCI ที่ได้มีค่าคลาดเคลื่อนไปในทิศทางที่สูงกว่าความเป็นจริงและหากตัวแปรดังกล่าวมีค่าต่ำจะส่งผลให้ SOCI ที่ได้จากการประมาณมีความคลาดเคลื่อนไปในทิศทางที่ต่ำกว่าความเป็นจริง สำหรับค่า ผลรวม V_T จากช่วงเวลาสังเกต 15 s จะพบว่าเมื่อนำค่าดังกล่าวออกจากการใช้เป็นคุณลักษณะสำหรับการประมาณ SOCI จะส่งผลให้มีค่าความผิดพลาดในแบบกระจายตัวกล่าวคือ SOCI ที่ได้จากการประมาณจะมีค่าความคลาดเคลื่อนที่สูงและต่ำกว่าค่าจริงซึ่งปรากฏได้ทั้งเมื่อค่า V_T ดังกล่าวมีค่าต่ำหรือค่าที่สูง ซึ่งพฤติกรรมทั้งหมดที่กล่าวข้างต้นมีรายละเอียดดังแสดงในรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.15 แผนผังการวิเคราะห์ SHAP ของคุณลักษณะการประมาณค่า SOCI

4.3 แบบจำลองคณิตศาสตร์เพื่อการประมาณค่ากำลังไฟฟ้าในการชาร์จ

ในขั้นวิธีการตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ มีขั้นตอนของการประเมินค่ากำลังไฟฟ้าการชาร์จของแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับเดียวกัน เพื่อใช้เป็นกำลังไฟฟ้าอ้างอิงในการตรวจจับ โดยในงานวิจัยนำเสนอการประมาณค่าดังกล่าวออกเป็น 2 ช่วงการชาร์จ ได้แก่ การชาร์จช่วงกระแสคงที่ และการชาร์จช่วงแรงดันคงที่ โดยมีรายละเอียดดังนี้

4.3.1 กำลังไฟฟ้การชาร์จในช่วงกระแสคงที่

การชาร์จในช่วงนี้นับว่าเป็นการกระตุ้นให้แบตเตอรี่แสดงพฤติกรรมของกำลังไฟฟ้าแบบชั่วขณะ (transient response) ซึ่งเมื่อนำเอาผลของการชาร์จระหว่างแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับเดียวกัน เปรียบเทียบกับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่ต่างกันจะปรากฏความแตกต่างของกำลังไฟฟ้า ดังแสดงในหัวข้อที่ 4.4 โดยมีการประมาณค่ากำลังไฟฟ้าดังแสดงในตารางล่างนี้

ตารางที่ 4.15 กำลังไฟฟ้การชาร์จช่วงกระแสคงที่

SOCI	MAE	R ²	P _{chg} estimation results
0	0.9122	0.9964	
0.1	1.5643	0.9888	

ตารางที่ 4.15 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงกระแสคงที่ (ต่อ)

SOCI	MAE	R ²	P _{chg} estimation results
0.2	2.1347	0.9823	
0.3	2.0158	0.99	
0.4	3.7886	0.9868	

ตารางที่ 4.15 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงกระแสคงที่ (ต่อ)

SOCI	MAE	R ²	P _{chg} estimation results
0.5	3.8023	0.9882	
0.6	3.005	0.9963	
0.7	2.3996	0.9983	

ตารางที่ 4.15 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงกระแสคงที่ (ต่อ)

SOCI	MAE	R ²	P _{chg} estimation results
0.8	2.1006	0.9986	
0.9	2.3617	0.9982	

4.3.2 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงแรงดันคงที่ (CV charging)

การชาร์จในช่วงนี้เป็นการกระตุ้นให้แบตเตอรี่แสดงพฤติกรรมตอบสนองช่วงขณะเช่นเดียวกับการเริ่มต้นการชาร์จ เนื่องจากเป็นการชาร์จที่มีการเปลี่ยนแปลงกระแสที่ถือว่าเป็นการเปลี่ยนแปลงค่า Input ของระบบ โดยมีค่าแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วเป็น output ที่ควบคุมให้มีค่าเท่ากับ 14.2 V ดังนั้น แบตเตอรี่จะตอบสนองและแสดงพฤติกรรมกำลังไฟฟ้าการชาร์จออกมาในค่าที่ต่างกันในแต่ละช่วงเวลา ดังแสดงในตารางที่ 4.16 ทั้งนี้ การชาร์จดังกล่าวจะปรากฏเมื่อแบตเตอรี่มีค่า SOCI ตั้งแต่ 0.3 เป็นต้นไปแต่เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์ SOCI กับเวลาการเริ่มต้นการชาร์จแบบ

แรงดันคงที่จะมีความสัมพันธ์ในรูปสมการ 27 และ SOC ที่ปรากฏการชาร์จแบบแรงดันคงที่ในช่วง 60 s ของการชาร์จคือ 0.23

$$t_{cv} = 2.5788soc^{-2.166} \quad (4.1)$$

ตารางที่ 4.16 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงแรงดันคงที่

SOCI	MAE	R ²	P _{chg} estimation results
0.3	0.6833	0.9154	
0.4	5.3395	0.8209	

ตารางที่ 4.16 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงแรงดันคงที่ (ต่อ)

SOCI	MAE	R ²	P _{chg} estimation results
0.5	3.5289	0.9432	
0.6	4.1399	0.9537	
0.7	3.8307	0.9654	

ตารางที่ 4.16 กำลังไฟฟ้าการชาร์จช่วงแรงดันคงที่ (ต่อ)

SOCI	MAE	R ²	P _{chg} estimation results
0.8	4.2059	0.977	
0.9	10.3427	0.9518	

4.4 ผลตรวจจับความผิดพร้อมด้วยระเบียบวิธี DTW

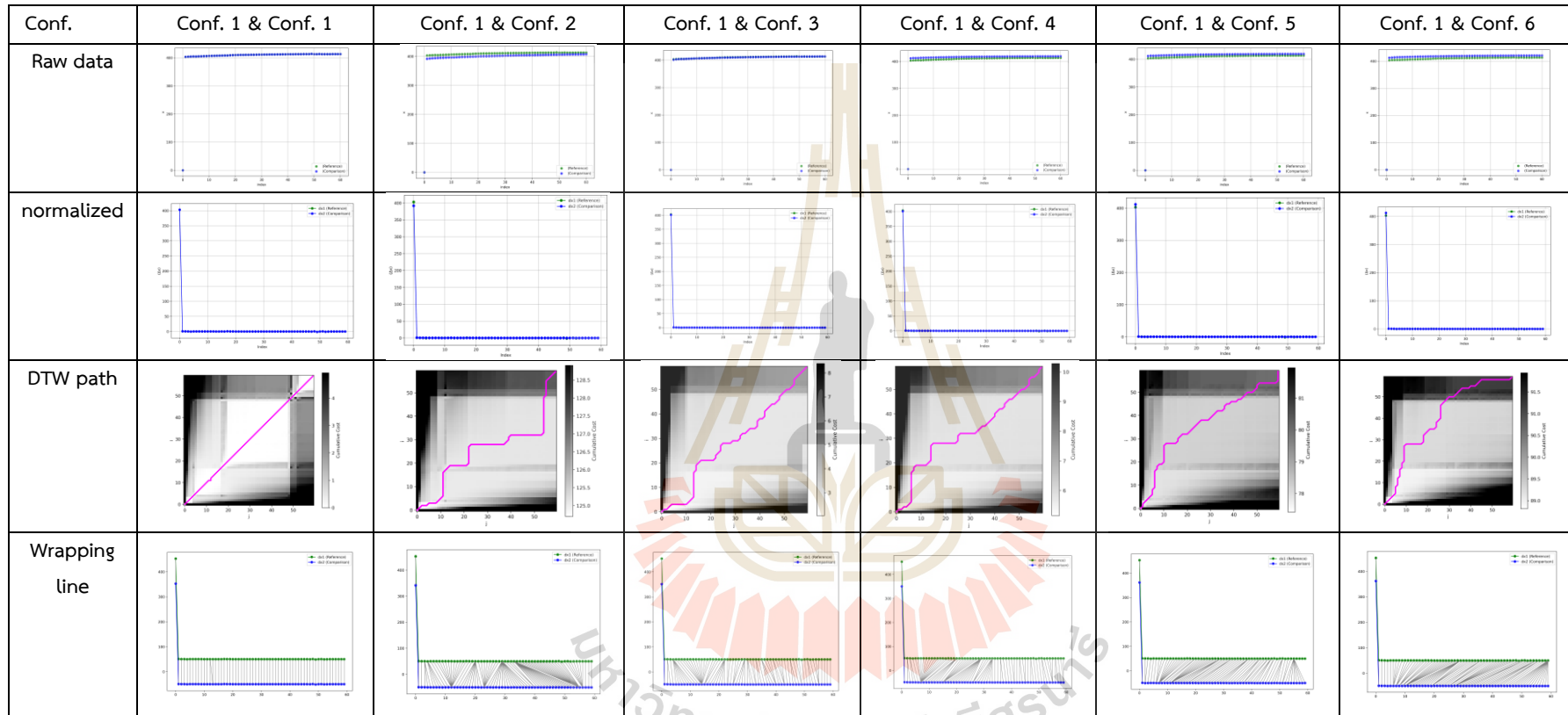
เมื่อเซลล์แบตเตอรี่มีอายุการทำงานที่เท่ากัน แต่ทำงานภายใต้สภาพแวดล้อมทางไฟฟ้าและทางกายภาพภายนอกที่แตกต่างกันจะส่งผลให้มีอัตราการเสื่อมสภาพที่แตกต่างกัน โดยที่เซลล์แบตเตอรี่ทำงานภายใต้สภาพแวดล้อมที่มีค่ากระแสไฟฟ้าสูงกว่า อุณหภูมิสูงกว่า สภาพของการเชื่อมต่อระหว่างขั้วแบตเตอรี่และ busbar ที่หลวมกว่ารวมถึงการเสีรูปเชิงกล จะมีอัตราการเสื่อมสภาพที่สูงกว่า ซึ่งจะส่งผลให้การตอบสนองชั่วขณะ (transient response) ของแรงดันไฟฟ้า มีพฤติกรรมที่เบี่ยงเบนไปจากการเสื่อมสภาพตามอายุการทำงานปกติ ดังนั้นจึงสามารถใช้พฤติกรรม

การตอบสนองดังกล่าวเพื่อพิจารณาหาค่ากำลังไฟฟ้าสำหรับการชาร์จ และใช้เป็นตัวแปรในการตรวจจับ (detection) การเสื่อมสภาพที่สูงกว่าปกติและการมีอยู่ของเซลล์ที่เสื่อมสภาพภายใน แพ็คแบตเตอรี่ได้

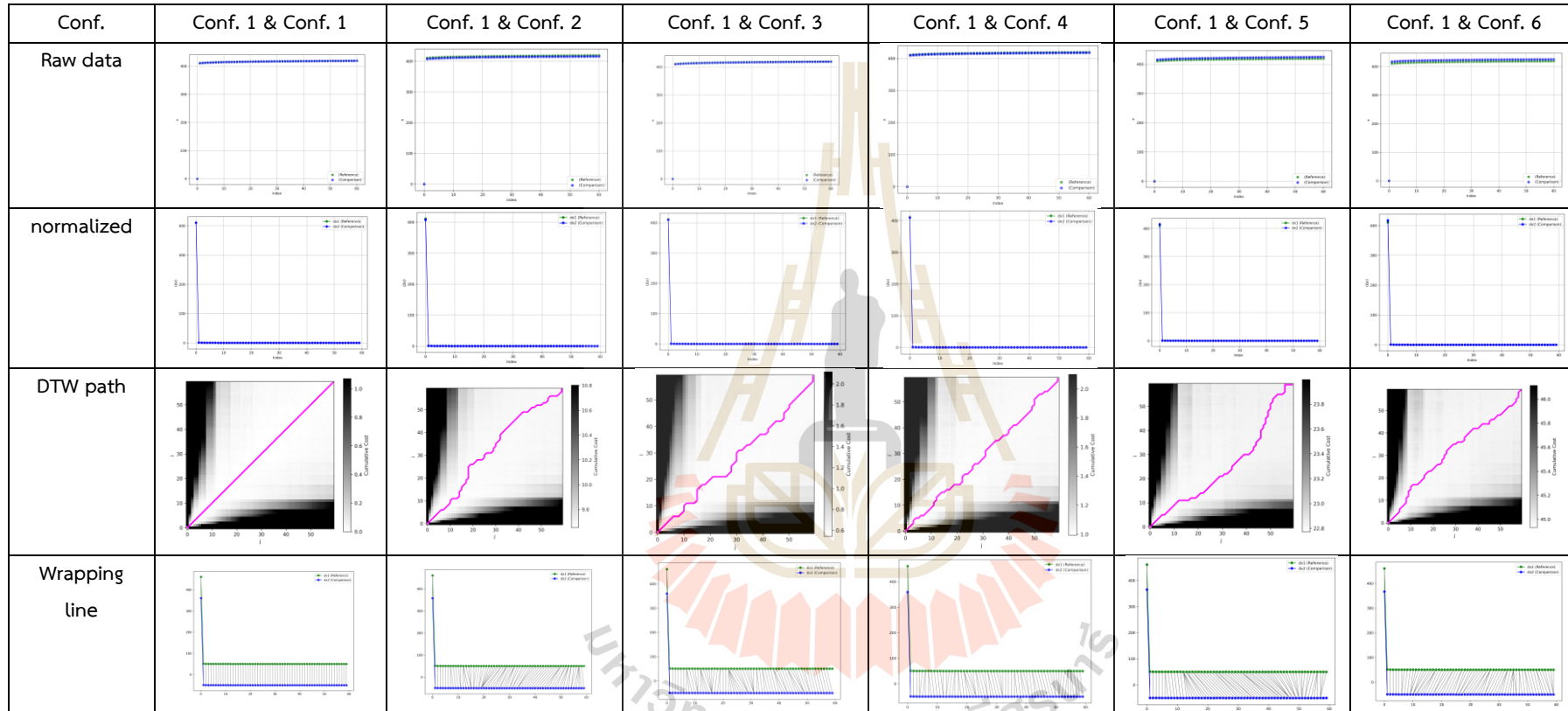
4.4.1 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จ

จากการผลการทดสอบการชาร์จแบบ pulse สามารถพิจารณาเพื่อเปรียบเทียบการเบี่ยงเบนของ P_{chg} ในช่วงเวลา 60 s แรกของการชาร์จได้ เพื่อเป็นการตรวจสอบความเหมือนของตัวแปรดังกล่าวระหว่างแพ็คแบตเตอรี่ที่ประกอบด้วยเซลล์ที่มีการเสื่อมสภาพในระดับเดียวกันที่ในงานวิจัยนี้กำหนดคือ conf.1 กับแพ็คแบตเตอรี่ที่มีเซลล์ที่เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกันภายในแพ็คได้แก่ conf.2 conf.3 conf.4 conf.5 และ conf.6 ด้วยกระบวนการตามรายละเอียดในหัวข้อ 3.5 ผลการตรวจสอบดังแสดงในตารางที่ 4.15 ถึง 4.24 ซึ่งนำเสนอการตรวจสอบความเหมือนผลชี้ให้เห็นว่าเมื่อแพ็คแบตเตอรี่มีเซลล์ที่เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกันจะเกิดการเบี่ยงเบนของ P_{chg} ในช่วง 60 s ออกไปจากแพ็คที่มีอัตราการเสื่อมสภาพของเซลล์ในระดับเดียว โดยเมื่อพิจารณาในรูปแบบของ DTW path เส้น path จะมีการเลี้ยวเบนออกจากแนวเส้นตรงอย่างชัดเจนโดยสังเกตได้จากรูป DTW path ของทุกตาราง รวมไปถึง wrapping line จะมีการจับคู่ระหว่างข้อมูลที่ไม่ตรงไปตรงมาซึ่งเป็นผลเนื่องมาจากการค่า Euclidean Cost ของข้อมูลจะมีค่าที่แตกต่างกันตามระหว่างข้อมูลทั้ง 2 ตัว และหากข้อมูล ณ เวลาใดของ conf.1 ไปพบความใกล้เคียงกับข้อมูล ณ เวลาที่แตกต่างกันของชุดข้อมูลที่ใช่เปรียบเทียบค่า Euclidean Cost ของคู่ดังกล่าวจะมีค่าต่ำสุด และ DTW path จะปรากฏด้วยค่า Euclidean Cost ดังกล่าวและยังส่งผลให้ค่า DTW distance มีค่าเท่ากับค่า Euclidean Cost ดังกล่าว ที่นำไปสู่การพิจารณาข้อมูล DTW alignment cost และ DTW normalized cost ดังแสดงในตารางที่ 14.25 ซึ่งจะเห็นได้ว่า DTW alignment cost ซึ่งเป็นผลรวมของค่า Euclidean Cost ทั้งหมดในการตรวจสอบความเหมือน ซึ่งในงานวิจัยนี้เรียกว่า align. cost จะมีค่าสูงขึ้นเมื่อแพ็คแบตเตอรี่มีเซลล์ที่เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกันอยู่และจะมีค่าเพิ่มขึ้นเมื่อมีจำนวนของเซลล์ที่เสื่อมสภาพภายในแพ็คมากขึ้นดังข้อมูลการตรวจสอบระหว่าง conf.1 และ conf.6 เพื่อให้สามารถนำข้อมูลดังกล่าวเปรียบเทียบพฤติกรรมของค่าที่ใช้ในการตรวจสอบความเหมือนได้จึงนำเสนอผ่านตัวแปร DTW normalized cost งานวิจัยนี้เรียกว่า norm. cost ซึ่งมีพฤติกรรมในทิศทางเดียวกันกับ align. cost จากข้อมูลที่กล่าวข้างต้นจึงชี้ให้เห็นว่าค่า align. cost และ norm. cost เป็นตัวแปรที่สามารถสะท้อนถึงความเหมือนของการเสื่อมสภาพของเซลล์ภายในแพ็คแบตเตอรี่โดยเมื่อแพ็คแบตเตอรี่มีเซลล์ที่เสื่อมสภาพแตกต่างไปจากเซลล์อื่นภายในแพ็คค่าตัวแปรทั้ง 2 จะมีค่าที่สูงขึ้นตามระดับการเสื่อมสภาพและจำนวนของเซลล์ที่ปรากฏ

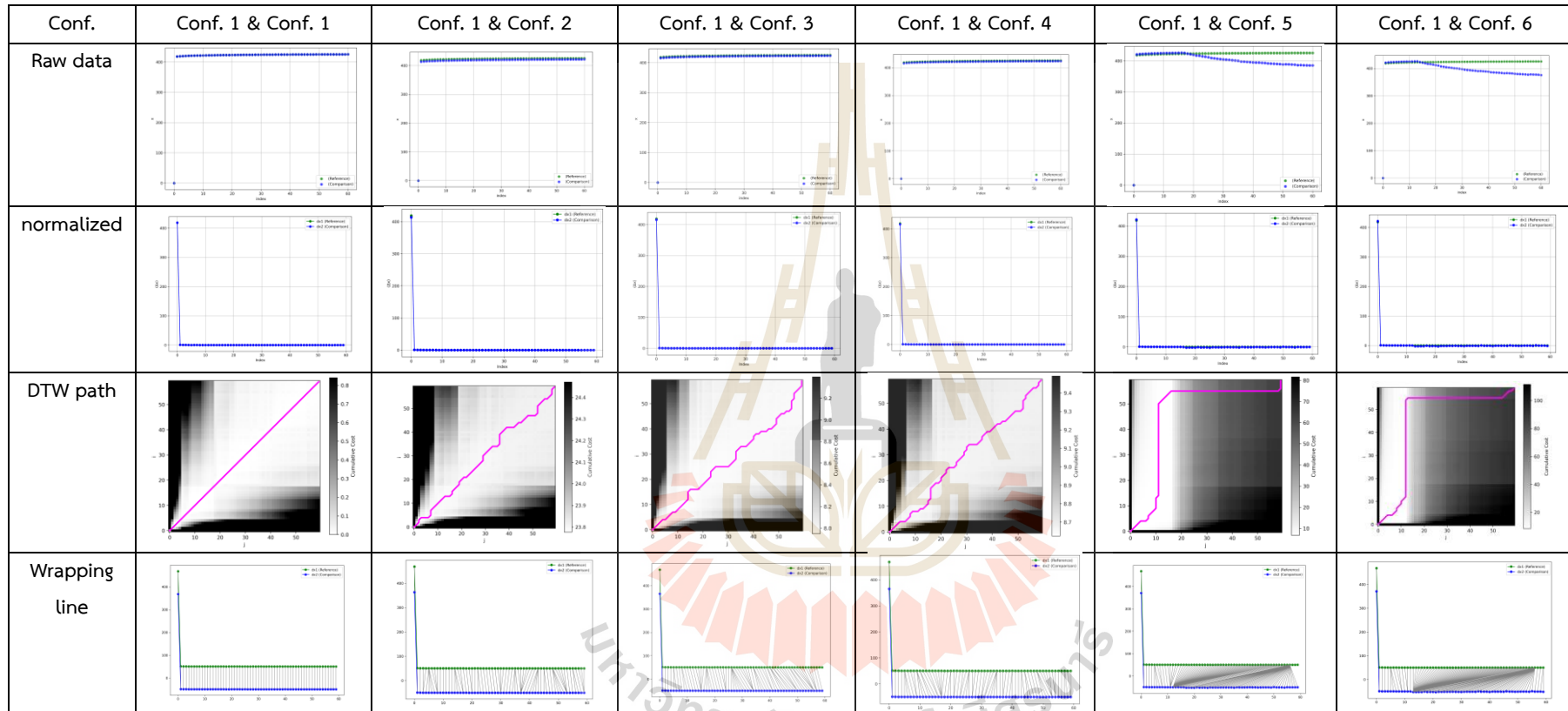
ตารางที่ 4.17 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.0



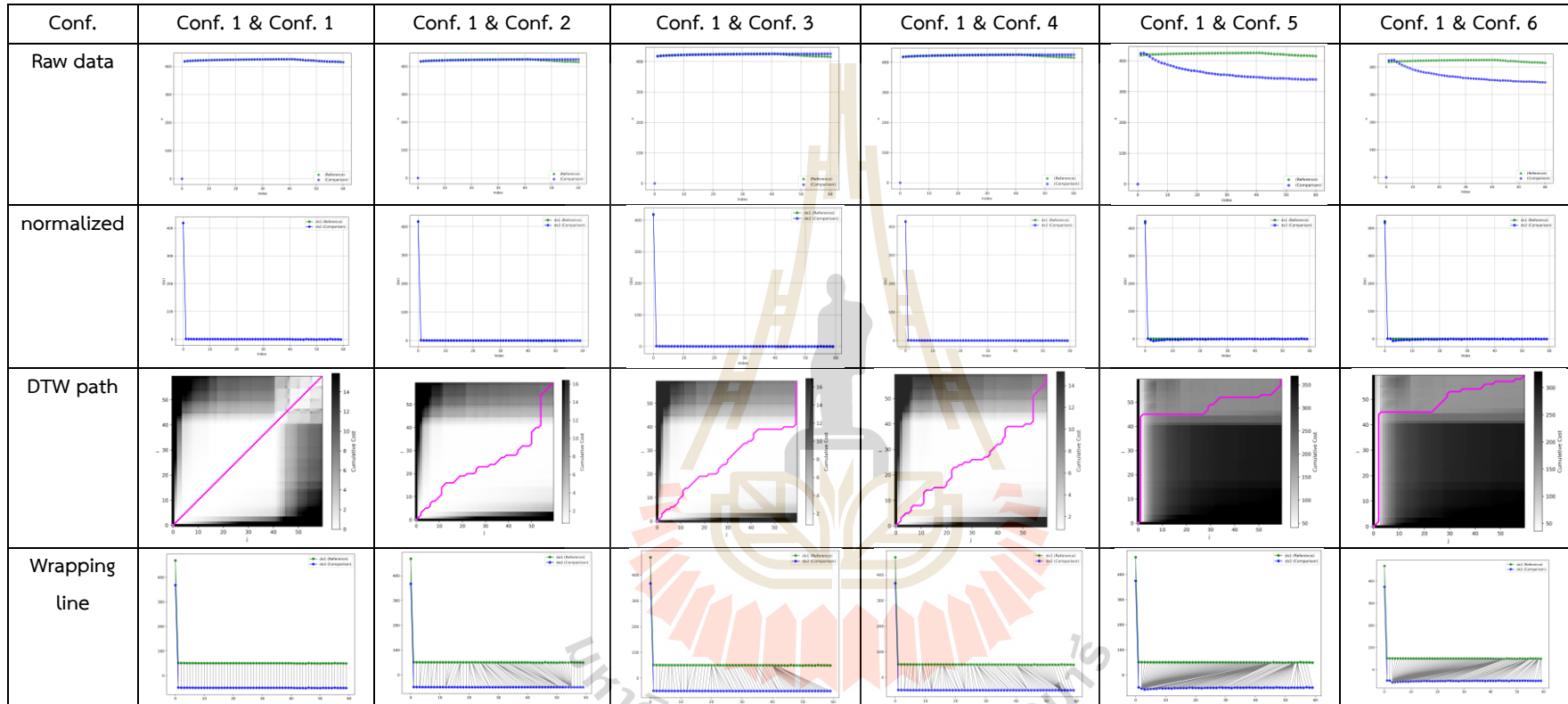
ตารางที่ 4.18 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.1



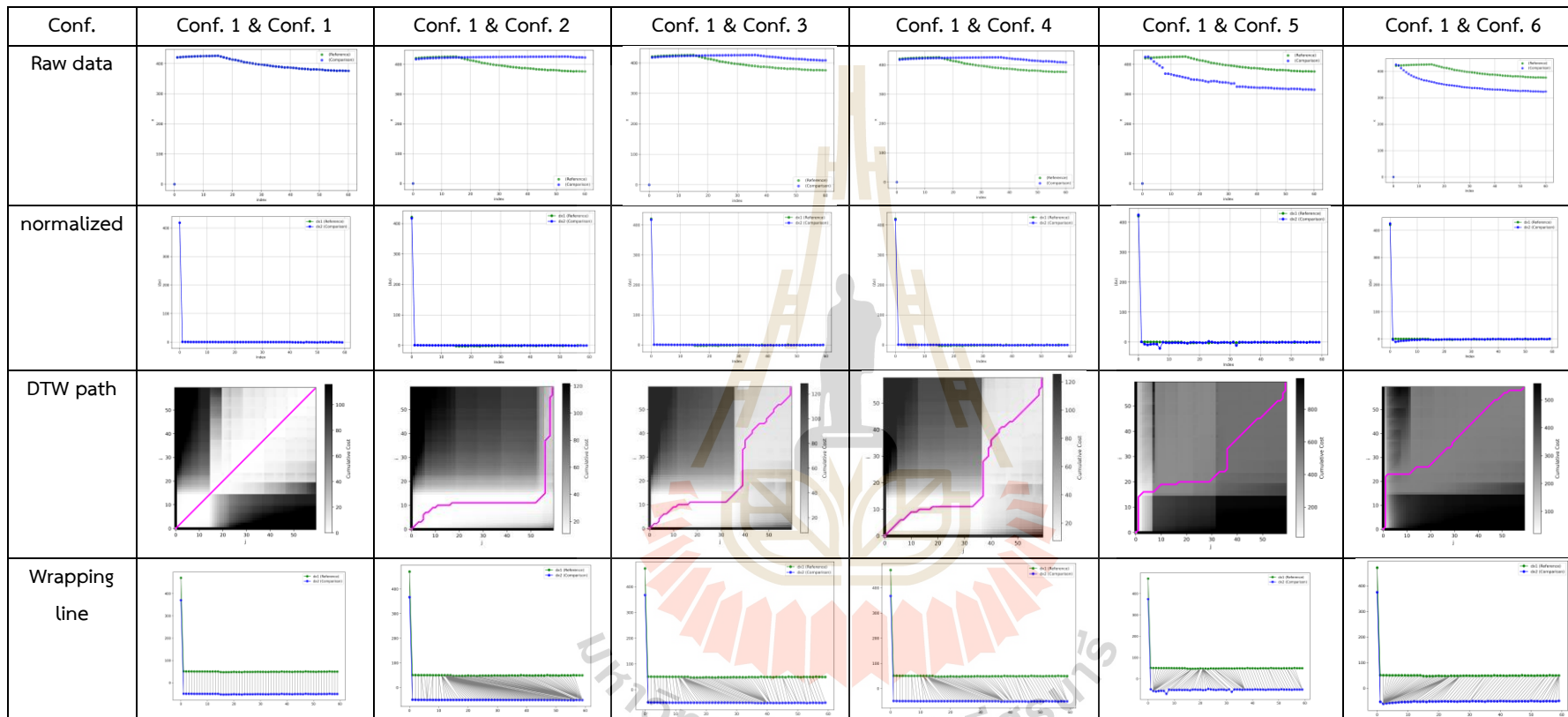
ตารางที่ 4.19 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.2



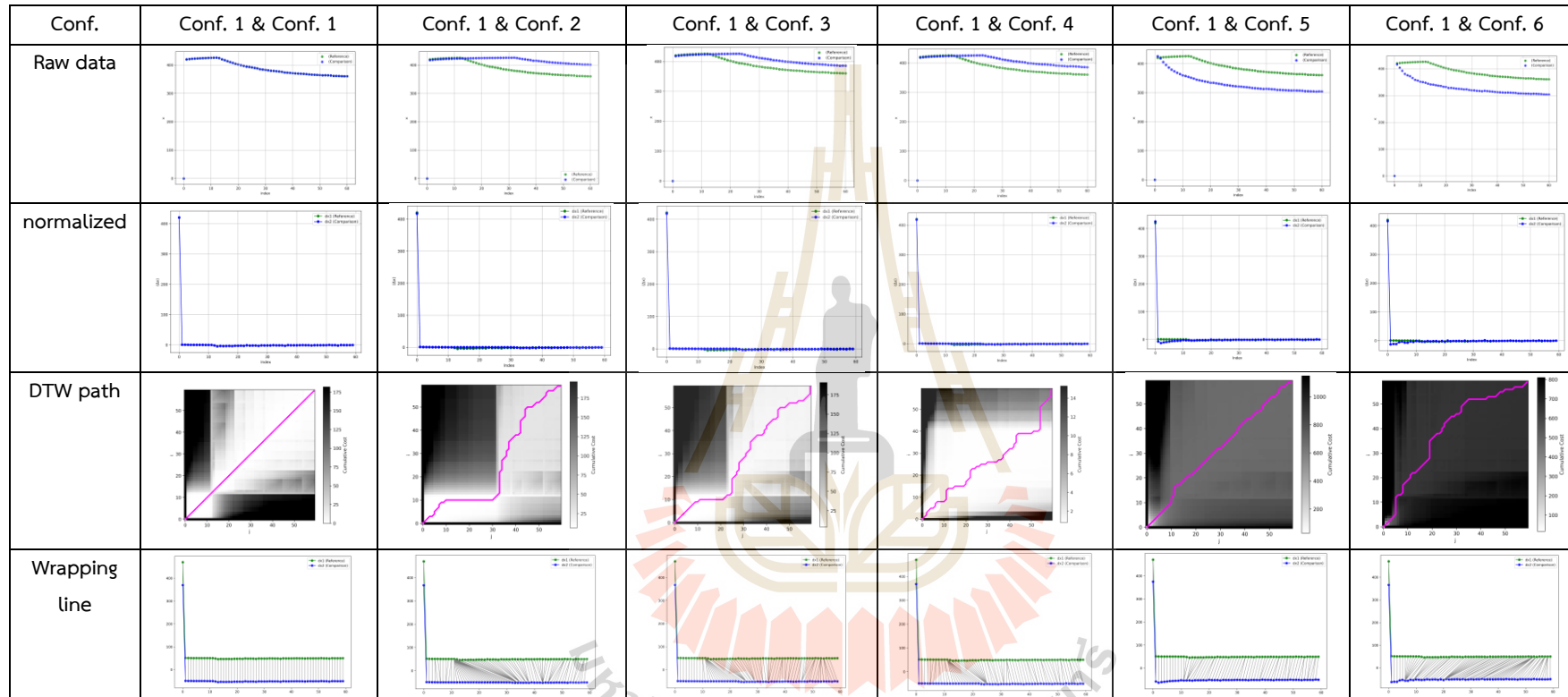
ตารางที่ 4.20 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.3



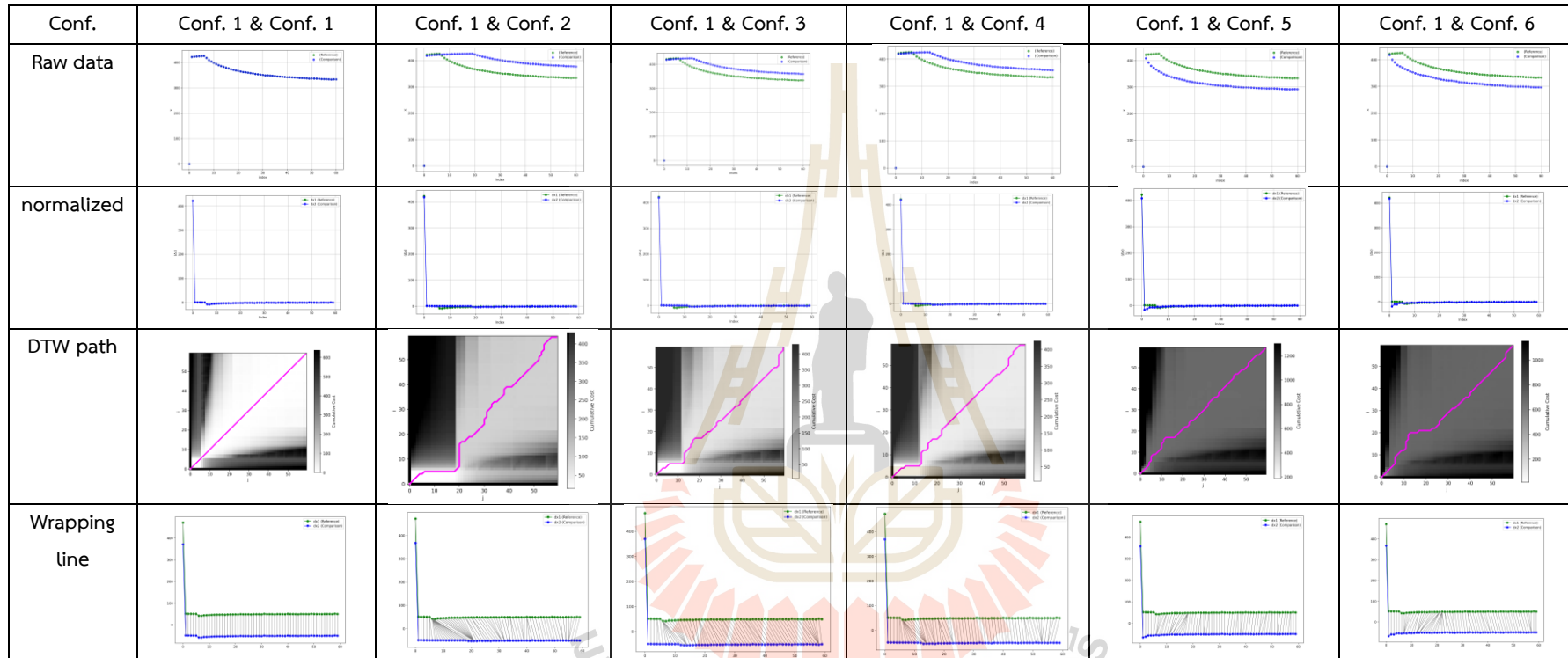
ตารางที่ 4.21 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.4



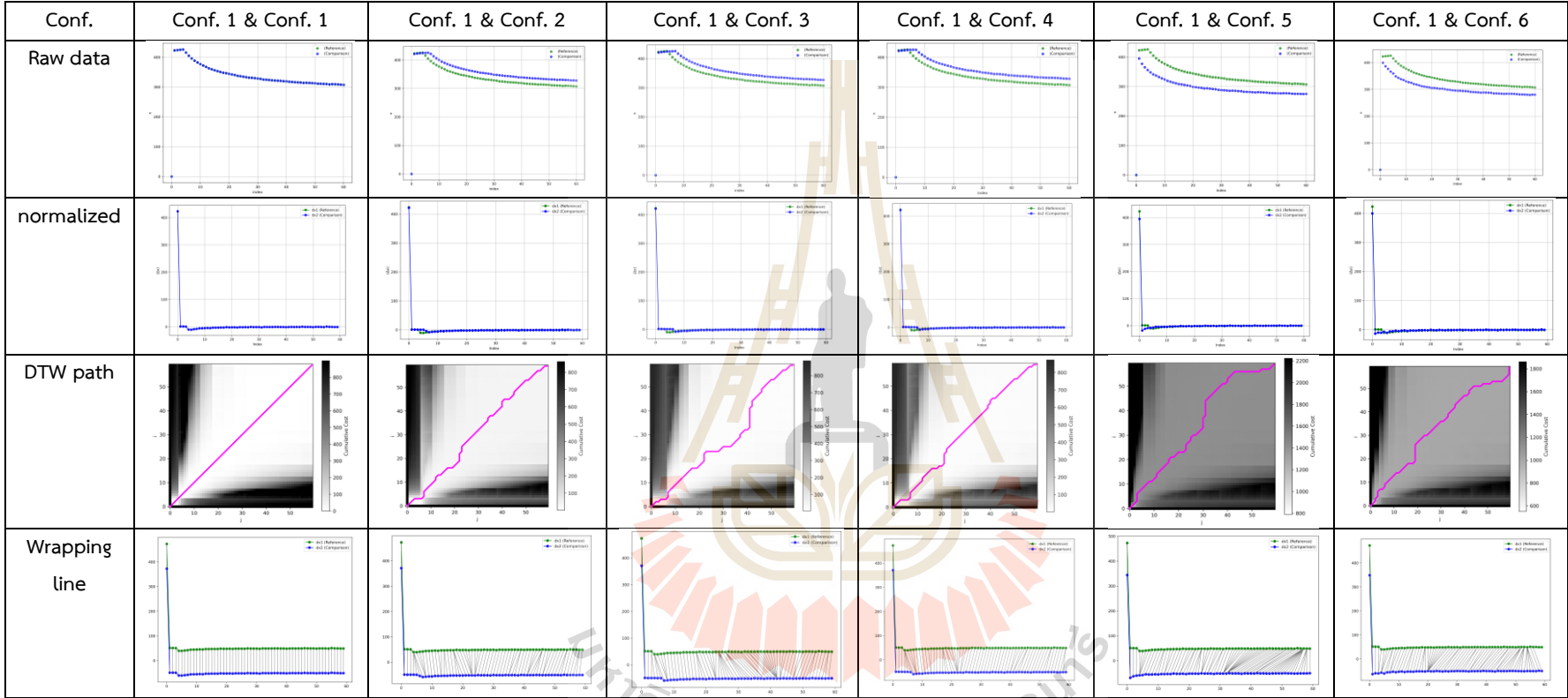
ตารางที่ 4.22 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.5



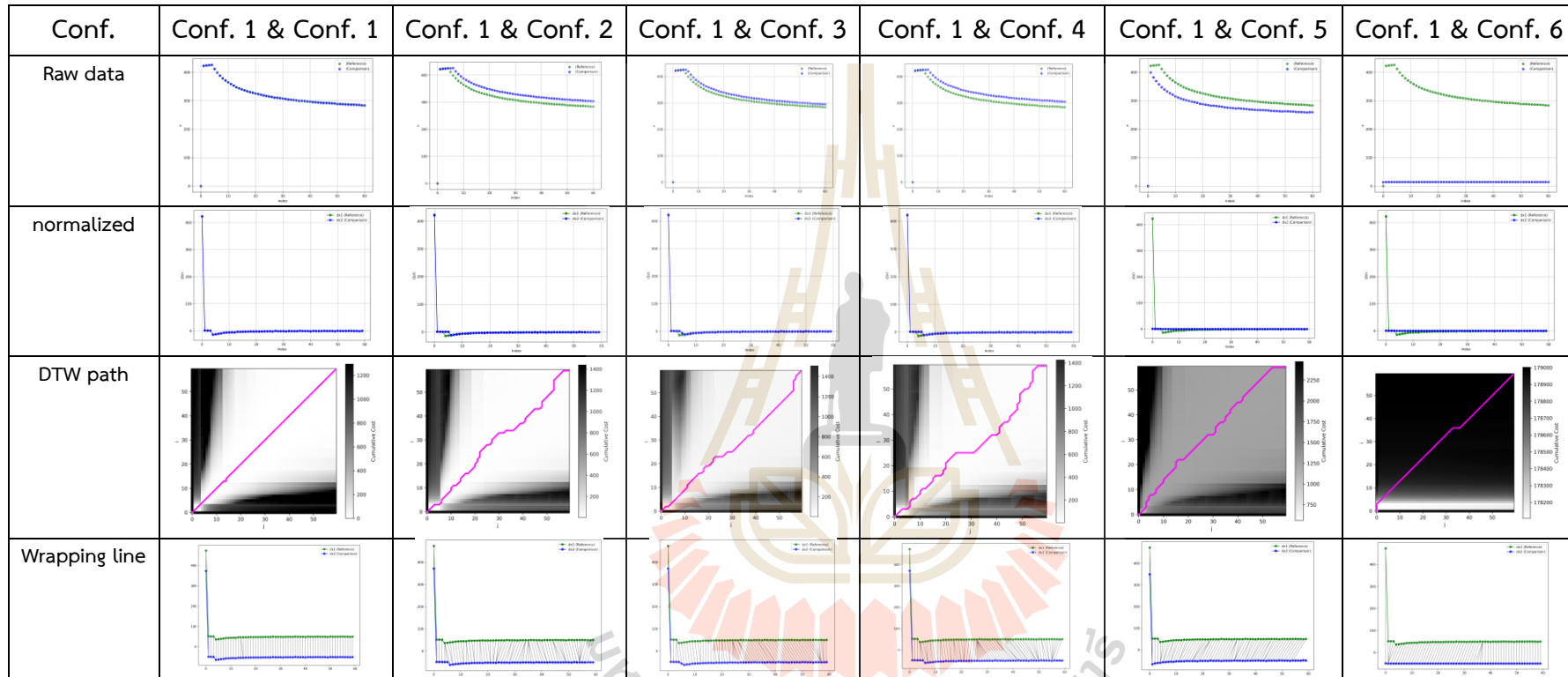
ตารางที่ 4.23 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้การชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.6



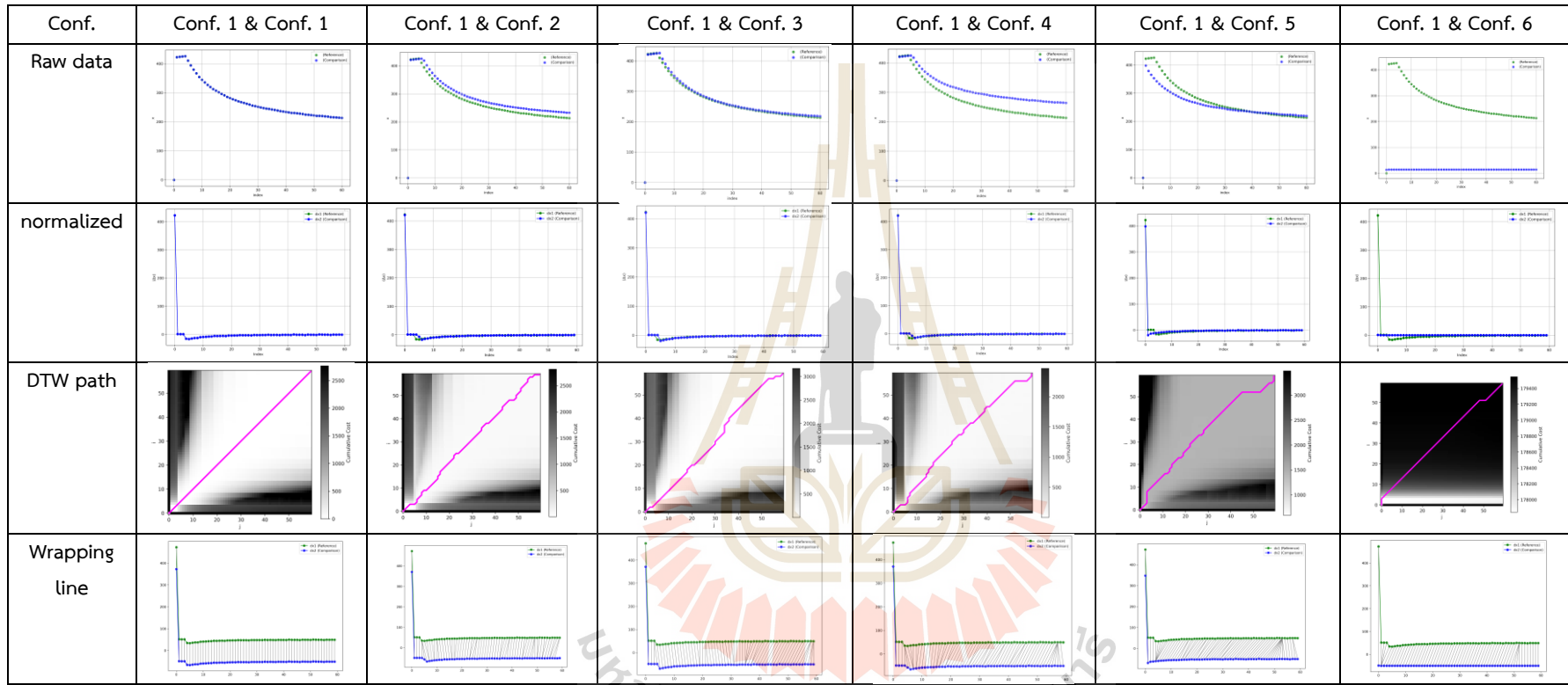
ตารางที่ 4.24 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.7



ตารางที่ 4.25 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.8



ตารางที่ 4.26 ความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จที่ SOCI เท่ากับ 0.9



ตารางที่ 4.27 ค่า DTW alignment cost และ DTW normalized cost

Conf.	indicator	SOCI 0.0	SOCI 0.1	SOCI 0.2	SOCI 0.3	SOCI 0.4	SOCI 0.5	SOCI 0.6	SOCI 0.7	SOCI 0.8	SOCI 0.9
1 & 1	align. cost	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	norm. cost	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1 & 2	align. cost	127.416	9.691	23.820	10.060	34.845	27.842	93.540	40.448	14.709	70.670
	norm. cost	1.274	0.124	0.309	0.117	0.335	0.309	1.155	0.554	0.194	0.995
1 & 3	align. cost	4.809	0.574	7.996	10.074	24.191	13.225	58.462	17.008	63.400	21.410
	norm. cost	0.057	0.007	0.101	0.116	0.281	0.159	0.780	0.218	0.906	0.320
1 & 4	align. cost	7.819	1.021	8.684	9.916	17.412	10.034	46.533	16.687	20.823	76.995
	norm. cost	0.090	0.014	0.111	0.111	0.205	0.125	0.629	0.235	0.257	1.084
1 & 5	align. cost	80.002	22.846	61.553	191.793	563.634	677.034	838.696	1,425.043	1,255.388	1,441.754
	norm. cost	0.930	0.293	0.586	1.793	6.479	9.812	11.649	17.813	17.197	19.750
1 & 6	align. cost	91.193	44.994	86.917	161.403	288.993	652.880	698.830	1,004.839	179,002.716	179,546.689
	norm. cost	1.013	0.592	0.828	1.552	3.482	7.866	9.573	12.883	2,796.917	2,805.417



ตารางที่ 4.28 ค่าตัวแปรสถิติของการกำหนดขอบเขตความเหมือน

	SOCI 0.0	SOCI 0.1	SOCI 0.2	SOCI 0.3	SOCI 0.4	SOCI 0.5	SOCI 0.6	SOCI 0.7	SOCI 0.8	SOCI 0.9
sum of norm. cost	2.561	2.533	2.419	2.752	2.931	2.692	2.754	2.661	2.559	2.396
mean of norm. cost	0.043	0.042	0.040	0.046	0.049	0.045	0.046	0.044	0.043	0.040
STDV. of norm. cost	0.009	0.008	0.008	0.008	0.010	0.009	0.008	0.007	0.009	0.007
norm. cost threshold with 1 STDV.	0.051	0.050	0.048	0.054	0.059	0.054	0.054	0.052	0.052	0.047
norm. cost threshold with 2 STDV.	0.060	0.058	0.056	0.062	0.068	0.063	0.061	0.059	0.061	0.054



ตารางที่ 4.29 ผลการตรวจจับความไม่เหมือนด้วยค่า DTW norm. cost

	conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly		conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly
	SOC1 0.0	1 - 1	0.000	0.0514	normal		normal	SOC1 0.5	1 - 1	0.000	0.0537
1 - 2		1.274	0.0514	NG	NG	1 - 2	0.309		0.0537	NG	NG
1 - 3		0.057	0.0514	NG	NG	1 - 3	0.159		0.0537	NG	NG
1 - 4		0.090	0.0514	NG	NG	1 - 4	0.125		0.0537	NG	NG
1 - 5		0.930	0.0514	NG	NG	1 - 5	9.812		0.0537	NG	NG
1 - 6		1.013	0.0514	NG	NG	1 - 6	7.866		0.0537	NG	NG
SOC1 0.1		conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly	SOC1 0.6		conf.	DTW norm. cost	boundary
	1 - 1	0.000	0.0499	normal	normal	1 - 1		0.000	0.0536	normal	normal
	1 - 2	0.124	0.0499	NG	NG	1 - 2		1.155	0.0536	NG	NG
	1 - 3	0.007	0.0499	normal	NG	1 - 3		0.780	0.0536	NG	NG
	1 - 4	0.014	0.0499	normal	NG	1 - 4		0.629	0.0536	NG	NG
	1 - 5	0.293	0.0499	NG	NG	1 - 5		11.649	0.0536	NG	NG
	1 - 6	0.592	0.0499	NG	NG	1 - 6		9.573	0.0536	NG	NG
SOC1 0.2	conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly	SOC1 0.7	conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly
	1 - 1	0.000	0.0484	normal	normal		1 - 1	0.000	0.0518	normal	normal
	1 - 2	0.309	0.0484	NG	NG		1 - 2	0.554	0.0518	NG	NG
	1 - 3	0.101	0.0484	NG	NG		1 - 3	0.218	0.0518	NG	NG
	1 - 4	0.111	0.0484	NG	NG		1 - 4	0.235	0.0518	NG	NG
	1 - 5	0.586	0.0484	NG	NG		1 - 5	17.813	0.0518	NG	NG
	1 - 6	0.828	0.0484	NG	NG		1 - 6	12.883	0.0518	NG	NG

ตารางที่ 4.29 ผลการตรวจจับความไม่เหมือนด้วยค่า DTW norm. cost (ต่อ)

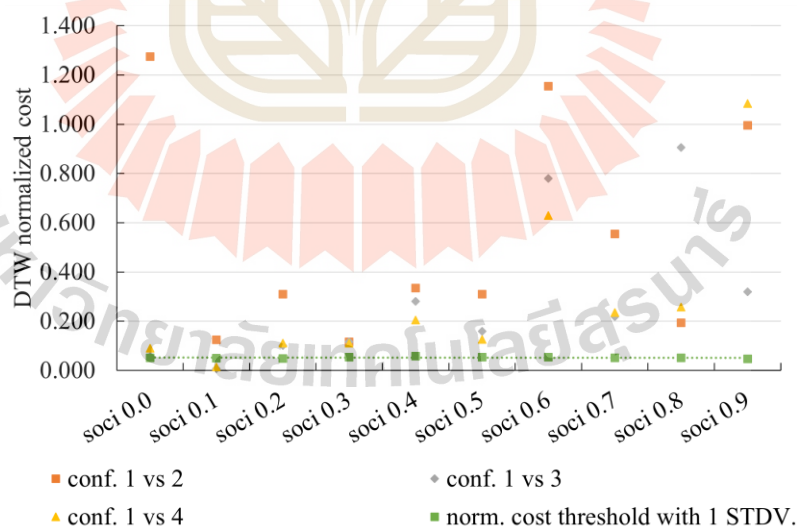
SOC I 0.3	conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly	SOC I 0.8	conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly
	1 - 1	0.000	0.0542	normal	normal		1 - 1	0.000	0.0519	normal	normal
1 - 2	0.117	0.0542	NG	NG	1 - 2	0.194	0.0519	NG	NG		
1 - 3	0.116	0.0542	NG	NG	1 - 3	0.906	0.0519	NG	NG		
1 - 4	0.111	0.0542	NG	NG	1 - 4	0.257	0.0519	NG	NG		
1 - 5	1.793	0.0542	NG	NG	1 - 5	17.197	0.0519	NG	NG		
1 - 6	1.552	0.0542	NG	NG	1 - 6	2,796.917	0.0519	NG	NG		
SOC I 0.4	conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly	SOC I 0.9	conf.	DTW norm. cost	boundary	anomaly prediction	actual anomaly
	1 - 1	0.000	0.0586	normal	normal		1 - 1	0.000	0.0469	normal	normal
	1 - 2	0.335	0.0586	NG	NG		1 - 2	0.995	0.0469	NG	NG
	1 - 3	0.281	0.0586	NG	NG		1 - 3	0.320	0.0469	NG	NG
	1 - 4	0.205	0.0586	NG	NG		1 - 4	1.084	0.0469	NG	NG
	1 - 5	6.479	0.0586	NG	NG		1 - 5	19.750	0.0469	NG	NG
	1 - 6	3.482	0.0586	NG	NG		1 - 6	2,805.417	0.0469	NG	NG



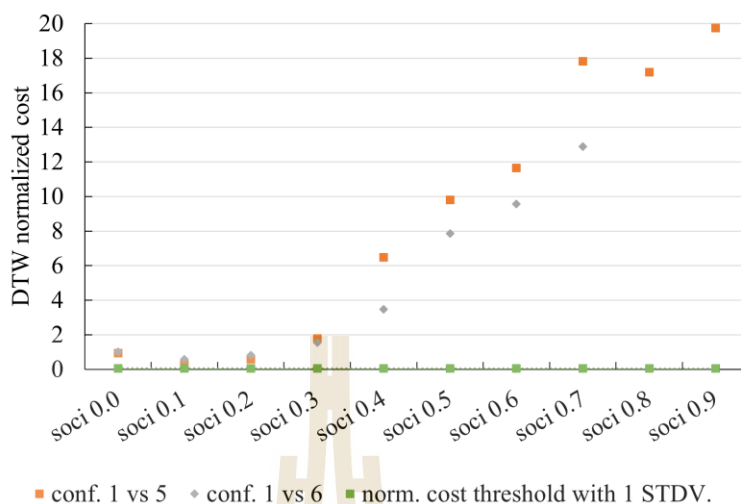
4.4.2 ขอบเขตความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จ

ขอบเขตความเหมือนของกำลังไฟฟ้าการชาร์จกำหนดขึ้นเป็นค่าสูงสุดของการตรวจจับความเหมือนของแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับความรุนแรงที่แตกต่างกัน โดยในงานวิจัยนี้มีรายละเอียดกระบวนการกำหนดดังในรายละเอียดหัวข้อที่ 3.5 ตารางที่ 14.28 นำเสนอค่าผลรวม norm. cost ค่าเฉลี่ย norm. cost ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน norm. cost โดยนำค่าเฉลี่ยรวมกับ 1 เท่าของส่วนเบี่ยงเบนจะได้ค่าขอบเขตความเหมือน norm. cost threshold ($\delta_{1\sigma}$) โดยความสัมพันธ์ระหว่าง SOCI และค่าทั้งสองเป็นดังสมการล่างนี้ รูปที่ 4.16 และ 4.17 นำเสนอค่าผลการตรวจสอบความเหมือนของ conf.1 กับ conf. อื่น พบว่าค่า norm. cost ของทุกการเปรียบเทียบมีค่าที่สูงกว่า $\delta_{1\sigma}$ ประกอบกับข้อมูลในตารางที่ 14.26 นำเสนอค่า $\delta_{1\sigma}$ เปรียบเทียบกับค่า norm. cost ซึ่งชี้ให้เห็นว่าขอบเขตค่าความเหมือนดังกล่าวสามารถตรวจจับแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกันได้ และมีผลการทำงานเมื่อพิจารณาในรูปของตัว confusion matrix ดังในรูปที่ 14.18 และมีค่า accuracy เท่ากับ 0.97 precision เท่ากับ 1.00 recall เท่ากับ 0.96 และ F1 score เท่ากับ 0.98

$$\delta_{1\sigma} = -10^{-4}soc_i + 0.0526 \quad (4.2)$$



รูปที่ 4.16 ค่า DTW norm. cost และ norm. cost threshold



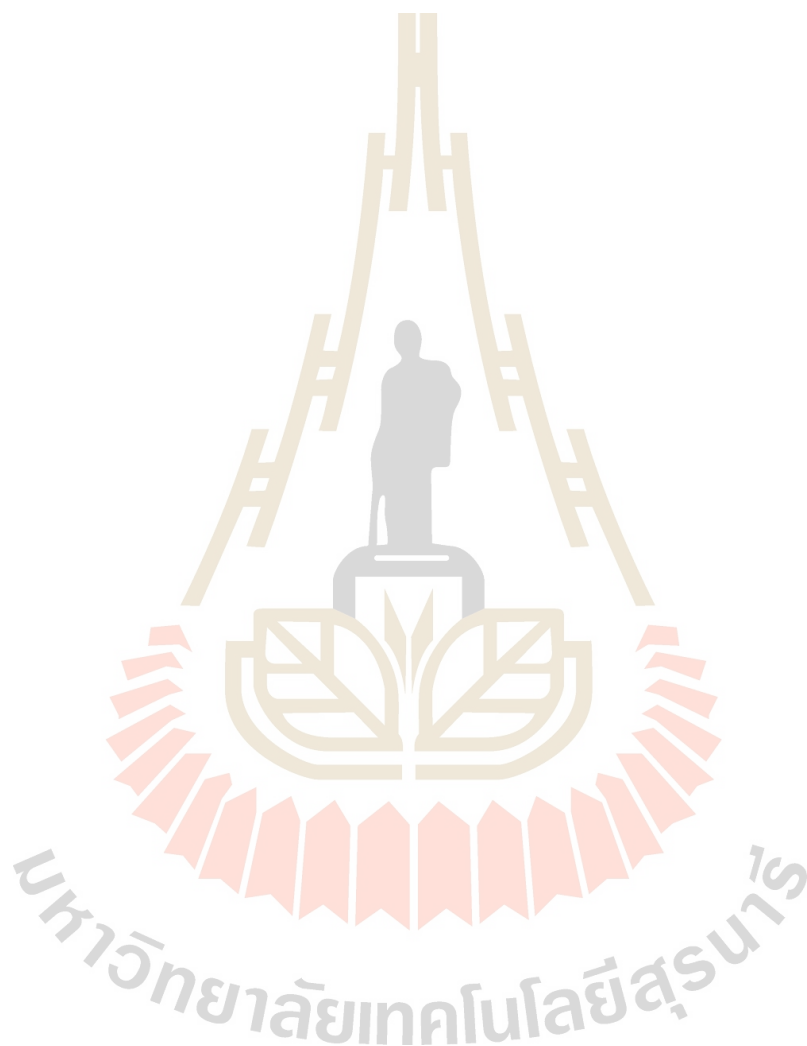
รูปที่ 4.17 ค่า DTW norm. cost และ norm. cost threshold 2

Prediction	Normal	48	0
	Anomaly	2	10
		Anomaly	Normal
		Actual	

รูปที่ 4.18 confusion matrix ของการตรวจจับแพ็กแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพ

ผลการวิจัยและการวิเคราะห์ที่แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญระหว่างการเสื่อมสภาพของเซลล์แบตเตอรี่กับพฤติกรรมทางไฟฟ้าที่สังเกตได้ระหว่างการชาร์จ การทดลองยืนยันว่าแบตเตอรี่แพ็กที่มีเซลล์เสื่อมสภาพมีค่า V_T สูงกว่าและมีปริมาณประจุที่รับได้น้อยกว่าแบตเตอรี่แพ็กปกติ ซึ่งเป็นพื้นฐานสำคัญในการใช้ข้อมูลดังกล่าวเพื่อการประเมินสภาพแบตเตอรี่ จากผลการทดลองดังกล่าวได้นำข้อมูลมาพัฒนาแบบจำลอง XGBOOST ซึ่งสามารถประมาณค่า SOCI ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยระบุคุณลักษณะเด่น (feature) ที่มีความสำคัญสูงสุดได้แก่ V_T ต่ำสุด และ P_{chg} ต่ำสุดในช่วงเวลาสังเกต 60 s นอกจากนี้ การประยุกต์ใช้ระเบียบวิธี DTW ยังแสดงให้เห็นถึง

ความสามารถในการตรวจจับความผิดปกติของแบตเตอรี่ได้อย่างชัดเจน โดยค่า DTW normalized cost สามารถใช้เป็นตัวชี้วัดระดับความรุนแรงของการเสื่อมสภาพได้ ผลการวิจัยในบทนี้ได้สร้างองค์ความรู้ใหม่และนำเสนอวิธีการที่เป็นรูปธรรมในการตรวจจับความผิดปกติของแบตเตอรี่ในเชิงพลศาสตร์ เป็นเครื่องมือประเมินสภาพแบตเตอรี่ที่แม่นยำและเชื่อถือได้สำหรับรถยนต์ไฟฟ้าในอนาคต



บทที่ 5

สรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาขั้นวิธีในการตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพแตกต่างกัน โดยพิจารณาจากพฤติกรรมระหว่างการชาร์จ ซึ่งมีการใช้ระเบียบวิธีวิจัยที่ครอบคลุมตั้งแต่การสร้างแพ็คเกจแบตเตอรี่ทดสอบ การเก็บข้อมูลพฤติกรรมกรรมการชาร์จ ไปจนถึงการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจักรและการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีตรวจจับความผิดปกติ ผลการวิจัยได้บรรลุวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ และได้นำไปสู่ข้อสรุปที่สำคัญ รวมถึงข้อเสนอแนะที่มีประโยชน์สำหรับการวิจัยในอนาคต

จากผลการวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

การตรวจจับแบตเตอรี่เสื่อมสภาพ งานวิจัยนี้ได้พัฒนาขั้นวิธีในการตรวจจับแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพในระดับที่แตกต่างกัน โดยใช้การวิเคราะห์พฤติกรรมกรรมการตอบสนองของแรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว (V_T) และกำลังไฟฟ้าในการชาร์จ (P_{chg}) ผลการทดสอบยืนยันว่าแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพจะมีพฤติกรรมที่แตกต่างจากแพ็คเกจแบตเตอรี่ปกติอย่างมีนัย ซึ่งได้แก่ มี V_T ที่สูงกว่า และมีกำลังไฟฟ้าในการชาร์จที่ต่ำกว่าในช่วงการชาร์จแบบกระแสคงที่ (CC)

การพัฒนาแบบจำลองเพื่อประมาณค่า SOC งานวิจัยได้พัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องแบบ XGBOOST เพื่อใช้ในการประมาณค่าสถานะประจุเริ่มต้น (SOC_i) ผลการวิเคราะห์ด้วย F-score แสดงให้เห็นว่าค่า V_T ต่ำสุด และ P_{chg} ต่ำสุดในช่วงเวลาสังเกต 60 s เป็นคุณลักษณะ (feature) ที่มีความสำคัญสูงสุดในการทำนายค่า SOC_i ซึ่งยืนยันความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทางไฟฟ้ากับการเสื่อมสภาพของเซลล์

การประเมินความสัมพันธ์ของตัวแปร ผลการศึกษาพบว่าพฤติกรรมกรรมการชาร์จของแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่มีเซลล์เสื่อมสภาพแตกต่างกันจะส่งผลให้มีปริมาณประจุรวมที่รับได้น้อยกว่าแพ็คเกจแบตเตอรี่ปกติ รวมไปถึงการประยุกต์ใช้ระเบียบวิธี DTW (Dynamic Time Warping) สามารถใช้ในการตรวจจับความผิดปกติของแบตเตอรี่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยค่า DTW normalized cost สามารถสะท้อนระดับความรุนแรงของการเสื่อมสภาพได้ โดยมีค่าขอบเขตในการตัดแยกที่สัมพันธ์กับ SOC และระเบียบวิธีดังกล่าวมีความสามารถในการตัดแยก มีค่า accuracy เท่ากับ 0.97 precision เท่ากับ 1.00 recall เท่ากับ 0.96 และ F1 score เท่ากับ 0.98 สำหรับช่วง SOC ในช่วง 0% ถึง 90%

5.2 ข้อเสนอแนะ

เพื่อให้งานวิจัยนี้สามารถนำไปต่อยอดและพัฒนาให้สมบูรณ์ยิ่งขึ้นในอนาคต ขอเสนอแนะประเด็นต่าง ๆ ดังนี้

1) การนำไปประยุกต์ใช้ในทางปฏิบัติ ควรพิจารณาพัฒนาชุดโปรแกรมเพื่อการคัดแยกแบตเตอรี่ตามขั้นวิธีที่นำเสนอนี้เข้าสู่อุปกรณ์ระบบบริหารจัดการแบตเตอรี่ (BMS) เพื่อเป็นการลดค่าใช้จ่ายและเพิ่มความปลอดภัยในการใช้งานยานยนต์ไฟฟ้า

2) แบบจำลองคณิตศาสตร์ควรพิจารณาการเก็บข้อมูลจากชุดแบตเตอรี่ตัวอย่างที่หลากหลายมากขึ้น เพื่อให้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องมีความสามารถในการคาดการณ์และตรวจจับความผิดปกติได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้นสำหรับแบตเตอรี่ในสภาพการใช้งานที่แตกต่างกัน

3) ควรพิจารณาศึกษาพฤติกรรมในเชิงพลศาสตร์ของแบตเตอรี่ในสภาวะการใช้งานและสภาวะแวดล้อมอื่น ๆ เพิ่มเติม เช่น อุณหภูมิที่แตกต่างกัน หรือรูปแบบการชาร์จที่ไม่ใช่ CC-CV เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ครบถ้วนและสามารถพัฒนาแบบจำลองที่ครอบคลุมทุกสถานการณ์

4) การทดสอบในการทดลองในห้องปฏิบัติการ ควรเตรียมแพ็คเกจแบตเตอรี่ที่ทราบสภาพของเซลล์ภายในอย่างแน่ชัดด้วยการวัดค่าความต้านทานภายในแบบ AC หรือ impedance ณ ช่วงความถี่ที่เหมาะสมเพื่อให้การทดสอบมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

รายการอ้างอิง

- Abdulrasool Hasan, H., Togun, H., M Abed, A., I Mohammed, H., & Biswas, N. (2023). A novel air-cooled Li-ion battery (LIB) array thermal management system – a numerical analysis. *International Journal of Thermal Sciences*, 190. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2023.108327>
- Adamy, J. (2022). *Nonlinear Systems and Controls*. Springer-Verlag. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-662-65633-4>
- Amini, A., Özdemir, T., Ekici, Ö., Başlamışlı, S. Ç., & Köksal, M. (2021). A thermal model for Li-ion batteries operating under dynamic conditions. *Applied Thermal Engineering*, 185. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2020.116338>
- Andrea, D. (2020). *Lithium-Ion Batteries and Applications Volume 1 Batteries*. Artech House.
- Bai, P., Li, J., Brushett, F. R., & Bazant, M. Z. (2016). Transition of lithium growth mechanisms in liquid electrolytes. *Energy & Environmental Science*, 9(10), 3221-3229. <https://doi.org/10.1039/c6ee01674j>
- Birkl, C. R., Roberts, M. R., McTurk, E., Bruce, P. G., & Howey, D. A. (2017). Degradation diagnostics for lithium ion cells. *Journal of Power Sources*, 341, 373-386. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2016.12.011>
- Brenna, M., Foadelli, F., Leone, C., & Longo, M. (2020). Electric Vehicles Charging Technology Review and Optimal Size Estimation. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 15(6), 2539-2552. <https://doi.org/10.1007/s42835-020-00547-x>
- Cai, Y., Che, Y., Li, H., Jiang, M., & Qin, P. (2021). Electro-thermal model for lithium-ion battery simulations. *Journal of Power Electronics*, 21(10), 1530-1541. <https://doi.org/10.1007/s43236-021-00300-1>
- Canilang, H. M. O., Caliwag, A. C., & Lim, W. (2022). Design of Modular BMS and Real-Time Practical Implementation for Electric Motorcycle Application. *IEEE*

รายการอ้างอิง

- Abdulrasool Hasan, H., Togun, H., M Abed, A., I Mohammed, H., & Biswas, N. (2023). A novel air-cooled Li-ion battery (LIB) array thermal management system – a numerical analysis. *International Journal of Thermal Sciences*, 190. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2023.108327>
- Adamy, J. (2022). *Nonlinear Systems and Controls*. Springer-Verlag. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-662-65633-4>
- Amini, A., Özdemir, T., Ekici, Ö., Başlamışlı, S. Ç., & Köksal, M. (2021). A thermal model for Li-ion batteries operating under dynamic conditions. *Applied Thermal Engineering*, 185. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2020.116338>
- Andrea, D. (2020). *Lithium-Ion Batteries and Applications Volume 1 Batteries*. Artech House.
- Bai, P., Li, J., Brushett, F. R., & Bazant, M. Z. (2016). Transition of lithium growth mechanisms in liquid electrolytes. *Energy & Environmental Science*, 9(10), 3221-3229. <https://doi.org/10.1039/c6ee01674j>
- Birkl, C. R., Roberts, M. R., McTurk, E., Bruce, P. G., & Howey, D. A. (2017). Degradation diagnostics for lithium ion cells. *Journal of Power Sources*, 341, 373-386. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2016.12.011>
- Brenna, M., Foadelli, F., Leone, C., & Longo, M. (2020). Electric Vehicles Charging Technology Review and Optimal Size Estimation. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 15(6), 2539-2552. <https://doi.org/10.1007/s42835-020-00547-x>
- Cai, Y., Che, Y., Li, H., Jiang, M., & Qin, P. (2021). Electro-thermal model for lithium-ion battery simulations. *Journal of Power Electronics*, 21(10), 1530-1541. <https://doi.org/10.1007/s43236-021-00300-1>
- Canilang, H. M. O., Caliwag, A. C., & Lim, W. (2022). Design of Modular BMS and Real-Time Practical Implementation for Electric Motorcycle Application. *IEEE*

- Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 69(2), 519-523. <https://doi.org/10.1109/tcsii.2021.3093937>
- Cao, Y., Kroeze, R. C., & Krein, P. T. (2016). Multi-timescale Parametric Electrical Battery Model for Use in Dynamic Electric Vehicle Simulations. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2(4), 432-442. <https://doi.org/10.1109/tte.2016.2569069>
- Chau, K. T. (2015). *Electric vehicle Machines and Drives*. John Wiley & Sons.
- Chen, M., & Rincon-Mora, G. A. (2006). Accurate electrical battery model capable of predicting runtime and I-V performance. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 21(2), 504-511. <https://doi.org/10.1109/tec.2006.874229>
- Choi, Y. Y., Kim, S., Kim, K., Kim, S., & Choi, J. I. (2021). Parameter identification and identifiability analysis of lithium-ion batteries. *Energy Science & Engineering*, 10(2), 488-506. <https://doi.org/10.1002/ese3.1039>
- Das, S., & Samanta, S. (2022). *Estimation of Equivalent Circuit Model Parameters for a Generic Battery Using Least-Square Method 2022 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES)*,
- Dey, S., Biron, Z. A., Tatipamula, S., Das, N., Mohon, S., Ayalew, B., & Pisu, P. (2016). Model-based real-time thermal fault diagnosis of Lithium-ion batteries. *Control Engineering Practice*, 56, 37-48. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2016.08.002>
- Ding, X., Zhang, D., Cheng, J., Wang, B., & Luk, P. C. K. (2019). An improved Thevenin model of lithium-ion battery with high accuracy for electric vehicles. *Applied Energy*, 254. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113615>
- Du, X., Meng, J., Liu, K., Zhang, Y., Wang, S., Peng, J., & Liu, T. (2023). Online Identification of Lithium-ion Battery Model Parameters with Initial Value Uncertainty and Measurement Noise. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 36(1). <https://doi.org/10.1186/s10033-023-00846-0>

- Edge, J. S., O'Kane, S., Prosser, R., Kirkaldy, N. D., Patel, A. N., Hales, A., Ghosh, A., Ai, W., Chen, J., Yang, J., Li, S., Pang, M. C., Bravo Diaz, L., Tomaszewska, A., Marzook, M. W., Radhakrishnan, K. N., Wang, H., Patel, Y., Wu, B., & Offer, G. J. (2021). Lithium ion battery degradation: what you need to know. *Phys Chem Chem Phys*, 23(14), 8200-8221. <https://doi.org/10.1039/d1cp00359c>
- Elbarbary, Z. M. S., Hoskeri, P. A., Javidparvar, A. A., Alammar, M. M., Rajakannu, A., & Manfo, T. A. (2025). Machine learning approach to the possible synergy between co-doped elements in the case of LiFePO₄ / C. *Journal of Alloys and Compounds*, 1034. <https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2025.181316>
- Elmahallawy, M., Elfouly, T., Alouani, A., & Massoud, A. M. (2022). A Comprehensive Review of Lithium-Ion Batteries Modeling, and State of Health and Remaining Useful Lifetime Prediction. *IEEE Access*, 10, 119040-119070. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3221137>
- Emanet, B., & Kiyak, I. (2021). *Performance Effective Battery Management System(BMS) Design of Mini Electric Vehicles 2021 5th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*,
- Erol, S., Orazem, M. E., & Muller, R. P. (2014). Influence of overcharge and over-discharge on the impedance response of LiCoO₂/C batteries. *Journal of Power Sources*, 270, 92-100. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.07.038>
- Feng, X., Fang, M., He, X., Ouyang, M., Lu, L., Wang, H., & Zhang, M. (2014). Thermal runaway features of large format prismatic lithium ion battery using extended volume accelerating rate calorimetry. *Journal of Power Sources*, 255, 294-301. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.01.005>
- Feng, X., Ouyang, M., Liu, X., Lu, L., Xia, Y., & He, X. (2018). Thermal runaway mechanism of lithium ion battery for electric vehicles: A review. *Energy Storage Materials*, 10, 246-267. <https://doi.org/10.1016/j.ensm.2017.05.013>
- Feng, X., Pan, Y., He, X., Wang, L., & Ouyang, M. (2018). Detecting the internal short circuit in large-format lithium-ion battery using model-based fault-diagnosis algorithm. *Journal of Energy Storage*, 18, 26-39. <https://doi.org/10.1016/j.est.2018.04.020>

- Ferreira Machado, A. P., Jose Munaro, C., & Marques Ciarelli, P. (2025). Enhancing one-Class classifiers performance in multivariate time series through dynamic clustering: A case study on hydraulic system fault detection. *Expert Systems with Applications*, 286. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128088>
- Fotouhi, A., Auger, D. J., Propp, K., Longo, S., & Wild, M. (2016). A review on electric vehicle battery modelling: From Lithium-ion toward Lithium-Sulphur. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 1008-1021. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.009>
- Fotouhi, A., Propp, K., & Auger, D. J. (2015). Electric vehicle battery model identification and state of charge estimation in real world driving cycles. 7th Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEEC), University of Essex, UK.
- Gen, M., Cheng, R., & Lin, L. (2008). *Network models and optimization: Multiobjective genetic algorithm approach*. Springer.
- Guo, R., Lu, L., Ouyang, M., & Feng, X. (2016). Mechanism of the entire overdischarge process and overdischarge-induced internal short circuit in lithium-ion batteries. *Sci Rep*, 6, 30248. <https://doi.org/10.1038/srep30248>
- Han, T., Liu, X., & Tan, A. C. C. (2017). Fault diagnosis of rolling element bearings based on Multiscale Dynamic Time Warping. *Measurement*, 95, 355-366. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.10.038>
- Hu, X., Zhang, K., Liu, K., Lin, X., Dey, S., & Onori, S. (2020). Advanced Fault Diagnosis for Lithium-Ion Battery Systems: A Review of Fault Mechanisms, Fault Features, and Diagnosis Procedures. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 14(3), 65-91. <https://doi.org/10.1109/mie.2020.2964814>
- Hu, Y., & Wang, Y.-Y. (2015). Two Time-Scaled Battery Model Identification With Application to Battery State Estimation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 23(3), 1180-1188. <https://doi.org/10.1109/tcst.2014.2358846>
- Huang, W., Zhang, W., Chen, A., Zhang, Y., & Li, M. (2019). A Co-Simulation Method Based on Coupled Thermolectric Model for Electrical and Thermal Behavior of the Lithium-ion Battery. *IEEE Access*, 7, 180727-180737. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2958940>

- Husain, I. (2021). *Electric and Hybrid Vehicles Design Fundamentals* (3 ed.). CRC Press.
- Kang, Y., Yang, X., Zhou, Z., Duan, B., Liu, Q., Shang, Y., & Zhang, C. (2021). A comparative study of fault diagnostic methods for lithium-ion batteries based on a standardized fault feature comparison method. *Journal of Cleaner Production*, 278. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123424>
- Khalid, M., Ahmad, F., Panigrahi, B. K., & Al-Fagih, L. (2022). A comprehensive review on advanced charging topologies and methodologies for electric vehicle battery. *Journal of Energy Storage*, 53. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.105084>
- Kulkarni, V., Ghaisas, G., & Krishnan, S. (2022). Performance analysis of an integrated battery electric vehicle thermal management. *Journal of Energy Storage*, 55. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.105334>
- Li, B., Zhang, Y., Ren, R., Liu, W., & Xu, G. (2025). Time-Frequency Conditional Enhanced Transformer-TimeGAN for Motor Fault Data Augmentation. *Machines*, 13(10). <https://doi.org/10.3390/machines13100969>
- LI, L. (2016). *Fault Detection and Fault-Tolerant Control for Nonlinear Systems*. Springer Vieweg. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-13020-6>
- Lipu, M. S. H., Hannan, M. A., Hussain, A., Hoque, M. M., Ker, P. J., Saad, M. H. M., & Ayob, A. (2018). A review of state of health and remaining useful life estimation methods for lithium-ion battery in electric vehicles: Challenges and recommendations. *Journal of Cleaner Production*, 205, 115-133. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.09.065>
- Liu, W., Placke, T., & Chau, K. T. (2022). Overview of batteries and battery management for electric vehicles. *Energy Reports*, 8, 4058-4084. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.03.016>
- Liu, X., Zhang, C.-F., Zhou, J.-G., Xiong, X., & Wang, Y.-P. (2022). Thermal performance of battery thermal management system using fins to enhance the combination of thermoelectric Cooler and phase change Material. *Applied Energy*, 322. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119503>
- Liu, Z., & He, H. (2015). Model-based Sensor Fault Diagnosis of a Lithium-ion Battery in Electric Vehicles. *Energies*, 8(7), 6509-6527. <https://doi.org/10.3390/en8076509>

- Lu, L., Han, X., Li, J., Hua, J., & Ouyang, M. (2013). A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 226, 272-288. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.10.060>
- Mahmoud, M. S., & Xia, Y. (2014). *ANALYSIS AND SYNTHESIS OF FAULT-TOLERANT CONTROL SYSTEMS*. Wiley.
- Maleki, H., & Howard, J. N. (2006). Effects of overdischarge on performance and thermal stability of a Li-ion cell. *Journal of Power Sources*, 160(2), 1395-1402. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2006.03.043>
- Miraftabzadeh, S. M., Longo, M., Leva, S., & Matera, N. (2025). Data anomaly detection in photovoltaic power time-series via unsupervised deep learning with insufficient information. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 43. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2025.101769>
- Neunzling, J., Winter, H., Henriques, D., Fleckenstein, M., & Markus, T. (2023). Online State-of-Health Estimation for NMC Lithium-Ion Batteries Using an Observer Structure. *Batteries*, 9(10). <https://doi.org/10.3390/batteries9100494>
- Nitta, N., Wu, F., Lee, J. T., & Yushin, G. (2015). Li-ion battery materials: present and future. *Materials Today*, 18(5), 252-264. <https://doi.org/10.1016/j.mattod.2014.10.040>
- Nugroho, A., Rijanto, E., Wijaya, F. D., & Nugroho, P. (2015). Battery state of charge estimation by using a combination of Coulomb Counting and dynamic model with adjusted gain. 2015 International Conference on Sustainable Energy Engineering and Application,
- Nuroldayeva, G., Serik, Y., Adair, D., Uzakbaiuly, B., Bakenov, Z., & Siwal, S. S. (2023). State of Health Estimation Methods for Lithium-Ion Batteries. *International Journal of Energy Research*, 2023, 1-21. <https://doi.org/10.1155/2023/4297545>
- Pang, H., Guo, L., Wu, L., Jin, J., Zhang, F., & Liu, K. (2021). A novel extended Kalman filter-based battery internal and surface temperature estimation based on an improved electro-thermal model. *Journal of Energy Storage*, 41. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102854>
- Pelletier, S., Jabali, O., Laporte, G., & Veneroni, M. (2017). Battery degradation and behaviour for electric vehicles: Review and numerical analyses of several

- models. *Transportation Research Part B: Methodological*, 103, 158-187. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.01.020>
- Pizarro-Carmona, V., Castano-Solís, S., Cortés-Carmona, M., Fraile-Ardanuy, J., & Jimenez-Bermejo, D. (2021). GA-based approach to optimize an equivalent electric circuit model of a Li-ion battery-pack. *Expert Systems with Applications*, 172. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114647>
- Plett, G. L. (2015). *Battery Management Systems Volume I Battery Modeling*. Artech House.
- Rachid, A., El Fadil, H., Gaouzi, K., Rachid, K., Lassioui, A., El Idrissi, Z., & Koundi, M. (2022). Electric Vehicle Charging Systems: Comprehensive Review. *Energies*, 16(1). <https://doi.org/10.3390/en16010255>
- Reddy, T. B., & Linden, D. (2011). *Linden's Handbook of Batteries*. The McGraw-Hill
- Samantaray, R. K., Sahoo, A. K., Mishra, S., & Swain, S. C. (2022). *Sizing of battery power pack and performance analysis in an electric vehicle 2022 International Conference on Intelligent Controller and Computing for Smart Power (ICICCSP)*,
- Schuster, S. F., Bach, T., Fleder, E., Müller, J., Brand, M., Sextl, G., & Jossen, A. (2015). Nonlinear aging characteristics of lithium-ion cells under different operational conditions. *Journal of Energy Storage*, 1, 44-53. <https://doi.org/10.1016/j.est.2015.05.003>
- Senin, P. (2008). *Dynamic Time Warping Algorithm Review*.
- She, C., Wang, Z., Sun, F., Liu, P., & Zhang, L. (2020). Battery Aging Assessment for Real-World Electric Buses Based on Incremental Capacity Analysis and Radial Basis Function Neural Network. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(5), 3345-3354. <https://doi.org/10.1109/tii.2019.2951843>
- Singh, A., Lodge, A., Li, Y., Widanage, W. D., & Barai, A. (2023). A new method to perform lithium-ion battery pack fault diagnostics – Part 3: Adaptation for fast charging. *Journal of Energy Storage*, 66. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.107424>
- Song, M., & Choe, S.-Y. (2022). Parameter sensitivity analysis of a reduced-order electrochemical-thermal model for heat generation rate of lithium-ion batteries. *Applied Energy*, 305. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117920>

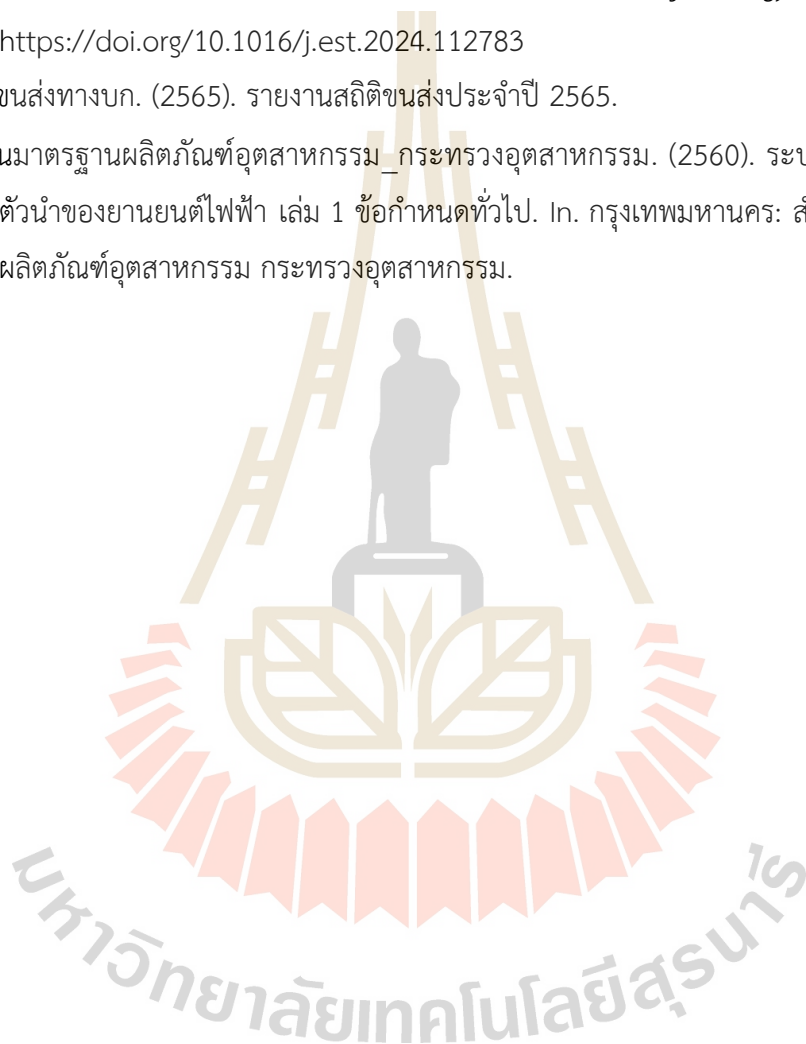
- Sun, J., Wei, G., Pei, L., Lu, R., Song, K., Wu, C., & Zhu, C. (2015). Online Internal Temperature Estimation for Lithium-Ion Batteries Based on Kalman Filter. *Energies*, 8(5), 4400-4415. <https://doi.org/10.3390/en8054400>
- Sun, P., Zhang, X., Wang, S., & Zhu, Y. (2022). Lithium-ion battery degradation caused by overcharging at low temperatures. *Thermal Science and Engineering Progress*, 30. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2022.101266>
- Un-Noor, F., Padmanaban, S., Mihet-Popa, L., Mollah, M., & Hossain, E. (2017). A Comprehensive Study of Key Electric Vehicle (EV) Components, Technologies, Challenges, Impacts, and Future Direction of Development. *Energies*, 10(8). <https://doi.org/10.3390/en10081217>
- Wang, C.-j., Zhu, Y.-l., Fan, X.-k., Qi, C., & Gao, F. (2021). Mathematical model for thermal behavior of lithium-ion battery pack under overheating. *Applied Thermal Engineering*, 191. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2021.116894>
- Wang, L., Xu, Y., Wang, E., Zhao, X., Qiao, S., Li, G., & Sun, H. (2022). Modeling and state of charge estimation of inconsistent parallel lithium-ion battery module. *Journal of Energy Storage*, 51. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104565>
- Wu, C., Zhu, C., Ge, Y., & Zhao, Y. (2015). A Review on Fault Mechanism and Diagnosis Approach for Li-Ion Batteries. *Journal of Nanomaterials*, 2015, 1 - 9. <https://doi.org/10.1155/2015/631263>
- Zavalis, T. G., Behm, M., & Lindbergh, G. (2012). Investigation of Short-Circuit Scenarios in a Lithium-Ion Battery Cell. *Journal of The Electrochemical Society*, 159(6), A848-A859. <https://doi.org/10.1149/2.096206jes>
- Zhang, D., Dey, S., Perez, H. E., & Moura, S. J. (2017, May 24–26, 2017). Remaining useful life estimation of Lithium-ion batteries based on thermal_dynamics. 2017 American Control Conference, Seattle, USA.
- Zhang, L., Ma, Y., Cheng, X., Du, C., Guan, T., Cui, Y., Sun, S., Zuo, P., Gao, Y., & Yin, G. (2015). Capacity fading mechanism during long-term cycling of over-discharged LiCoO₂/mesocarbon microbeads battery. *Journal of Power Sources*, 293, 1006-1015. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2015.06.040>

Zhang, M., Yang, D., Du, J., Sun, H., Li, L., Wang, L., & Wang, K. (2023). A Review of SOH Prediction of Li-Ion Batteries Based on Data-Driven Algorithms. *Energies*, 16(7). <https://doi.org/10.3390/en16073167>

Zhou, Y., Wang, Z., Zhu, X., & Liu, P. (2024). Estimation of overcharge-induced degradation state in lithium-ion cells using differential thermal voltammetry and distribution of relaxation times. *Journal of Energy Storage*, 97. <https://doi.org/10.1016/j.est.2024.112783>

กรมการขนส่งทางบก. (2565). รายงานสถิติขนส่งประจำปี 2565.

สำนักงานมาตรฐานผลิตภัณฑ์อุตสาหกรรม_กระทรวงอุตสาหกรรม. (2560). ระบบประจุไฟฟ้าผ่านตัวนำของยานยนต์ไฟฟ้า เล่ม 1 ข้อกำหนดทั่วไป. In. กรุงเทพมหานคร: สำนักงานมาตรฐานผลิตภัณฑ์อุตสาหกรรม กระทรวงอุตสาหกรรม.





ภาคผนวก ก

ผลงานทางวิชาการในระหว่างการศึกษาบางส่วน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



Electrothermal Dynamics and Electrical Equivalent Circuit Modeling of Li-ion Batteries with NMC, NCA, and LFP Electrode Chemistries

Theeraphat Sri-on¹ Uthen Leeton² Kontorn Chamnprasart¹
 Soontorn Odngam³ Jiraphon Srisertpol^{1*}

¹Graduated Program in Mechatronic Engineering, School of Mechanical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, Thailand

²School of Electrical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, Thailand

³Department of Power Engineering Technology, College of Industrial Technology, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Bangkok, Thailand

* Corresponding author's Email: jiraphon@sut.ac.th

Abstract: This research aims to elucidate the intricate electrical and thermal characteristics of lithium-ion batteries under varying electrode types, encompassing Lithium Iron Phosphate (LFP), Lithium Nickel Manganese Cobalt Oxide (NMC), and Lithium Nickel Cobalt Aluminium Oxide (NCA). The experimental investigations were meticulously conducted employing two distinct methodologies: constant current discharge and pulse current discharge. Furthermore, a novel modeling technique was introduced, entailing the utilization of an electrical equivalent circuit model. The findings of this study reveal a complex, non-linear correlation between the quantity of charge and the open-circuit voltage (OCV) throughout the discharge progression. It was observed that the State of Charge (SOC), OCV, and terminal voltage (V_t) undergo alterations in a synchronous manner, albeit in a non-linear fashion. Particularly noteworthy is the observation that the LFP demonstrated a comparatively minimal fluctuation in voltage when juxtaposed with the NMC and NCA, all at changing of equivalent SOC levels. The generation of heat remained relatively uniform throughout the discharge process, exhibiting escalated rates when the SOC levels plummeted below 0.2 or escalated beyond 0.8. Regarding the electrodes, it is notable that the NMC variant showcased the highest rate of heat generation, with NCA and LFP in close succession. In the chapter concerning modeling, the suggested model demonstrated a noteworthy level of precision in predicting V_t values for SOC within the range of 1.0 to 0.2. The mean error margin was determined to be 0.004404 V, equivalent to 1.176% for NMC, -0.0256 V, corresponding to 1.126% for NCA, and -0.07 V, representing 2.601% for LFP.

Keywords: Li-ion battery, Electrical and Thermal character, Li-ion model, Comparative study.

1. Introduction

Lithium-Ion batteries (Li-ion) have garnered widespread acclaim due to their exceptional specific power, specific energy, voltage, and prolonged life cycle compared to traditional rechargeable batteries. With this outcome, Li-ion technology has gained popularity in modern gadgets like smartwatches, smartphones, laptops, and electric vehicles. Nonetheless, ensuring the safety and dependability of Li-ion control and management systems is paramount

in these scenarios. The development of these systems requires thorough Li-ion behavioural data for algorithmic advancements and computations, typically obtained from empirical investigations and Li-ion simulations. The electrical characteristics of lithium-ion batteries are critical determinants of their performance, safety, and longevity. These characteristics include aspects such as charge and discharge rates, internal resistance, SOC, and thermal responses, which collectively influence the battery's efficiency and reliability in various applications. Recent studies have focused on understanding and

optimizing these electrical properties to enhance battery performance in electric vehicles, renewable energy storage, and consumer electronics. Siraj et al. [1] show the resin-infusion technique improves cell quality and performance, reduces resistance, and enhances safety with stable materials. GF plain weave separators achieved 41.2 Wh/kg, outperforming the 27.5 Wh/kg of thicker Whatman GFA separators. The thinner GF plain weave design boosts volumetric and gravimetric energy densities. Energy densities of Whatman GFA and GF plain weave cells reached 73% and 68% of their theoretical maximums, respectively. Wei et al. [2] use the Selenium additive the electrode. Se-doping significantly enhances spinel LiMn₂O₄ as a cathode material for Li-ion by increasing oxygen vacancies and improving conductivity. This mitigates the Jahn-Teller effect, leading to greater stability during cycling. The Se-doped LiMn₂O₄ achieves an initial discharge capacity of 101.0 mAh/g at 7 C-rate, with 87.3% retention after 200 cycles. The full battery shows a discharge capacity of 97.9 mAh/g, a retention rate of 78.2% after 200 cycles, and an energy density of 145.1 Wh/Kg, nearly double that of a single Li-ion. In the material science Kim et al. [3] mixed 2 material in to the electrode, enhanced the performance of Li-ion anodes by incorporating phosphorus (P) atoms into siloxene through thermal evaporation of sodium hypophosphite. This selective nucleophilic substitution significantly improves the material's charge transport kinetics. The optimized n-type siloxene electrode, with a doping concentration of 6.7×10^{19} atoms/cm³, achieved a capacity of 594 mAh/g at 2,000 mA/g and 73% capacity retention after 500 cycles. These improvements are attributed to better electronic conduction, charge transfer, and solid-state diffusion, offering a promising route for enhancing Li-ion storage. The electrical characteristics such as charge rate and internal resistance significantly affect the performance of Li-ion. Higher charge rates can lead to increased internal resistance, which impacts the discharge performance and overall efficiency of the battery. Understanding these factors is crucial for optimizing the design and operation of batteries [4]. More over Lucaferri et al. [5] expansion at lower C-rates, Li-ion can distribute their charge more effectively and slowly over time, leading to a higher capacity utilization. This is because the internal components have sufficient time to arrange themselves for the reaction, allowing for a more complete utilization of the battery's capacity. Conversely, at very high C-rates, the capacity of the battery to hold charge decreases. This reduction is due to the limited time available for the internal components to align properly for the reaction,

resulting in only a fraction of them contributing to the reaction. The relationship between voltage, time, capacity, and aging in lithium-ion cells is intricate, as these factors are interdependent in determining cell longevity and performance. Voltage and charging time are critical parameters in fast charging protocols, where optimizing these can mitigate aging effects, such as capacity fade and impedance rise [6]. Jia et al. [7] demonstrates a significant enhancement in electrochemical capacity, attributed to its unique nanostructure design and the synergistic effects of its composite materials. After undergoing 1,000 cycles at a high current density of 1 A/g, the material's reversible capacity stabilizes at an impressive 1,318 mAh/g, showcasing its exceptional rate performance and stability under demanding conditions. This advancement highlights the potential of integrating metal-organic frameworks with electrospinning technology to develop high-capacity Li-ion electrodes. The interplay between electrical and thermal characteristics is pivotal in managing heat generation and dissipation within the battery. Effective thermal management strategies, such as hybrid cooling systems, are essential to prevent overheating, which can degrade Li-ion performance and lead to safety risks like thermal runaway [8]. The study by Daud et al. [9] emphasizes the importance of controlling thermal generation during charging processes to enhance Li-ion safety and efficiency. Shetty et al. [10] show effective heat dissipation is essential to ensure the Li-ion operate within their optimal temperature range of 15 °C to 40 °C, with a maximum allowable temperature difference between cells of no more than 5 °C to maintain performance and longevity. To address these challenges, they explore the use of phase change materials as a cooling strategy within a battery thermal management system. The research employs computational fluid dynamics analysis to evaluate the effectiveness of phase change materials in reducing heat generation at various discharge rates. The findings reveal that incorporating phase change materials in the battery thermal management system can significantly mitigate the maximum temperature rise in the battery cells. Specifically, the cell with battery thermal management system exhibited a reduction in maximum temperature rise by 2%, 2.1%, and 1% at discharge rates of 1.5C-rate, 1.0 C-rate, and 0.5 C-rate, respectively, demonstrating the phase change materials' efficacy in enhancing thermal management.

Developing accurate models to represent the electrical behaviour of Li-ion is crucial for system design and optimization. Electrical Equivalent Circuit models (EECm) are commonly used to

simulate battery responses under various conditions, helping to predict performance metrics like voltage and SOC. These models are vital for integrating batteries into power systems, ensuring efficient energy management, and preventing issues such as overcharging or deep discharge [11]. Zhang et al. [12] use partial discharge test and deep discharge test to improve the accuracy of EECm. The both partial discharge test and deep discharge test can significantly enhance EECm accuracy by capturing both transient and steady-state properties of the battery. The experimental results confirm that the method reduces the root mean square error of EECm by approximately 70% compared to conventional methods. Damodaran et al. [13] identified EECm parameters using hybrid pulse power characterization tests and least square fitting algorithms to ensure model accuracy. The accuracy of the developed models is validated against virtual hybrid pulse power characterization test results, demonstrating good agreement with physics-based electrochemical models. Additionally, the effect of important parameters like SOC and temperature on the RC parameters is thoroughly analysed, indicating that these factors significantly influence the model's performance.

Based on the aforementioned information, it is evident that recent advancements in Li-ion have focused on enhancing performance, extending lifespan, optimizing thermal management, and predicting behaviour through mathematical modeling. Numerous studies have produced highly satisfactory outcomes. However, there remains a lack of research addressing the performance of Li-ion with different electrode under identical operating conditions. This study seeks to provide a comparative analysis of the electrical and thermal behaviours of Li-ion under consistent conditions, with the aim of exploring the relationships between variables used to indicate the operational state of these batteries. Furthermore, the study proposes the development of an EECm through a straightforward and reliable process to elucidate the response of Li-ion to the operating conditions. Gaining a deeper understanding of the behaviour of Li-ion with different electrode will facilitate more informed future applications, particularly in improving methods for estimating Li-ion states within battery management systems with enhancing accuracy, and developing appropriate thermal management systems tailored to different types of Li-ion. Ultimately, these advancements will contribute to safer usage by preventing severe incidents of thermal runaway and enabling the efficient utilization of Li-ion with varying electrode compositions.

This article details the experimental process and tools in Chapter 2, followed by an overview of the components and fundamental operating principles of Li-ion in Chapter 3. Within this chapter, the discussion focuses on the experimental results, highlighting the behavior of variables in response to electrical and thermal operations. Chapter 4 provides an in-depth explanation of the structure of the EECm, including the equations utilized in model's development and the modeling process. Furthermore, an analysis of the model's performance is presented, validated through comparison with actual experimental results, and finally the research findings are then summarized in Chapter 5.

2. Experimental setup

The experiment is designed for testing and recording the electrical and surface temperature behaviour of a Li-ion. The experimental unit is shown in Fig. 1. The computer No.1 and battery tester (Chroma model 17020 Regenerative Battery Test System) are used for creating a discharge profile and recording voltage and current, with accuracy of 0.02% Random Data Generator + 0.02% F.S. for voltage measurement and 0.1%rdg. +0.05% Random Number Generator for current measurement. The computer No.2 and data acquisition (National Instruments NI 9211) interface, used in conjunction with LabVIEW 2015 software, records the Li-ion surface temperature. A type K thermocouple is employed for temperature sensing, offering an accuracy of $\pm 0.75\%$. Data is recorded at 1 second intervals. The li-ion cell: NMC, NCA, and LFP cells were used to study and the technical details are shown in Table 1.

Experimental No.1 Constant Current Discharge test (CCDt) aimed to measure the electrical charge capacity (Q) held within the cell and to understand the relationship between terminal voltage and how much charge the cell holds. It also investigated the relation between V_t and SOC. The test involved applying a constant current discharge at a 1 C-rate, with a current of 5 A for NMC and NCA, the LFP was tested under a current of 6.2 A, going from the cell's maximum voltage down to its minimum voltage, follow the manufacturer's recommendations.

Experimental No. 2 Pulse Current Discharge test (PCDt) involved applying short bursts of discharge at a 1 C-rate current. Each burst was designed to reduce the SOC by 0.1 (10%), followed by a 40-minute rest period. This cycle was repeated, starting at SOC by 1 (100%) until the battery reached 0.0 (0%) SOC. The primary goal of this experiment was to analyse the

Received: August 11, 2024. Revised: August 29, 2024.

287

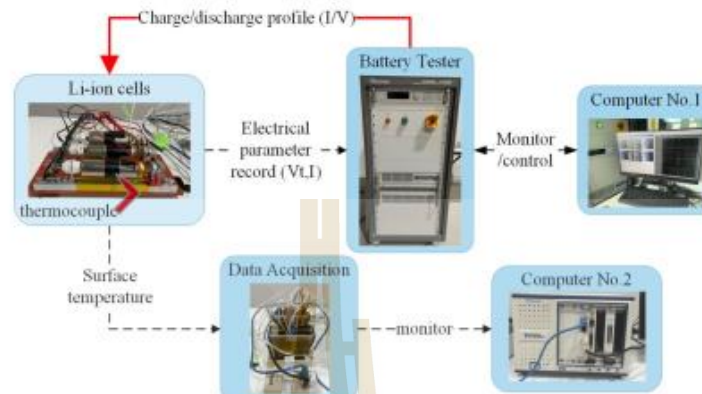


Figure 1 Schematic diagram of the experimental setup

Table 1. Li-ion technical specification

Specification	NMC	NCA	LFP
	ORB217C50	INR21700-50E	IFR32700 G65
Cell character	21700	21700	32650
Nominal voltage (V)	3.6	3.6	3.2
Maximum voltage (V)	4.2	4.2	3.65
Discharge cut-off voltage (V)	2.5	2.5	2
Nominal capacity (Ah)	5	5	6.2
Cell weight (g)	86	69	150

cell's electrical behaviour and thermal behaviour throughout process and the testing results will be used to estimate parameters value in the mathematical model, with a detailed explanation provided in chapter 5.

3. Li-ion battery

In order to apprehend the elements and underlying operational principles of Li-ion, which can assist in a comprehensive examination of their functionality and consequences, this segment furnishes a detailed explanation of the basic operational principles and components of Li-ion, as demonstrated in Fig. 2. The anode, typically fabricated from graphite, serves as the negative electrode during discharge and is primarily accountable for storing lithium ions throughout the charging process. Throughout the discharge phase, it releases lithium ions into the electrolyte, providing the necessary electrons to generate an electric current in the external circuit, thereby activating the connected device [14]. The cathode, typically composed of lithium metal oxide such as lithium cobalt oxide or lithium iron phosphate, functions as

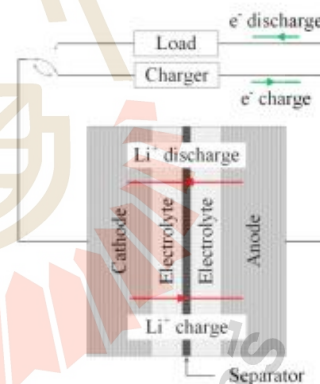


Figure 2 The principles component of Li-ion cell based on figure in Ref. [18]

the positive electrode. When undergoing discharge, it discharges lithium ions that traverse through the electrolyte to the anode, accepting the returning lithium ions from the anode and aiding electron flow through the external circuit [15]. The electrolyte, with

a lithium salt dissolved in an organic solvent, serves as the medium for lithium ions to move between the anode and cathode, ensuring the smooth migration of these ions during both the charging and discharging processes to maintain the essential ion balance necessary for the proper operation of the battery [16]. The separator, a porous polymer membrane, physically divides the anode and cathode, playing a crucial safety role by permitting lithium ions to pass while preventing direct electrical contact between the two electrodes. This separation is vital for preventing short circuits and potential battery malfunctions or overheating [17].

3.1 Dynamics of voltage and temperature

This chapter analyses the electrical and thermal characteristics encompassing V_t , Q and cell surface temperatures, exploring the relationship between V_t variations relative to SOC and the correlation between surface temperature changes and SOC. Subsequently, the investigation involves an analysis of charge and voltage resulting from the experiments conducted.

3.1.1. Terminal voltage and charge capacity

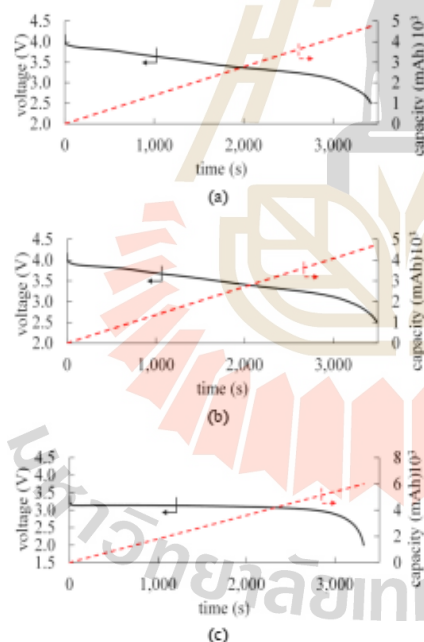


Figure 3 The terminal voltage and charge capacity: (a) NMC cell, (b) NCA cell, and (c) LFP cell

The CCDt test was designed to determine the Q_t , a value dependent on the discharge current. In this test, the Li-ion battery was discharged at 1-C-rate current discharge rate until it reached its minimum permissible voltage. Throughout the process, terminal voltage and accumulated electrical charge were continuously recorded. The results, depicted in Fig. 3, illustrate the voltage and charge behaviours. Fig. 3(a) shows the trend in the changes of V_t and Q values of the NMC cell. The V_t value decreases immediately when the current starts to be discharge, followed by a relatively steady rate of decline, as observed from the black line on the graph, up to 3,000 s. Beyond this point, the V_t behaviour changes, with a more rapid rate of decline, noticeable from the sharply curving line, until the V_t reaches 2.5 V. It can be concluded that the V_t value of the NMC cell changes over the duration of the discharge, and this behaviour can be divided into three phases: the first phase, where V_t drops rapidly upon the initial discharging; the second phase, where V_t decreases at a steady rate; and the third phase, where V_t declines rapidly until it drops below 2.5 V. Regarding Q , it can be observed that there is a steady rate of increase, shown by the red dashed line. At the beginning of the experiment, the Q value is at its lowest and increases steadily until it stops when V_t falls below 2.5 V. Considering this data alongside V_t values, it can be said that as the accumulated Q increases, V_t decreases in a nonlinear relationship, which is clearly depicted in the graph. From the experimental results, it is found that the highest V_t value is 4.1637 V, with a total duration of 3,423 s before V_t drops to 2.5 V, and a Q value of 4,743.7 mAh. This behaviour is also observed in NCA cells, as shown in Fig. 3(b), where V_t behaviour can similarly be divided into three phases, and the Q behaviour follows the same trend as the NMC cell. However, there is a difference in the time taken to discharge, as shown in Fig. 3(b). The black line indicates a longer duration compared to the NMC cell, suggesting that the NCA cell provides a longer discharge time under the same conditions. From the experimental results, it is found that the highest V_t value for NCA is 4.1618 V, and it decreases to 2.5 V over a duration of 3,492 s, with a Q value of 4,742.5 mAh. In Fig. 3(c), which shows the V_t and Q values of LFP, it is seen that V_t drops rapidly at the initial discharge, followed by a relatively stable rate of decrease, where the V_t value remains fairly constant until around 2,700 s. At this point, V_t begins to decline at an increased rate, falling rapidly at around 3,100 s, until V_t reaches 2 V. The V_t behaviour for the LFP cell can also be divided into three phases similar to the NMC and NCA cells, but with a distinctly lower rate of decline in the second

phase, as shown by the black line on the graph. The Q of LFP increases steadily, exhibiting the same behaviour as the NMC and NCA cells. The highest V_i value for LFP is 3.3915 V, which drops to 2 V over a duration of 3,323 s, with a Q value of 5,987.1 mAh. From the CCDt test at a current of 1 C-rate, it can be observed that Li-ion cells with different electrode chemistries exhibit similar voltage behaviours that can be divided into three phases. However, there are differences in the rate of change, the duration of discharge, and the amount of charge the cells can deliver, which result from their chemical composition, size, and shape, affecting their ability to charge conductivity and diffusivity of Li-ion [19].

3.1.2. Electrothermal

The electrothermal analysis for Li-ion batteries involves examining the relationship between the rate of heat generation, the battery's temperature influenced by the chemical composition of the electrodes, V_i , Q , lifespan, and varying current conditions [20]. This section will be presented through an analysis of the surface temperature behaviour of Li-ion batteries in relation to Q and time, based on results from PCDt experiments, and an examination of the impact of state of charge (SOC) as can be assessed from Eq. (7). Fig. 4(a) presents V_i for NMC, showing its variation alongside the discharge current. It is observed that during discharge, V_i decreases rapidly initially and then decreases at a relatively constant rate. When discharge ceases, V_i quickly rises during the initial stop period and then stabilizes until the discharge process restarts, leading to a behaviour pattern that persists until the end of the process. Fig. 4(b) displays the behaviour of surface temperature and SOC for NMC. When considered together with Fig. 4(a), it is evident that during discharge, the surface temperature of Li-ion batteries increases linearly with time. Additionally, SOC changes during discharge are not influenced by time, as SOC remains constant when Li-ion is not discharging. For clearer understanding, V_i is presented in Fig. 4(c), showing V_i for NMC over the same discharge period. It is evident that V_i decreases rapidly at the beginning of discharge and then decreases at a constant rate, as observed from the graph's constant slope after the initial discharge period. When discharge stops, V_i quickly rises and stabilizes until the discharge process restarts. Furthermore, when considered alongside Fig. 4(b), data show that V_i changes with SOC, but the relationship between V_i and SOC remains complex. During the initial discharge and the beginning of discharge cessation, the graph exhibits curvature

before entering a phase of constant slope, presenting a challenge for researchers to achieve more accurate correlations. Additionally, V_i decreases as SOC decreases, with the rate of decrease in V_i increasing as SOC lowers, as observed from the red and green lines with steeper slopes compared to the black line during discharge. To better understand the thermal behaviour of Li-ion NMC, Fig. 4(d) illustrates how surface temperature changes from the start of discharge to the end, known as temperature surge. The Fig. 4(b) and 4(d) shows that the surface temperature increases in each discharge cycle, with a constant rate of increase under the same SOC, and the slope of the graph varies with different SOC values. This data indicates that NMC exhibits different heat generation rates even under the same discharge current but different SOC conditions, with the highest heat generation rate occurring at SOC = 0.1 and the lowest at SOC = 0.8. Fig. 5(a) presents V_i , current, and time data for Li-ion batteries with NCA electrodes, showing similar V_i behaviour to NMC. Similarly, Fig. 5(c) indicates that V_i changes with SOC, decreasing rapidly at the beginning of discharge and then at a constant rate after the initial phase. When discharge ceases, V_i rises quickly in the initial stop period and remains high until discharge restarts. The data also reveal a complex relationship between V_i and SOC, as seen from the curvature of V_i before reaching a constant slope or a steady state when discharge stops. Additionally, the rate of decrease in V_i increases as SOC decreases, as observed from the red and green lines with steeper negative slopes compared to the black line. Regarding thermal behaviour, Fig. 5(b) shows that NCA generates heat in every discharge cycle and stops when not in use. Fig. 5(d) demonstrates that under the same discharge conditions (i.e., the same SOC), NCA has a consistent rate of surface temperature increase that does not depend on the lost Q . However, different initial SOC values result in different rates of surface temperature increase, indicating that NCA generates heat at varying rates depending on SOC, with the highest heat generation at SOC = 0.1. For LFP cells, Fig. 6(a) shows that V_i , the V_i decreases rapidly at the start of discharge, followed by a constant decrease, and V_i rises and stabilizes when discharge stops until the process restarts. Fig. 6(c) shows that V_i decreases with lower SOC, with V_i remaining constant when LFP is not discharging, and SOC values lead to a decrease in V_i . The thermal behaviour in Fig. 6(b) is similar to that of NMC and NCA, with LFP exhibiting an increase in surface temperature during each discharge cycle. When comparing different initial SOC values, LFP shows varying heat generation rates, as indicated by

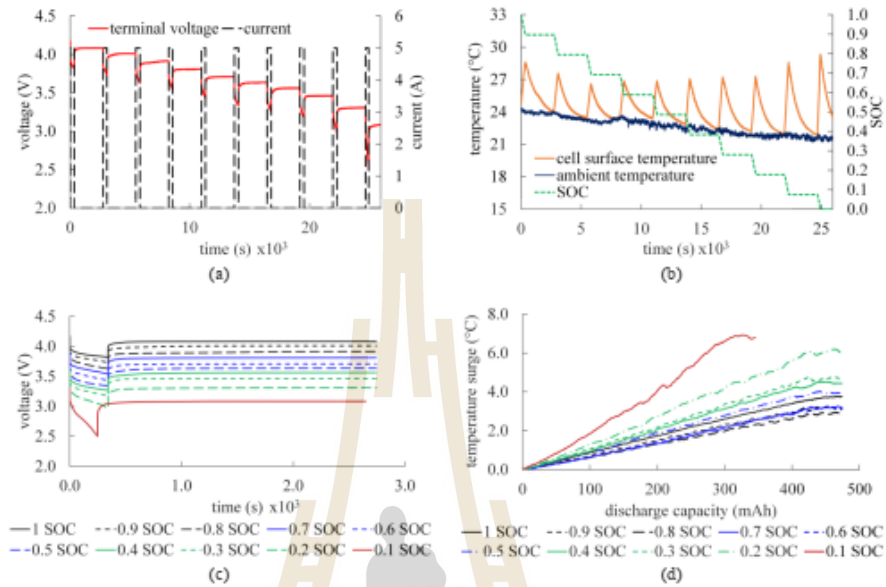


Figure 4 The NMC's behaviour: (a) terminal voltage, (b) surface temperature, (c) comparative terminal voltage, and (d) surface temperature surge

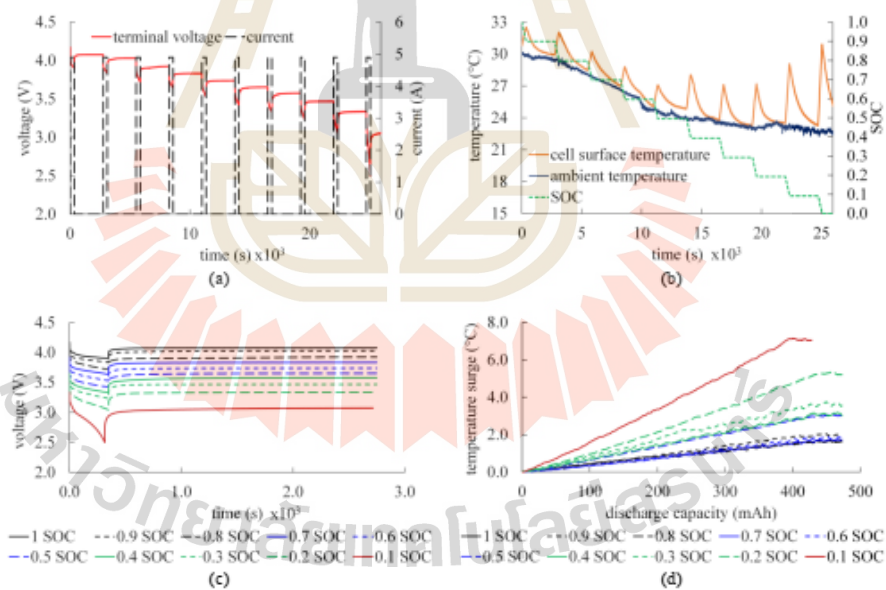


Figure 5 The NCA's behaviour: (a) terminal voltage, (b) surface temperature, (c) comparative terminal voltage, and (d) surface temperature surge

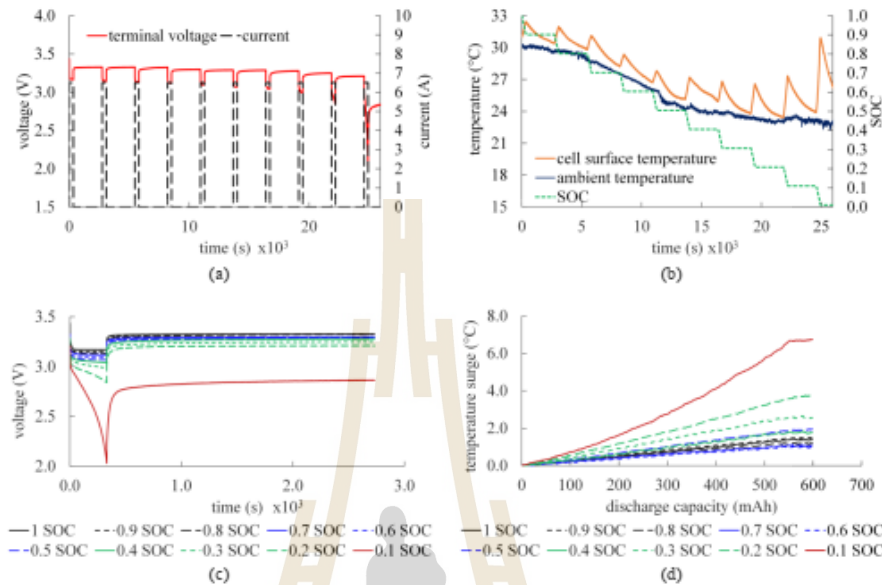


Figure. 6 The LFP's behaviour; (a) terminal voltage, (b) surface temperature, (c) comparative terminal voltage, and (d) surface temperature surge

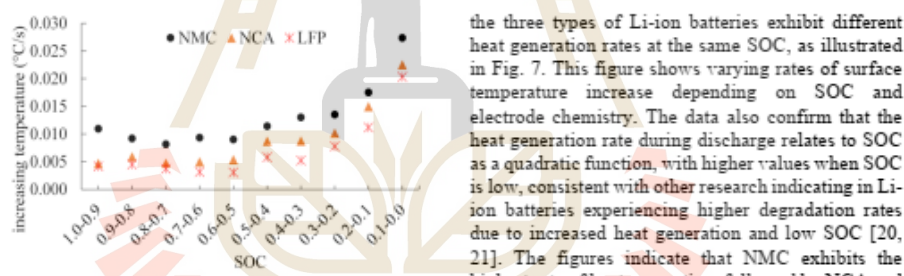


Figure. 7 The rate of surface temperature change

the three types of Li-ion batteries exhibit different heat generation rates at the same SOC, as illustrated in Fig. 7. This figure shows varying rates of surface temperature increase depending on SOC and electrode chemistry. The data also confirm that the heat generation rate during discharge relates to SOC as a quadratic function, with higher values when SOC is low, consistent with other research indicating in Li-ion batteries experiencing higher degradation rates due to increased heat generation and low SOC [20, 21]. The figures indicate that NMC exhibits the highest rate of heat generation, followed by NCA and LFP, respectively.

temperature surge in Fig. 6(d), with no linear relationship between heat generation rate and SOC. The minimum heat generation rate does not occur at the highest SOC.

When comparing V_t data from Fig. 4(c), 5(c), and 6(c), which present V_t for NMC, NCA, and LFP respectively, it is observed that LFP shows the smallest rate of decrease in V_t with SOC, as seen from the distance between lines. This indicates that V_t changes in LFP are relatively stable across SOC values from 0.4 to 0.9. For NMC and NCA, V_t decreases significantly as SOC decreases. Regarding heat generation, Fig. 4(d), 5(d), and 6(d). show that

3.2 OCV and charge quantity character

Incremental Capacity (IC) and Differential Voltage (DV) analyses are vital techniques for monitoring the health and degradation of lithium-ion batteries. IC analysis involves examining the derivative of battery capacity relative to the state of charge, offering insights into degradation modes and state-of-health predictions [22]. In contrast, DV analysis focuses on voltage differentials to differentiate between the loss of lithium inventory and the active material in the anode and cathode, providing a highly accurate quantitative diagnostic

Received: August 11, 2024. Revised: August 29, 2024.

292

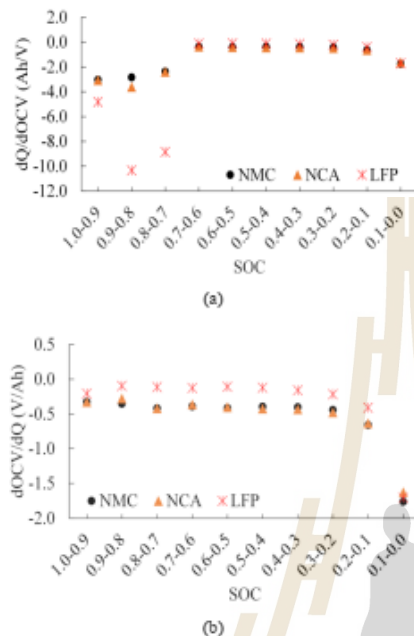


Figure 8: (a) The differential voltage and (b) The incremental capacity

approach [23]. These methods are essential for understanding battery degradation mechanisms [22]. Based on the aforementioned approach, this research applies it to a comparative analysis of changes in electric charge relative to changes in the OCV, as considered in Eq. (1) [24], and changes in voltage relative to changes in electric charge, as shown in Eq. (2) [25]. This is done to study the rate of change of each parameterise behaviour of the three types of Li-ion.

$$IC = \frac{dQ}{dOCV} \quad (1)$$

$$DV = \frac{dOCV}{dQ} \quad (2)$$

Where IC is Incremental Capacity, DV is Differential Voltage, Q is electrical change capacity, OCV is open circuit voltage.

Based on the PCDt experiment, as shown in Fig. 4(c), 5(c), and 6(c), the voltage readings at the end of each line graph represent the OCV at various SOC levels. This voltage is measured after allowing the Li-ion battery to rest for 40 minutes following discharge [18]. From this data, we can establish a relationship

between OCV and SOC [26]. The PCDt experiment also collected the amount of electric charge discharged in each cycle, with SOC decreasing by 0.1 each time. Thus, using Eq. (1), the results are illustrated in Fig. 8(a), showing the variation in electric charge during discharge relative to changes in OCV across SOC levels. It can be observed that all three types of Li-ion batteries exhibit non-linear behaviour in the reduction of electric charge with decreasing OCV, as shown by the changing data points when SOC decreases. Particularly, in the SOC range of 1.0 to 0.7, there is a notable change, indicating that during this interval, the OCV of Li-ion batteries changes less than in the SOC range below 0.7. Furthermore, when comparing the three types of Li-ion batteries, the behaviour is similar, especially as SOC decreases from 0.7 to 0.0, with all three exhibiting closely related values. Notably, in the SOC range of 0.7 to 0.1, LFP batteries show the lowest rate of change, followed by NMC and NCA batteries, indicating that under equal reductions in OCV during discharge, LFP batteries exhibit less change in electric charge compared to NMC and NCA batteries. In the SOC range of 1.0 to 0.7, LFP batteries show a more pronounced change in electric charge during discharge than NCA and NMC batteries. This suggests that for an equal rate of change in electric charge, the voltage change in LFP batteries is less than that in NCA and NMC batteries, respectively. In Fig. 8(b), the change in OCV relative to the change in electric charge is presented, as can be analysed using Eq. (2). This data shows that Li-ion batteries exhibit a decreasing trend in OCV relative to the electric charge in a non-linear manner across the SOC range from 1.0 to 0.0, with a sharp decrease when SOC falls below 0.2. This indicates that Li-ion batteries do not have a constant reduction in OCV during discharge. Furthermore, in the SOC range of 1.0 to 0.1, LFP batteries again show the lowest values, followed closely by NCA and NMC batteries. This suggests that under the same amount of change in electric charge, LFP batteries have the smallest change in OCV, followed by NCA, which has a change rate similar to NMC. This data underscores the significance of closely monitoring and effectively managing the electrical and thermal properties of various types of Li-ion. It is imperative to tailor these monitoring and management strategies to the specific characteristics of each Li-ion battery variant, as different types of Li-ion batteries display distinct electrical and thermal traits. Adhering to this approach is of paramount importance in guaranteeing the safety, optimizing the efficiency and lifespan, as well as in conserving valuable resources.

4. Li-ion modeling approach

Several battery models have been developed to cater to a variety of applications for the analysis of battery functionalities. These models vary in the level of complexity of equations and variables, which depends on the underlying theories and assumptions that guide their formulation or development. The literature suggests that battery mathematical models can be categorized into three primary classifications: 1. Electrochemical Model (ECM), 2. Electrical Equivalent Circuit Model (EECM), and 3. Data-Driven Model (DDM). In view of this research, the EECM was chosen based on their suitability in mathematical procedures and their applicability in Battery Management Systems (BMS) [27].

4.1 Electrical equivalent circuit model (EECM)

This research utilizes a model based on the Thevenin model, which is comprised of a series circuit including an OCV, a resistor referred to as R_s , and two parallel RC pairs consisting of resistors and capacitors, as shown in Fig. 9. Within this theoretical framework, the OCV serves to symbolize the internal voltage of the battery across different SOC. The resistor R_s , on the other hand, embodies the internal resistance of the battery, encompassing the electrical resistance stemming from electrodes, separator, and electrolyte components. The 1st RC pair is dedicated to simulating the conductive and diffusive characteristics of electric charges in reaction to short-lived dynamics, while the 2nd RC pair is specifically designed to emulate the prolonged response of the lithium-ion battery. Together, these components help in forming a vibrant profile that accurately mirrors real-world occurrences with a high degree of precision [28].

From Kirchhoff's voltage law (KVL), The V_t can calculate by Eq. (3).

$$V_t = OCV - V_{RC1} - V_{RC2} - V_{RS} \quad (3)$$

With Kirchhoff's current law (KCL), the voltage across the RC-network expresses by Eq. (4) and (5).

$$\frac{dV_{RC1}}{dt} = \frac{I}{C_1} - \frac{V_{RC1}}{R_1 C_1} \quad (4)$$

$$\frac{dV_{RC2}}{dt} = \frac{I}{C_2} - \frac{V_{RC2}}{R_2 C_2} \quad (5)$$

The voltage across R_s given by

$$V_{RS} = IR_s \quad (6)$$

Table 2. Summary of Notation

Symbol	Description
Abbreviation	
BMS	battery management systems
CCDt	constant current discharge test
DDM	data-driven model
DV	differential voltage
ECM	electrochemical model
EECM	electrical equivalent circuit models
IC	incremental capacity
KCL	Kirchhoff's current law
KVL	Kirchhoff's voltage law
LFP	lithium iron Phosphate
Li-ion	lithium-ion batteries
NCA	lithium nickel cobalt aluminium oxide
NMC	lithium nickel manganese cobalt oxide
OCV	open-circuit voltage
PCDt	pulse current discharge test
Variables	
C_1	capacitor on the 1 st RC networks(F)
C_2	capacitor on the 2 nd RC networks(F)
C_{cap}	charge capacity of Li-ion(Ah)
I	current(A) (-)Charging, (+)Discharging
OCV	open-circuit voltage(V)
R_1	resistor on the 1 st RC networks(Ω)
R_2	resistor on the 2 nd RC networks(Ω)
R_s	resistor R_s (Ω)
SOC	state of charge
T	time(S)
V_{RC1}	voltages across the 1 st RC networks(V)
V_{RC2}	voltages across the 2 nd RC networks(V)
V_{RS}	voltages across the resistor R_s (V)
V_t	terminal voltage(V)

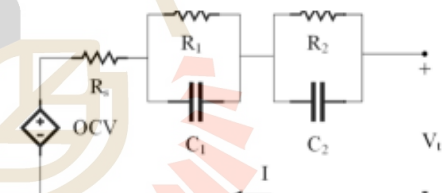


Figure. 9 The electrical equivalent circuit model based on 2RC-Thevenin model

The SOC is a parameter that quantifies the remaining capacity of a battery, expressed as Eq. (7) All variables are presented in Table 2.

$$SOC = SOC_t - \frac{I}{C_{cap}} \int_0^t Idt \quad (7)$$

4.2 Li-ion battery modeling

The Li-ion simulation in this research utilizes Eq. (3) through Eq. (7), with modeling performed within

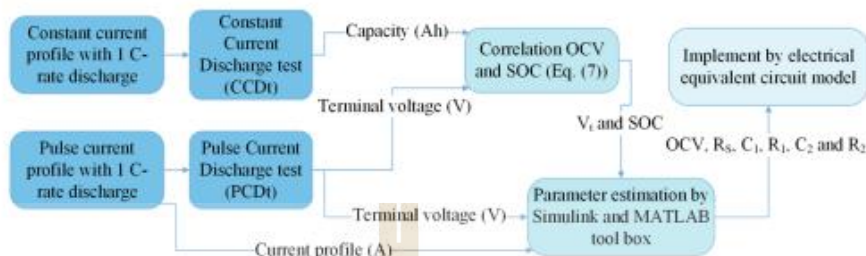


Figure. 10 The ECM parameter estimation workflow

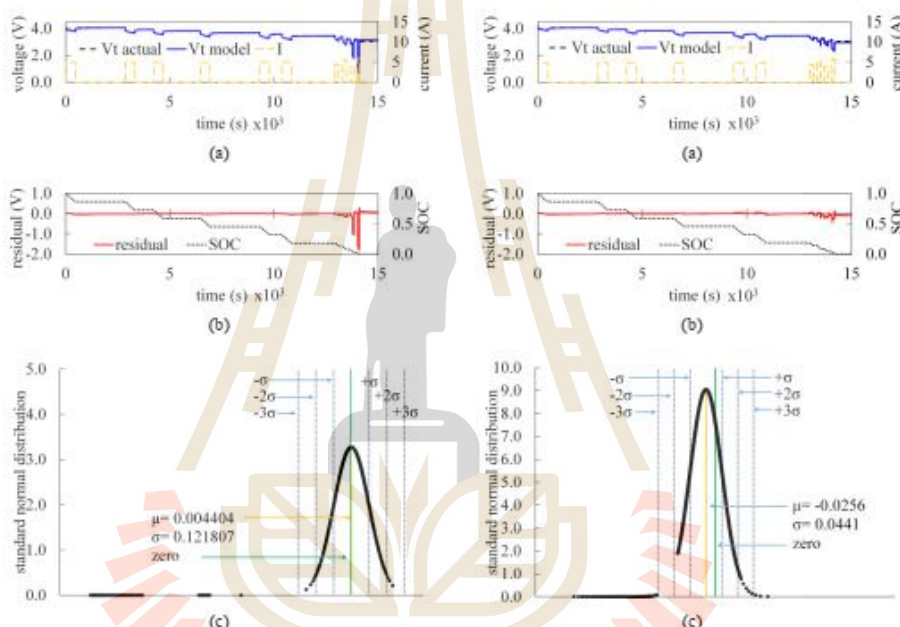


Figure. 11 The NMC modelling: (a) terminal voltage, (b) error and SOC, and (c) bell curve of error

MATLAB Simulink. MATLAB's built-in functions serve as the tool for estimating model parameters (R_1 , R_2 , C_1 , C_2). Employing PCDt test results, where I is the input variable and V_t and SOC as output variables. Subsequently, R_1 is estimated using the difference between V_t at the initiation of discharge and V_t at 1 second post-discharge initiation; Eq. (6) is used for this estimation. This procedure is iterated across all SOC values. This analysis establishes that all five parameters within this model are functionally dependent on the SOC at 5 A discharge current for NMC, NCA and 6.2 A discharge current for LFP.

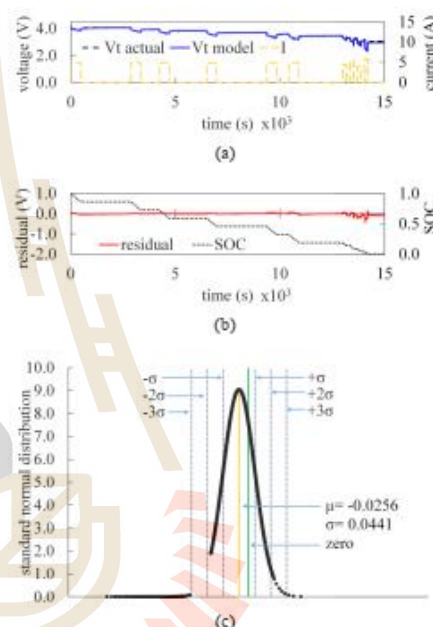


Figure. 12 The NCA modeling: (a) terminal voltage, (b) error and SOC, and (c) bell curve of error

Subsequently, all parameter values were employed to construct a model within MATLAB Simulink, the work flow for Li-ion modeling is show in Fig. 10. In the functioning of the model, the I acts as the input parameter, with the V_t and SOC being generated as the resulting outputs. Model accuracy was validated using a randomized discharge current profile are show in Figs. 11(a) 12(a) and 13(a).

Through the process of parameter estimation and Li-ion simulation utilizing a specific model, wherein the input variable I is structured based on a randomized discharge current profile and the output

Received: August 11, 2024. Revised: August 29, 2024.

295

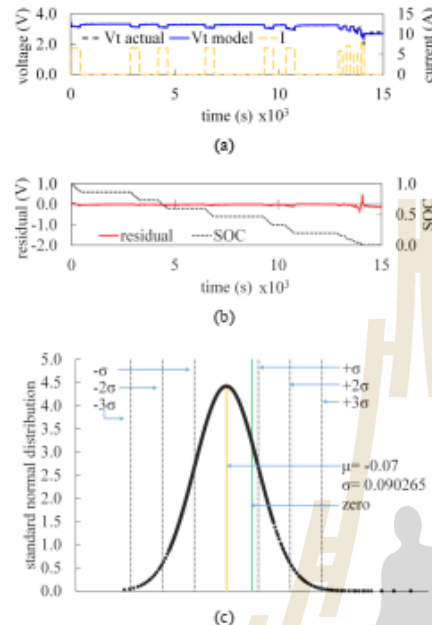


Figure 13. The LFP modelling: (a) terminal voltage, (b) error and SOC, and (c) bell curve of error

variable V_t is analysed, Fig. 11(a) offers a detailed comparison between the V_t values derived from the model and the actual experimental for NMC. The results clearly demonstrate the model's capability to predict V_t that closely correspond to the experimental with a high level of satisfaction. Nonetheless, it is worth noting that when the SOC drop below 0.2, there is a noticeable deviation between the V_t produced by the model and the experimental outcomes, as clearly depicted in Fig. 11(b). Particularly, the difference of V_t is represented by the red graph line, highlighting significant discrepancies especially when the SOC is below 0.2. This empirical data strongly implies that the model and parameter estimation technique employed in this study exhibit high accuracy within SOC ranges from 1 to 0.2. Upon scrutinizing the deviation data within the framework of the standard normal distribution, it is evident that the model's precision is quite commendable, with an average error of 0.004404 V equal to 1.176% and a standard deviation of 0.121807, show as Fig. 10(c). Nevertheless, there is a consistent observation that the model tends to slightly overestimate values compared to the actual experimental results. Analysis of the V_t data and deviations for NCA, illustrated in

Figs. 12 (a) and 12 (b), further reinforces the effectiveness of the model and methodology employed in this investigation in delivering satisfactory outcomes for NCA at SOC levels ranging from 1 to 0.2. However, deviations become more prominent at lower SOC levels. Fig. 12(c) provides a comprehensive overview showing that the model offers reliable predictions for NCA, with an average error of -0.0256 V equal to 1.126% and a standard deviation of 0.441, indicating a tendency of the model to forecast V_t values lower than the experimental data. Similarly, Figs. 13(a) and 13(b) showcase the V_t values predict by the model and the corresponding deviations for LFP, which exhibit a similar pattern to the prior two battery types. The model demonstrates satisfactory performance within SOC levels from 1 to 0.2, with discrepancies emerging below SOC 0.2. The statistical figures pertaining to deviations, featured in Fig. 13(c), affirm that the model and methodology applied in this study accurately predict the V_t of LFP, with an average error of -0.07 V equal to 2.601% and a standard deviation of 0.090265. Nonetheless, the model tends to underestimate values compared to the actual experimental findings. Drawing insights from the validation outcomes, it can be deduced that the EEC model proves to be effective in predicting V_t behaviour when coupled with the parameter estimation process integrated into MATLAB Simulink. Nevertheless, for scenarios involving SOC below 0.2, it is crucial to take into account the observed deviations or potentially introduce additional variables into the model to enhance its predictive accuracy.

5. Conclusion

This study is focused on investigating the electrical performance in order to examine the correlation between the amount of charge, the OCV, the SOC, and the V_t , alongside the thermal performance, which plays a pivotal role in the application of lithium-ion batteries. To conduct a comparative analysis, three different types of lithium-ion batteries were employed in this research. The results suggest that lithium-ion batteries demonstrate a nonlinear correlation between the charge quantity and OCV throughout the discharge cycle. Furthermore, the SOC, OCV, and V_t exhibit consistent variations but manifest a nonlinear connection from SOC 1.0 to 0.0. When considering lithium-ion batteries with identical SOC levels, it is evident that LFP showcases a lower V_t in comparison to NMC and NCA, with NMC and NCA displaying marginal distinctions. Moreover, the V_t alteration for LFP, as opposed to NMC and NCA, showcases a

Received: August 11, 2024. Revised: August 29, 2024.

296

slower rate of variation during equal discharge levels. Regarding thermal behaviour, the production of heat is observed throughout the discharge process, with the heat generation rate for all three lithium-ion battery types following a similar trend: a higher heat generation rate is noted when the SOC falls below 0.2 or surpasses 0.8 compared to other SOC levels. Among the three types, NMC exhibits the highest rate of heat generation, followed by NCA and then LFP. For the purpose of modeling, the research utilized the PCDt test outcomes to approximate value of parameters in the EECm constructed in MATLAB Simulink. The parameter estimation function within the software yielded reliable forecasts of V_t for SOC values ranging from 1.0 to 0.2, with an average error of 0.004404 V for NMC, -0.0256 V for NCA, and -0.07 V for LFP with 1.176%, 1.126% and 2.601% respectively.

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

Author Contributions

In this article, the conceptualization was carried out by Sri-on T. and Srisertpol J.; the methodology, software and validation were performed by Sri-on T. and Soontorn O.; formal analysis was conducted by Sri-on T. and Srisertpol J.; resources were provided by Leeton U. and Chamniprasart K.; the original draft was prepared by Sri-on T.; writing—review and editing were done by Sri-on T. and Soontorn O.; supervision and funding acquisition was secured by Srisertpol J. and Chamniprasart K.

Acknowledgments

The author sincerely thanks the Systems and Control Engineering Research Group and the Graduate Program in Mechatronic Engineering at the School of Mechanical Engineering, Suranaree University of Technology, for their equipment and financial support throughout the course of this research, which greatly contributed to its success.

References

- [1] M. S. Siraj, S. Tasneem, D. Carlstedt, S. Duan, M. Johansen, C. Larsson, J. Xu, F. Liu, F. Edgren, and L. E. Asp, "Advancing Structural Battery Composites: Robust Manufacturing for Enhanced and Consistent Multifunctional Performance", *Advanced Energy and Sustainability Research*, Vol. 4, No. 11, 2023.
- [2] Z. baihe Wei, C. ze Wei, H. mo Zhu, J. jia Zhang, L. Zhao, and Z. bo Wang, "The Enhancement and Impact of Se Doping on The Electrochemical Properties of LiMn2O4 Cathode Material for Aqueous Li-ion Batteries", *Journal of Alloys and Compounds*, Vol. 1003, p. 175489, 2024.
- [3] S. I. Kim, W.-J. Kim, J. G. Kang, and D.-W. Kim, "Boosted Lithium-Ion Transport Kinetics in n-Type Siloxene Anodes Enabled by Selective Nucleophilic Substitution of Phosphorus", *Nano-Micro Letters*, Vol. 16, No. 1, p. 219, 2024.
- [4] Y. Zhang, X. Zhu, J. Chen, X. Zhu, and Q. Xu, "Experimental Study on Electrical Properties of Power Lithium-ion Battery", *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 2442, No. 1, 2023.
- [5] V. Lucaferri, M. Valentini, F. De Lia, A. Laudani, R. Lo Presti, R. Schioppo, and F. Riganti Fulginei, "Modeling and Optimization Method for Battery Energy Storage Systems Operating at Variable C-rate: A Comparative Study of Lithium Technologies", *Journal of Energy Storage*, Vol. 73, 2023.
- [6] M. Andersson, M. Streb, V. G. Prathimala, A. Siddiqui, A. Lodge, V. L. Klass, M. Klett, M. Johansson, and G. Lindbergh, "Electrochemical Model-based Aging-Adaptive Fast Charging of Automotive Lithium-ion Cells", *Applied Energy*, Vol. 372, p. 123644, 2024.
- [7] F. Jia, R. Zhang, F. Wang, C. Jiao, C. Gao, J. Sang, Y. Xu, and Q. Wang, "Electrospun Co-Ni Mixed Multiple Oxidation States Heterostructure for High-performance Li-ion Battery", *Journal of Energy Storage*, Vol. 95, p. 112542, 2024.
- [8] Y. Yang, L. Chen, K. Tong, L. Yang, K. Jiang, Y. Kong, and X. Du, "Thermal-electrical Characteristics of Lithium-ion Battery Module in Series Connection with a Hybrid Cooling", *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 184, p. 122309, 2022.
- [9] Z. H. Che Daud, Z. Asus, S. A. Abu Bakar, N. Abu Husain, I. I. Mazali, and D. Chrenko, "Thermal Characteristics of a Lithium-ion Battery used in a Hybrid Electric Vehicle Under Various Driving Cycles", *IET Electrical Systems in Transportation*, Vol. 10, No. 3, pp. 243-248, 2020.
- [10] Divyashetty, M. Zuber, C. K N, L. G. Keni, I. A. Badruddin Magami, and C. R. Kini, "Enhancing Electric Vehicle Battery Thermal Management using Phase Change Materials: A CFD Analysis for Improved Heat Dissipation", *CFD Letters*, Vol. 16, No. 8, pp. 138-149, 2024.

Received: August 11, 2024. Revised: August 29, 2024.

297

- [11] R. R. Thakkar, *Electrical Equivalent Circuit Models of Lithium-ion Battery*, K. E. Okedu, Edited. Rijeka: IntechOpen, 2021.
- [12] C. Zhang, Y. Guo, C. Wang, S. Li, O. Curnick, T. Amietszajew, and R. Bhagat, "A New Design of Experiment Method for Model Parametrisation of Lithium ion Battery", *Journal of Energy Storage*, Vol. 50, p. 104301, 2022.
- [13] V. Damodaran, T. Paramadayan, D. Natarajan, R. Kumar C, P. R. Kanna, D. Taler, T. Sobota, J. Taler, M. Szymkiewicz, and M. J. Ahamed, "Development of a Fast Running Equivalent Circuit Model with Thermal Predictions for Battery Management Applications", *Batteries*, Vol. 10, No. 6, p. 215, 2024.
- [14] Y. Chen, Y. Wang, Y. Bai, M. Feng, F. Zhou, Y. Lu, Y. Guo, Y. Zhang, and T. Mu, "Mild and Efficient Recovery of Lithium-ion Battery Cathode Material by Deep Eutectic Solvents with Natural and Cheap Components", *Green Chemical Engineering*, Vol. 4, No. 3, pp. 303-311, 2023.
- [15] S. F. Gorman, T. S. Pathan, and E. Kendrick, "The 'use-by date' for Lithium-ion Battery Components", *Philosophical Transactions of the Royal Society a Mathematical Physical and Engineering Sciences*, Vol. 377, No. 2152, p. 20180299, 2019.
- [16] M. Kosfeld, B. Westphal, and A. Kwade, "Moisture Behavior of Lithium-ion Battery Components along the Production Process", *Journal of Energy Storage*, Vol. 57, p. 106174, 2023.
- [17] D. Miranda, R. Gonçalves, S. Wuttke, C. M. Costa, and S. Lanceros-Méndez, "Overview on Theoretical Simulations of Lithium-Ion Batteries and Their Application to Battery Separators", *Advanced Energy Materials*, Vol. 13, No. 13, 2023.
- [18] G. Plett, *Battery Management Systems Volume I: Battery Modeling*, Artech, 2015.
- [19] F. Katzer, L. Jahn, M. Hahn, and M. A. Danzer, "Model-based Lithium Deposition Detection Method using Differential Voltage Analysis", *Journal of Power Sources*, Vol. 512, p. 230449, 2021.
- [20] P. Kuntz, O. Raccurt, P. Azais, K. Richter, T. Waldmann, M. Wohlfahrt-Mehrens, M. Bardet, A. Buzlukov, and S. Genies, "Identification of Degradation Mechanisms by Post-Mortem Analysis for High Power and High Energy Commercial Li-Ion Cells after Electric Vehicle Aging", *Batteries*, Vol. 7, No. 3, p. 48, 2021.
- [21] L. Wildfeuer, A. Karger, D. Aygül, N. Wassiliadis, A. Jossen, and M. Lienkamp, "Experimental Degradation Study of a Commercial Lithium-ion Battery", *Journal of Power Sources*, Vol. 560, p. 232498, 2023.
- [22] L. Aiello, P. Ruchti, S. Vitzthum, and F. Coren, "Influence of Pressure, Temperature and Discharge Rate on the Electrical Performances of a Commercial Pouch Li-ion Battery", *Batteries*, Vol. 10, No. 3, p. 72, 2024.
- [23] H. Hamed, M. Yusuf, M. Suliga, B. Ghalami Chooabar, R. Kostos, and M. Safari, "An Incremental Capacity Analysis-based State-of-health Estimation Model for Lithium-ion Batteries in High-power Applications", *Batteries & Supercaps*, Vol. 6, No. 9, 2023.
- [24] J. Chen, M. N. Marlow, Q. Jiang, and B. Wu, "Peak-tracking Method to Quantify Degradation Modes in Lithium-ion Batteries via Differential Voltage and Incremental Capacity", *Journal of Energy Storage*, Vol. 45, p. 103669, 2022.
- [25] A. Cervellieri, "A Lithium-Ion Battery Remaining Useful Life Prediction Method with A New Algorithm Based on Incremental Capacity Analysis", *Journal of Electrical Systems*, Vol. 20, No. 4s, pp. 2090-2099, 2024.
- [26] D.-I. Stroe, M. Swierczynski, A.-I. Stroe, and S. Knudsen Kær, "Generalized Characterization Methodology for Performance Modelling of Lithium-Ion Batteries", *Batteries*, Vol. 2, No. 4, p. 37, 2016.
- [27] X. Feng, Y. Pan, X. He, L. Wang, and M. Ouyang, "Detecting the Internal Short Circuit in Large-format Lithium-ion Battery using Model-based Fault-diagnosis Algorithm", *Journal of Energy Storage*, Vol. 18, pp. 26-39, 2018.
- [28] V. Selvaraj and I. Vairavasundaram, "A Comprehensive Review of State of Charge Estimation in Lithium-ion Batteries used in Electric Vehicles", *Journal of Energy Storage*, Vol. 72, p. 108777, 2023.



Research Article

Efficiency and Control: Modelling and Validation of an Electric Fan Bus Cooling System

A. Kosin
A. Kosiyaturak
T. Sri-on
N. Pothi
J. Srisertpol*
 Graduated Program in
 Mechatronic Engineering, School
 of Mechanical Engineering,
 Institute of Engineering,
 Suranaree University of
 Technology, Nakhon
 Raichasima, 30000, Thailand

Received 27 September 2023
 Revised 23 February 2024
 Accepted 3 March 2024

Abstract:

The cooling systems in the majority of passenger buses typically depend on mechanical or hydraulic cooling systems. These systems utilize the engine's generated energy to function, leading to increased engine workload and higher fuel consumption. However, an electric cooling system presents the advantage of reducing the engine's workload and providing enhanced control. This paper focuses on modelling, validating, and presenting experimental results of an electric fan cooling system. Based on the accuracy assessment of the heat exchange system's mathematical model studied in this research, the evaluation was conducted using the Root Mean Square Error (RMSE) of the mathematical model's response compared to the actual system response obtained from experiments. It was observed that the RMSE of the outlet air temperature is 0.50, and the RMSE of the cooling water temperature at the water outlet is 0.21. Therefore, it can be concluded that the estimated mathematical model is accurate and closely approximates the real system. Additionally, it aims to utilize the benefits of the mathematical model to design a control system specifically tailored to the engine's operating conditions.

Keywords: Electric fan cooling system, Heat exchanger, MATLAB/Simulink

1. Introduction

Currently, electric vehicles (EVs) for mass transportation have gained significant attention in the automotive industry, surpassing the production of internal combustion engine (ICE) vehicles [1]. This is because ICE engines require fossil fuels as an energy source, resulting in energy losses through incomplete combustion (exhaust gas), leading to environmental pollution [1, 2]. Additionally, energy losses occur from the cooling system and internal friction, reducing the engine's overall efficiency to approximately 34-38% [3]. Consequently, automotive manufacturers have been modifying the powertrain components from ICE engines to efficient electric motors, with lower maintenance costs, to meet increasing consumer demands. The conventional cooling system of the engine consists of fans and water pumps that require power from the engine to operate. These components work to drive air through the radiator and circulate coolant within the system. As a result, the engine experiences an increased load for its operation. Additionally, there is a thermostat valve that regulates the flow area of the coolant to adjust the flow rate and control its temperature, contributing to increased engine load due to elevated pressure losses in the cooling circuit [4, 5]. Usually, such systems are designed to operate under the worst conditions, and they cannot maintain the higher efficiency of the system. However, advancements have led to the introduction of electrically driven fans and water pumps, providing the ability to dissipate heat from the engine based on its operating conditions. This approach has resulted in reduced fuel consumption [4] and improved engine stability [6]. Researchers [6] have proposed utilizing

* Corresponding author: J. Srisertpol
 E-mail address: jiraphon@sut.ac.th



a cooling system with electrically driven water pumps and fans for a 1.4 liter engine, controlling both components to meet the conditions specified by the New European Driving Cycle (NEDC). The study shows that using electric pumps and fans can lead to a maximum reduction in fuel consumption by 1.1%, along with a decrease in hydrocarbon and carbon monoxide gas emissions by 5.3% and 6.1% [7], respectively. Moreover, the study suggests that employing an electrically driven cooling system with water pumps and fans can reduce pollutant emissions by 10% and decrease fuel consumption by 3% [7]. The ability to control the operating conditions for maximum efficiency is achieved through the design of a suitable control system tailored to the engine's operation and internal components. Researchers [8] present the use of a proportional and derivative (PD) control system to regulate the cooling system's operation, highlighting a potential reduction in fuel consumption by 1.5% for city driving conditions. Similarly, another study [9] suggests the use of a proportional and integral (PI) control system for an engine utilizing water pumps, fans, and a three-way valve to control the coolant temperature under specified conditions, achieving satisfactory and accurate results. In a different approach, researchers [10] propose using a Model Predictive Control (MPC) system for a 1.2-liter engine's cooling system. The study finds that the system can control the flow rate of coolant, leading to a reduction in power required to drive the water pump, thereby improving overall efficiency.

The system can also maintain the coolant temperature within desired limits under varying operating conditions. As mentioned above, the utilization of electrically driven water pumps and fans in the cooling system contributes to the engine's enhanced capabilities and improved performance in terms of mechanical aspects, operational stability, and a potential reduction in cost and fuel consumption.

This research study investigates and tests a water and air-based heat dissipation system, particularly the radiator, to assess the temperature response of the radiator system. The data obtained is used to estimate the parameters of the radiator system in a mathematical model. This mathematical model's results are compared and validated against the actual system's responses to confirm that the mathematical model of the heat exchange system using the radiator is accurate and suitable for future applications [9, 11-13]. This model can be effectively employed for the design of a radiator cooling system controller that is both accurate and suitable for future applications.

2. Experimental Setup

The experimental equipment utilized in this research was sourced from the cooling unit of an internal combustion engine passenger bus from Cherdchai Corporation Co., Ltd. The aim was to investigate potential applications for cooling electric passenger buses in the future. Consequently, the experimental setup for the passenger bus cooling experiment was devised with multiple components, as illustrated in Fig. 1, to replicate the heat dissipation process. This setup incorporates a hot water bath equipped with an electric heater to simulate heat generation within the system. A PID controller-managed engine water pump ensures a consistent water flow rate. The hot water generated is directed into a radiator, where it transfers heat through tubes and fins to the incoming air, assisted by three fans. To monitor and regulate temperatures within the system, various sensors are employed. Specifically, an NTC thermistor sensor is used to measure the water's temperature both as it enters and exits the radiator, while a K-type thermocouple sensor gauges the air's temperature as it enters and exits the radiator. The primary objective of this setup is to collect experimental data enabling the control of water flow rates, maintaining them at a constant level throughout testing. To manipulate the air flow rate, adjustments are made by altering fan speed or changing the number of fans in operation. In the testing phase, the temperature from the hot water bath is around 70-80 °C (Studying the operating range of coolant temperature in an internal combustion engine [9]), and the water pump speed is maintained at 800 rpm, with a constant water flow rate of 0.45 kg/s. Four distinct cases are tested: Case 1, three fans are activated at 85% speed, running at 2500 rpm. Case 2, three fans are active at 60% speed, operating at 1680 rpm. Case 3 involves activating two fans at 85% speed. Case 4 features two fans operating at 60% speed.

These cases aim to observe the system's response to temperature changes in both the water and air inlet and outlet. The obtained experimental values will be compared to simulation data generated using MATLAB/Simulink. This comparison will serve to validate the Simulink model against real-world experimental results.

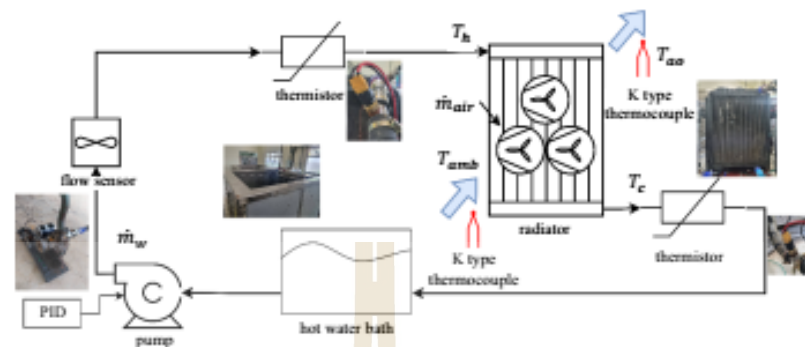


Fig. 1. The experimental setup.

3. Mathematic Model

The study explores the thermodynamic characteristics of a heat exchange system utilizing water and air within the radiator system of an internal combustion engine. In this research, mathematical models based on the energy balance within the radiator system, accounting for both the coolant water and the cooling air, are examined using Equations 1 and 2. The mass flow rates of both types of flows are presumed to vary under experimental conditions, influencing the alteration in the system's heat exchange rate represented by the term Q_{ex} , as presented in Equation 3. The investigation centers on the crossflow heat exchange apparatus in the radiator, considering the correction factor (F) that affects the heat exchange rate of the system. This leads to variations in the heat transfer coefficient in response to the heat exchange operation of the system, assessable from Equations 4 and 5. These equations are employed to estimate the temperature difference between the coolant water and the cooling air at the system's inlet and outlet positions. Moreover, the flow rate of the system flow is an additional variable impacting the observed heat exchange rate, as indicated in Equations 6, 7, and 8. Equation 9 is employed to estimate the Prandtl number, and the entire set of equations mentioned above is applied for the mathematical model approximation and the study of the thermodynamic behavior of the heat exchange system. The mass flow rate, inlet temperature, and ambient air temperature are considered as independent variables, while the outlet temperatures of the coolant water and the cooling air from the radiator are regarded as dependent variables, as shown below.

Heat balance on cooling water side

$$\rho_w \nabla_{rad} c_{p,w} \frac{dT_w}{dt} = \dot{m}_w c_{p,w} T_h - Q_{ex} - \dot{m}_w c_{p,w} T_c + \dot{m}_{rad} c_{p,w} T_{amb} \quad (1)$$

Heat balance on cooling air side

$$\rho_a \nabla_{air} c_{p,a} \frac{dT_{ao}}{dt} = \dot{m}_{air} c_{p,a} T_{amb} - Q_{ex} - \dot{m}_{air} c_{p,a} T_c + \dot{m}_{air} c_{p,a} T_{amb} \quad (2)$$

heat exchange rate

$$Q_{ex} = UA \Delta T_{LMTD} F \quad (3)$$

The overall heat transfer coefficient (U)

$$U = \frac{1}{h_i} + \frac{L}{k} + \frac{1}{h_o} \quad (4)$$

Log mean temperature difference

$$\Delta T_{LMT} = \frac{(T_h - T_{co}) - (T_c - T_{amb})}{\ln\left(\frac{T_h - T_{co}}{T_c - T_{amb}}\right)} \quad (5)$$

Nusselt number (NU)

$$Nu = \frac{hD_h}{k} \quad (6)$$

Nusselt number for Turbulent correlation

$$Nu = 0.023 \times Re^{0.8} \times Pr^{0.4} \quad (7)$$

Nusselt number for Laminar correlation

$$Nu = 3.66 \times \left(\frac{Re \times Pr}{1.07}\right)^{0.33} \quad (8)$$

Prandtl number (Pr)

$$Pr = \frac{c_p \mu}{k} \quad (9)$$

4. Experimental and Simulation Results

4.1 Static Performance

Table 1: Result of parameter estimation.

case no.	fan condition	pump condition	mass flow rate (kg/s)		M_w	M_a	$M_{w_residual}$	M_{amb_effect}
			water	air				
1	3-85%	800 rpm	0.45	2.88	14.062	8.201	0.067	0.102
2	3-60%	800 rpm	0.45	1.95	13.458	8.472	0.045	0.275
3	2-85%	800 rpm	0.45	1.92	13.931	7.208	0.038	0.287
4	2-60%	800 rpm	0.45	1.3	12.368	4.94	0.028	0.288

The provided equation (1, 2) serves as the basis for constructing a mathematical model that encompasses several key parameters, including Parameter Estimator, M_w , M_a , $M_{w_residual}$, and M_{amb_effect} across four distinct cases. When examining M_w , M_a , $M_{w_residual}$, it becomes evident that lower airflow rates result in a corresponding decrease in the values of these parameters. This trend can be attributed to the roles played by M_w (representing the mass of water responsible for heat transfer) and M_a (representing the mass of air contributing to heat transfer). $M_{w_residual}$ denotes the mass of water that remains within the pipeline. As the airflow rate decreases, the available air mass for heat exchange diminishes, consequently leading to reduced values for M_w , M_a , $M_{w_residual}$. On the other hand, an inverse relationship is observed with M_{amb_effect} (represent the ambient air at the outlet of the radiator as induced by the fan,) in relation to airflow rate. As the airflow rate increases, M_{amb_effect} diminishes. This phenomenon arises due to the fact that higher airflow rates limit the fan's intake of ambient air that has not accumulated heat. In essence, elevated airflow rates reduce the fan's capacity to draw in cooler ambient air. As a result, the M_{amb_effect} value decreases. Conversely, lower airflow rates prompt the fan to intake a larger mass of air from the environment, which possesses less accumulated heat, leading to an increase in the M_{amb_effect} value. This can be observed in Table 1.

The airflow rate plays a pivotal role in influencing the behavior of these parameters within the mathematical model. Lower airflow rates tend to decrease the values of M_w , M_a , $M_{w_residual}$ while increasing the value of M_{amb_effect} .

Conversely, higher airflow rates exert the opposite effect on these parameters. This observation underscores the crucial role of airflow rate in shaping the dynamics of heat transfer under investigation.

Table 2: Steady state response, water mass flow is 0.452 kg/s at 800 rpm pump condition.

Air mass flow (kg/s)	Water		Air		Q (W)	A(m ²)
	T _{in} (°C)	T _{out} (°C)	T _{in} (°C)	T _{out} (°C)		
2.88	77.15	65.49	35.67	44.12	22142.47	4.22
1.95	72.95	65.54	33.64	45.6	16373.44	3.23
1.92	83.27	76.3	35.29	47.38	13229.17	2.36
1.3	83.39	78.63	34.84	47.83	9025.19	1.77

From the Table 2, demonstrates a clear relationship between heat transfer area (A) and airflow rate, revealing a direct correlation. This connection arises because higher airflow rates result in greater temperature differences (ΔT), consequently leading to higher Q values. This relationship is mathematically represented by the heat transfer rate equation. From Fig. 1 that the heat transfer area is not uniformly distributed across the entire cross-section of the radiator.

Case 1, boasting an airflow rate of 2.88 kg/s and the operation of all three fans at 85% power, exhibits the largest heat transfer area, measuring 4.22 m². Conversely, Case 4, with an airflow rate of 1.3 kg/s and the activation of both fans at 60% power, demonstrates the smallest heat transfer area of 1.77 m². Cases 2 and 3, with airflow rates of 1.95 kg/s and 1.92 kg/s, respectively, exhibit slightly different airflow rates, resulting in distinct heat transfer areas of 3.23 m² and 2.36 m², respectively. This divergence can be attributed to the number of fans in operation. Case 2 employs three fans at 85% fan power, while Case 3 utilizes only two fans at 60% fan power. Despite their similar airflow rates, the presence of additional fans in Case 2 allows for more efficient heat exchange, leading to noticeable differences in heat transfer area.

Table 3: Experimental and modelling comparing.

% C	Mass flow rate (kg/s)		Water outlet temperature (°C)			Air outlet temperature (°C)			Heat exchange rate (W)		
	Water	Air	Exp.	Sim.	%Err.	Exp.	Sim.	%Err.	Exp.	Sim.	%Err.
1	0.45	2.88	65.49	65.78	0.44	44.12	43.12	2.26	22179.37	21614.23	2.55
2	0.45	1.95	65.54	65.40	0.22	45.60	40.95	10.19	14079.90	14349.28	1.91
3	0.45	1.92	76.30	76.17	0.17	47.38	42.27	10.79	13251.22	13495.22	1.84
4	0.45	1.30	78.63	78.45	0.23	47.83	42.01	12.17	9040.23	9386.00	3.82

The Table 3 was utilized to compare the experimental and modelling values, assessing the accuracy of the created model. The water outlet temperature, with a water mass flow rate of 0.45 kg/s and an air mass flow rate of 2.88 kg/s, exhibited the highest error value at 0.44%. In contrast, the lowest error value of 0.17% was observed at a water mass flow rate of 0.45 kg/s and an air mass flow rate of 1.92 kg/s. Regarding the air outlet temperature, the highest error value, 12.17%, was recorded at a water mass flow rate of 0.45 kg/s and an air mass flow rate of 1.30 kg/s. Conversely, the lowest error value of 2.26% was registered at a water mass flow rate of 0.45 kg/s and an air mass flow rate of 2.88 kg/s.

In terms of the heat exchange rate, the greatest error value of 3.82% was observed at a water mass flow rate of 0.45 kg/s and an air mass flow rate of 1.30 kg/s, while the lowest error value, 1.84%, was noted at a water mass flow rate of 0.45 kg/s and an air mass flow rate of 1.92 kg/s. These comparisons provide insights into the model's accuracy across various conditions and highlight areas where adjustments or improvements may be needed.

From the experimental the temperature changes in the heat exchange system while controlling the water pump speed at a constant level of 800 rpm (constant water flow rate) and adjusting the airflow rate by controlling the operation of the system's fans at four different levels: 2.88 kg/s (Case 1: Turn on all fans at 85%), 1.95 kg/s (Case 2: Turn on all fans at 60%), 1.92 kg/s (Case 3: Turn on fan No. 1 & 2 at 85%), and 1.30 kg/s (Case 4: Turn on fan No. 1 & 2 at 60%), to study the results of the heat exchange system response for the radiator equipment. The results shown by the changes in the inlet water temperature (T_{wi}), outlet water temperature (T_{wO}), inlet air temperature (T_{ai}), and outlet air temperature (T_{ao}) as displayed in Fig. 2.

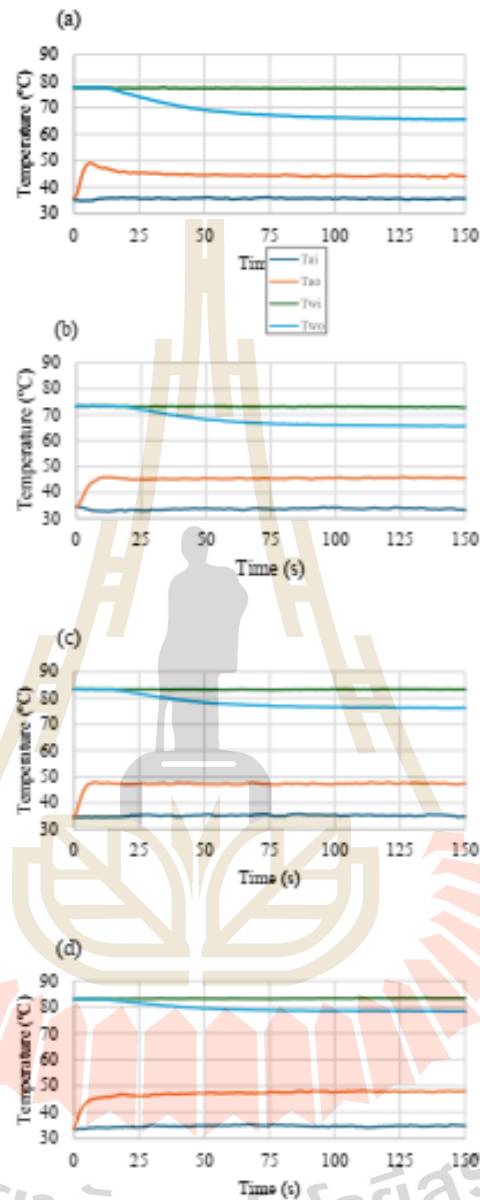


Fig. 2. The outlet temperature of cooling air and cooling water (a) Case 1: Turn On all fan at 85 % (b) Case 2: Turn On all fan at 60 % (3) Case c: Turn On fan No 1 & 2 at 85 % (4) Case d: Turn On fan No. 1 & 2 at 60 %.

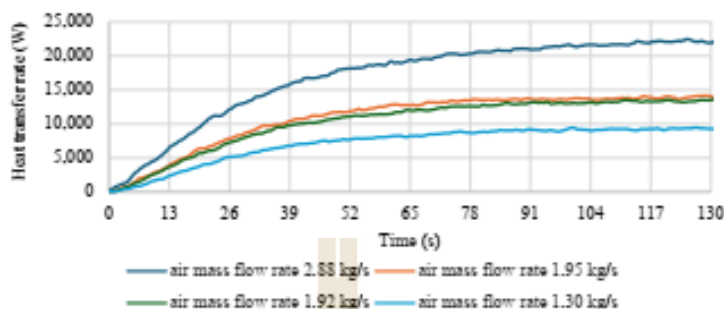


Fig. 3. The dynamic behavior of heat exchange rate.

From the test results, the temperature response parameters for the system are as follows: temperature difference of water (diff_ T_w), temperature difference of air (diff_ T_a), settling time duration (T_s). These parameters represent the temperature differences between various points in the system and the time it takes for the system to reach a steady-state condition. The values for these parameters are presented in Table 4.

Additionally, based on the parameters obtained from the testing, we can calculate and present the dynamic heat transfer rate of the heat exchange system as follows, dynamic heat transfer rate Fig. 3. These calculations and data will provide insights into how the heat transfer rate changes over time in the heat exchange system.

Table 4: The heat transfer rate and settling time of dynamics response of cooling system.

condition	air mass flow rate (kg/s)	settling time (s)	increasing rate of heat transfer (W/s)	Heat transfer rate (W)
Case 1	2.88	95.1	217.31	21,753.94
Case 2	1.95	85.5	152.61	13,734.94
Case 3	1.92	88.6	141.95	13,238.6
Case 4	1.30	90.2	97.36	9,244.01

4.2 Dynamic Performance and Simulation Results

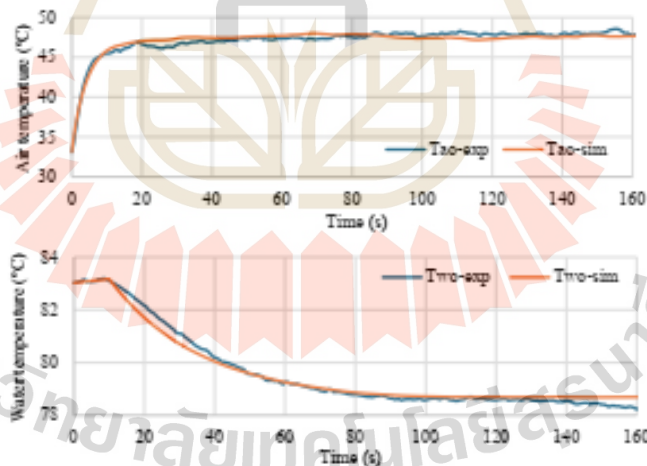


Fig. 4. The compare of outlet temperature between simulation and experimental.

The Fig. 4 presented in the upper frame of the figure illustrates the behavior of the outlet air temperature obtained from experiments, shown as a solid line, in conjunction with the temperature values predicted by the mathematical model of the system, represented by a dashed line. Both sets of data reveal that the outlet air temperature increases rapidly in the initial phase of system operation and stabilizes around the 20-second mark. Additionally, the values obtained from the model closely match the experimental results, demonstrating an acceptable level of accuracy. In the lower frame, the behavior of the cooling water temperature at the water outlet of the radiator is presented. The solid line represents the data obtained from experiments, while the dashed line represents the results from the mathematical model. The data indicates that the cooling water temperature remains relatively constant during the early moments of system operation and decreases as it approaches the 10-second mark. After that, it stabilizes and remains relatively constant until around the 80-second mark. This information highlights that both temperature changes, for air and cooling water, occur rapidly during the initial phase of system operation and then stabilize, with settling times within acceptable limits. The simulation results obtained from the mathematical model for a cooling water flow rate of 0.425 kg/s and an airflow rate of 1.3 kg/s. The RMSE of the outlet air temperature is 0.50, and the RMSE of the cooling water temperature at the water outlet is 0.21, appear to closely match the experimental data, further validating the model's reliability for the cooling system using water.

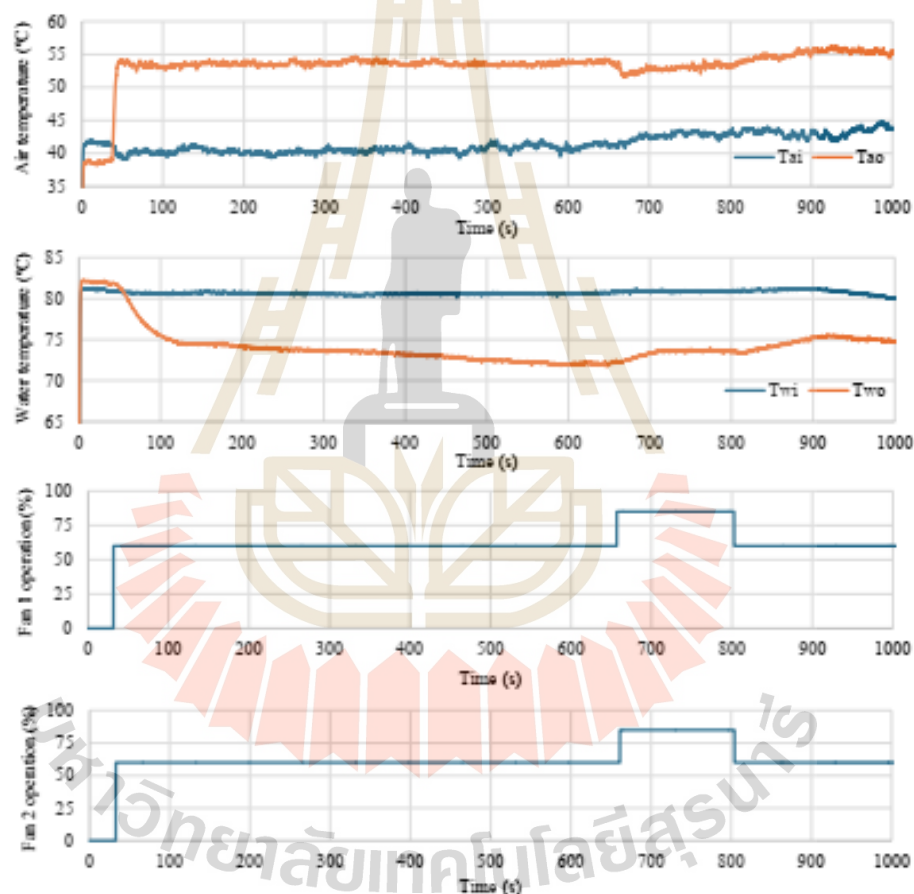


Fig. 5. The system performance with dynamic operation.

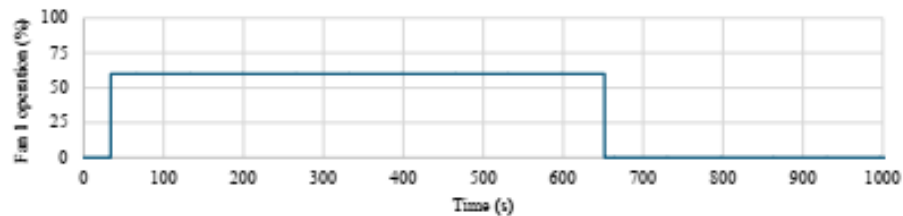


Fig. 5. (continued) The system performance with dynamic operation.

In Fig. 5, the results of testing the dynamic behavior of the heat dissipation system are presented under steady-state conditions, where the cooling water flow rate is kept constant by setting the pump's rotational speed to 800 rpm. Water is supplied at a flow rate of 0.425 kg/s, and the inlet water temperature is set at 80°C. At the 30 s., three fans are activated to dissipate air, with fan speed controlled at 60% of the maximum rotational speed. This results in an airflow rate of 1.95 kg/s. At the 650 s., the system's operation is altered by reducing the number of fans to two and increasing their rotational speed to 85% of the maximum. This leads to an airflow rate of 1.92 kg/s. At 800 s., the fan speed of the two remaining fans is further reduced to 60% of the maximum, resulting in an airflow rate of 1.3 kg/s. The system's response indicates that when the fans start operating, there is a delay in the temperature response of both the air and the cooling water. This delay time is higher for the cooling water compared to the air. Additionally, it is observed that as the airflow rate decreases, the air temperature response increases. In contrast, the airflow rate decreases when the outlet air temperature increases. These observations are evident at the 650 s. and 800 s. Furthermore, it is noted that the cooling water temperature responds with an increase in temperature as the airflow rate decreases, and it exhibits an opposite behavior when the airflow rate is increased. These observations are particularly evident at the 650 s. and 800 s. In summary, the temperature response of the air and the cooling water in the heat dissipation system exhibits delay times, and changes influence these responses in the airflow rates. The relationship between the airflow rate and temperature response is complex. It is evident in the test results at various time intervals.

5. Conclusion

This research aims to study the dynamic behavior of heat dissipation in an internal combustion engine to apply it to the cooling system of vehicles. The results indicate that the heat transfer capability is directly influenced by the flow rate of cooling water and the airflow through the radiator, as well as the temperature of the exiting cooling water, which varies with the airflow rate. It is noted that in order to achieve lower cooling water temperatures, it is necessary to increase the airflow rate through the radiator. Furthermore, the study reveals that the actual heat exchange area is affected by airflow rate in an inversely proportional manner. The cooling system's performance is influenced by the surrounding environment, as indicated by the data in Table 2, which shows diminishing effects as airflow rates increase. Additionally, the mass of water and air impacts the cooling water's thermal behavior, which varies with their respective flow rates. The air exhibits clear and distinct changes in behavior.

Acknowledgment

This research is supported by Suranaree University of Technology (SUT). The Royal Thai Navy for scholarships, and would like to thankfully acknowledge the research equipment from Cherdchai Corporation Co., Ltd.

Nomenclature

A	heat transfer surface area, m^2
c_p	specific heat of fluid, $J/kg\cdot K$
D_h	hydraulic diameter, m
h	convective heat transfer coefficient, $W/m^2\cdot K$
k	thermal conductivity of fluid, $W/m\cdot K$
\dot{m}	mass flow rate, kg/s
Nu	Nusselt number

Pr	Prandtl number
Q	heat transfer rate, W
Re	Reynolds number
T	temperature, K
U	the overall heat transfer coefficient,
ρ	fluid density, kg/m ³

Subscripts

a	air
amb	ambient
ao	air outlet
c	cool
ex	exchanger
eff	effect
h	hot
i	inlet
LMD	Log Mean Difference
o	outlet
rad	radiator
res	residual
t	time
w	water

References

- [1] Zhao G, Wang X, Negnevitsky M, Li C. An up-to-date review on the design improvement and optimization of the liquid-cooling battery thermal management system for electric vehicles. *Appl Therm Eng.* 2023;219:119626.
- [2] Fonseca L, Olmeda P, Novella R, Valle RM. Internal Combustion engine heat transfer and wall temperature modeling: an overview. *Arch Computat Methods Eng.* 2020;27(5):1661-1679.
- [3] Park S, Woo S, Kim M, Lee K. Thermal modeling in an engine cooling system to control coolant flow for fuel consumption improvement. *Heat Mass Transfer.* 2017;53(4):1479-1489.
- [4] Banjac T, Wurzenberger JC, Katrašnik T. Assessment of engine thermal management through advanced system engineering modeling. *Adv Eng Softw.* 2014;71:19-33.
- [5] Lu L, Chen H, Hu Y, Gong X, Zhao Z. Modeling and optimization control for an engine electrified cooling system to minimize fuel consumption. *IEEE Access.* 2019;7:72914-72927.
- [6] Haghghat AK, Roumi S, Madani N, Bahmanpour D, Olsen MG. An intelligent cooling system and control model for improved engine thermal management. *Appl Therm Eng.* 2018;128:253-263.
- [7] Kim KB, Choi KW, Lee KH, Lee KS. Active coolant control strategies in automotive engines. *Int J Automot Technol.* 2010;11:767-772.
- [8] Khanjani K, Deng J, Ordys A. Controlling variable coolant temperature in internal combustion engines and its effects on fuel consumption. *SAE Tech Pap.* 2014:2014-32-0064.
- [9] Mureşan C, Harja G. Modeling and controlling the cooling system of an IC vehicle. *Int J Model Optim.* 2021;11(3):80-85.
- [10] Castiglione T, Pizzonia F, Bova S. A novel cooling system control strategy for internal combustion engines. *SAE Int J Mater Manuf.* 2016;9(2):294-302.
- [11] Abdulhamitbilal E, Jafarov EM. Cooling control system with sliding mode approach for electrical vehicle with range extender. The 15th International Workshop on Variable Structure Systems (VSS); 2018 Jul 9-11; Graz, Austria. USA: IEEE; 2018. p. 267-272.
- [12] Gu N, Ni JM. Simulation of engine cooling system based on AMESim. 2009 Second International Conference on Information and Computing Science; 2009 May 21-22; Manchester, UK. USA: IEEE; 2009. p. 117-120.
- [13] Mohamed M, Shediq MH, El-Demerdash MS, Fatouh M. Performance of electronically controlled automotive engine cooling system using PID and LQR control techniques. *TOSR-IMCE.* 2018;15(3):42-51.



คำสั่ง python สำหรับพัฒนา XGBOOST

```

import pandas as pd
import numpy as np
import optuna
import xgboost as xgb
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error, r2_score
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from math import sqrt

# Load dataset from local CSV
df = pd.read_csv(r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\prepro_data\SOCI_es_datapretrain.csv")
X = df.iloc[:,0:15]
y = df.iloc[:,15]

# Split data
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# === 3. Feature Scaling ===
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train_raw)
X_test = scaler.fit_transform(X_test_raw)
#X

# === 4. Define Optuna objective with full structural tuning ===
def objective(trial):
    params = {
        'n_estimators': trial.suggest_int('n_estimators', 800, 1000),
        'max_depth': trial.suggest_int('max_depth', 20, 30),
        'learning_rate': trial.suggest_float('learning_rate', 0.01, 0.3),
        'subsample': trial.suggest_float('subsample', 0.5, 1.0),
        'colsample_bytree': trial.suggest_float('colsample_bytree', 0.5, 1.0),
        'gamma': trial.suggest_float('gamma', 0, 5),
        'reg_alpha': trial.suggest_float('reg_alpha', 0.0, 1.0),
        'reg_lambda': trial.suggest_float('reg_lambda', 0.0, 1.0),
        'min_child_weight': trial.suggest_int('min_child_weight', 1, 10)
    }

    model = xgb.XGBRegressor(**params, random_state=42, verbosity=0)
    model.fit(X_train, y_train)
    preds = model.predict(X_train)
    rmse = sqrt(mean_squared_error(y_train,preds)) #np.mean((y_train-preds)**2)
    return rmse

# === 5. Run Optuna ===
study = optuna.create_study(direction='minimize')
study.optimize(objective, n_trials=100)

print("\n=== Best Hyperparameters ===")

```

```

for key, value in study.best_params.items():
    print(f"(Guo et al.): (Du et al.)")
# === 6. Train final model ===
best_params = study.best_params
final_model = xgb.XGBRegressor(**best_params, random_state=42)
final_model.fit(X_train, y_train)

#save
model_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\pre_trained_model\SOCI_est\SOCI_est_model.xgb"
final_model.save_model(model_path)

# === 7. Evaluate on train set ===
y_pred1 = final_model.predict(X_train)
rmse1 = sqrt(mean_squared_error(y_train, y_pred1))
mae1 = mean_absolute_error(y_train, y_pred1)
r21 = r2_score(y_train, y_pred1)

print("\n=== train Set Performance ===")
print(f"RMSE: {rmse1:.4f}")
print(f"MAE: {mae1:.4f}")
print(f"R2: {r21:.4f}")

import pandas as pd

comparison_df = pd.DataFrame({"True Initial SOC": y_train.values, "Predicted Initial SOC": y_pred1})
print("\nTrue vs. Predicted Initial SOC:")
print(comparison_df)

# === 8. Visualization ===
plt.figure(figsize=(12, 9))
plt.scatter(y_train, y_pred1, alpha=0.7, label="Predicted (train data)", s=80)
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'r--', label="Ideal")
plt.xlabel("True Initial SOC", fontsize=22)
plt.ylabel("Predicted Initial SOC", fontsize=22)
#plt.title("Prediction vs. True Initial SOC")
plt.xticks(fontsize=22)
plt.yticks(fontsize=22)
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.legend(fontsize=22)

# === Save plot ===
plot_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\charging_power\SOCI_es_train.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()

# === 7. Evaluate on test set ===
y_pred3 = final_model.predict(X_test)

```

```

rmse3 = sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred3))
mae3 = mean_absolute_error(y_test, y_pred3)
r23 = r2_score(y_test, y_pred3)

print("\n=== Test Set Performance ===")
print(f"RMSE: {rmse3:.4f}")
print(f"MAE: {mae3:.4f}")
print(f"R2: {r23:.4f}")

import pandas as pd

comparison_df = pd.DataFrame({"True Initial SOC": y_test.values, "Predicted Initial SOC": y_pred3})
print("\nTrue vs. Predicted Initial SOC:")
print(comparison_df)

# === 8. Visualization ===
plt.figure(figsize=(12, 9))
plt.scatter(y_test, y_pred3, alpha=0.7, label="Predicted (test data)", s=80)
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'r--', label="Ideal")
plt.xlabel("True Initial SOC", fontsize=22)
plt.ylabel("Predicted Initial SOC", fontsize=22)
#plt.title("Prediction vs. True Initial SOC")
plt.xticks(fontsize=22)
plt.yticks(fontsize=22)
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.legend(fontsize=22)

# === Save plot ===
plot_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\charging_power\SOCI_es_test.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()

# === 7. Evaluate on unseen set ===
# Load dataset from local CSV
df = pd.read_csv(r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\prepro_data\SOCI_es_unseendata.csv")
Xuns = df.iloc[:,0:15]
yuns = df.iloc[:,15]

pred2 = final_model.predict(Xuns)
rmse2 = sqrt(mean_squared_error(yuns, pred2))
mae2 = mean_absolute_error(yuns, pred2)
r22 = r2_score(yuns, pred2)

print("\n=== unseen Set Performance ===")
print(f"RMSE: {rmse2:.4f}")

```

```

print(f"MAE: {mae2:.4f}")
print(f"R²: {r22:.4f}")

import pandas as pd

comparison_df = pd.DataFrame({"True Initial SOC": yuns.values, "Predicted Initial SOC": pred2})
print("\nTrue vs. Predicted Initial SOC:")
print(comparison_df)

# === 8. Visualization ===
plt.figure(figsize=(12, 9))
plt.scatter(yuns, pred2, alpha=0.7, label="Predicted (unseen data)", s=80)
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'r--', label="Ideal")
plt.xlabel("True Initial SOC", fontsize=22)
plt.ylabel("Predicted Initial SOC", fontsize=22)
#plt.title("Prediction vs. True Initial SOC")
plt.xticks(fontsize=22)
plt.yticks(fontsize=22)
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.legend(fontsize=22)

# === Save plot ===
plot_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\charging_power\SOCI_es_unseen.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()

# === 8. Feature Importance using F-score ===
all_features = X_train.columns # Or however you get your feature list
importances = final_model.get_booster().get_score(importance_type='weight')
# Fill in zero importance for features not returned by get_score()
full_importances = {f: importances.get(f, 0) for f in all_features}
importance_df = pd.DataFrame(list(full_importances.items()), columns=['Feature', 'F_score'])
importance_df['F_score'] = importance_df['F_score'].astype(int)
importance_df = importance_df.sort_values(by='F_score', ascending=False)

# Print top features
#print("\n=== Feature Importance (F-score) ===")
#print(importance_df)

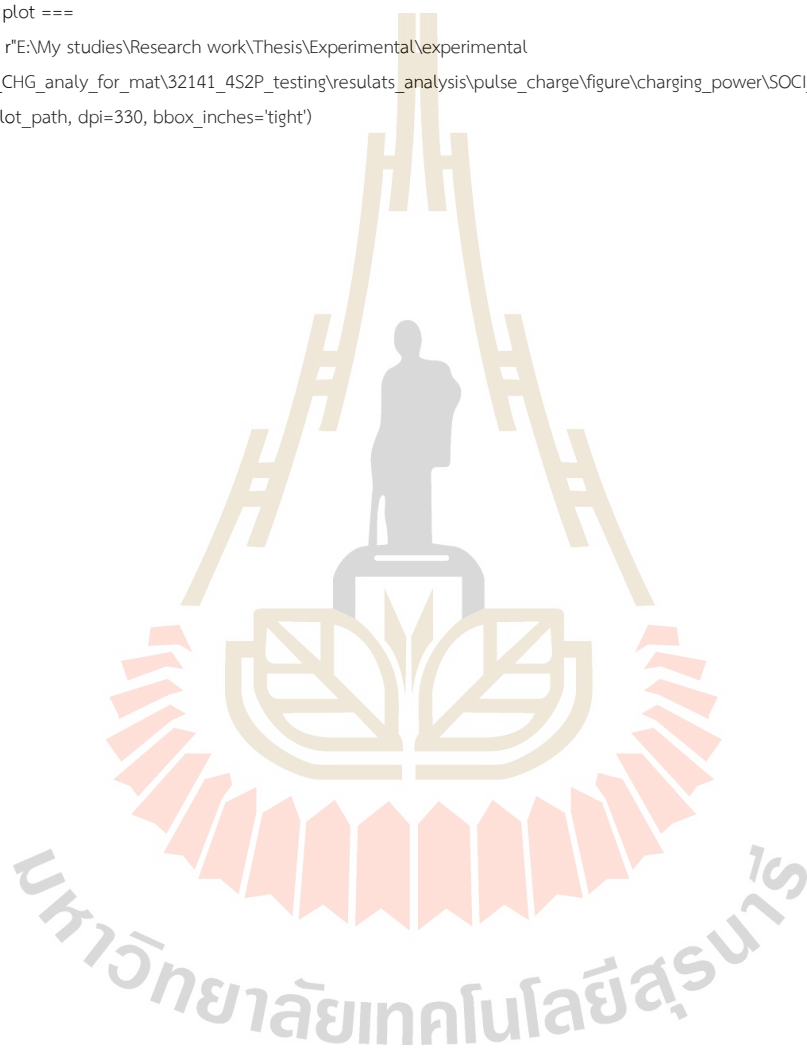
importance_df['F_score'] = importance_df['F_score'].astype(float).round(2)
print("\n=== Feature Importance (F-score) ===")
print(importance_df)

#plt.figure(figsize=(max(14, len(importance_df)), 9)) # Wide enough for 15 features

```

```
plt.figure(figsize=(12, 9)) # Wide enough for all features
plt.bar(importance_df['Feature'], importance_df['F_score'])
plt.xlabel("Feature", fontsize=16)
plt.ylabel("F Score", fontsize=22)
plt.xticks(fontsize=22, rotation=90)
plt.yticks(fontsize=22)
plt.grid(axis=y)
plt.tight_layout()

# === Save plot ===
plot_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\charging_power\SOCI_es_f1.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()
```



ชุดคำสั่งสำหรับการคัดแยกแพ็กแบตเตอรี่ด้วยกระบวนการ DTW

```

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

#read data from csv for core pack
df1 = pd.read_csv(r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\prepro_data\G_NG_decision_conf10.csv")
V_conf1 = df1.iloc[:,5]
#P_conf1 = df1.iloc[:,5]
#read data from csv for comparison
df = pd.read_csv(r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\prepro_data\datagenSOC00.csv")
V_conf = df.iloc[:,1]
#P_conf = df.iloc[:,5]

time = df1.iloc[:,0]

#plot show
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.scatter(time, V_conf1, alpha=0.7, label='(Reference)', color='green')
plt.scatter(time, V_conf, alpha=0.7, label='(Comparison)', color='blue')
#plt.ylabel("Predicted Initial SOC")
#plt.title("Prediction vs. True Initial SOC")
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('index')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
#=== Save plot ===
plot_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\raw\dataSOC00-1.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()

x1 = np.transpose(V_conf1)
x2 = np.transpose(V_conf)

# === STEP 1: Compute Derivatives ===
dx1 = np.diff(x1)
dx2 = np.diff(x2)

# Plot the derivative curves dx1 and dx2
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(np.arange(len(dx1)), dx1, 'o-', label='dx1 (Reference)', color='green')
plt.plot(np.arange(len(dx2)), dx2, 'o-', label='dx2 (Comparison)', color='blue')
#plt.title("First Derivative Comparison")
plt.xlabel("Index")
plt.ylabel("(Δx)")
plt.legend()

```

```

plt.grid(True)
plt.tight_layout()
# === Save plot ===
plot_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\normalized\dataSOC00-1.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()

# === STEP 2: Initialize Cost and Distance Matrices ===
n, m = len(dx1), len(dx2)
cost_matrix = np.zeros((n, m))
distance_matrix = np.full((n+1, m+1), np.inf)
distance_matrix[0, 0] = 0

# === STEP 3: Fill Cost and Distance Matrices ===
for i in range(1, n+1):
    for j in range(1, m+1):
        cost = (dx1[i-1] - dx2[j-1])**2
        cost_matrix[i-1, j-1] = cost
        distance_matrix[i, j] = cost + min(
            distance_matrix[i-1, j],
            distance_matrix[i, j-1],
            distance_matrix[i-1, j-1]
        )

# === STEP 4: Extract Warping Path ===
i, j = n, m
path = [(i, j)]
while i > 0 and j > 0:
    directions = [(i-1, j), (i, j-1), (i-1, j-1)]
    costs = [distance_matrix[r, c] for r, c in directions]
    i, j = directions[np.argmin(costs)]
    path.append((i, j))
path = path[::-1]

# === STEP 5: Show and Save Matrices ===

cost_df = pd.DataFrame(cost_matrix)
dist_df = pd.DataFrame(distance_matrix[1:, 1:])

# Print to console
#print("\n=== DTW Cost Matrix ===")
#print(cost_df)

#print("\n=== DTW Cumulative Distance Matrix ===")
#print(dist_df)

# Save to CSV files

```

```

cost_df.to_csv(r'E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\distance_matrix\dataSOC00-
1_cost_matrix.csv', index=False)
dist_df.to_csv(r'E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\distance_matrix\dataSOC00-
1_distance_matrix.csv', index=False)

# (1) Distance Matrix Heatmap with Warping Path
#fig1, ax1 = plt.subplots(figsize=(8, 6))
#ax1.imshow(distance_matrix[1:, 1:], cmap='gray', origin='lower')
#pi, pj = zip(*[(i-1, j-1) for i, j in path if i > 0 and j > 0])
#ax1.plot(pj, pi, color='cyan', linewidth=2)
#ax1.set_title("DTW Path on Distance Matrix")
#ax1.set_xlabel("j")
#ax1.set_ylabel("i")
#plt.tight_layout()
#plt.show()

# (2) Derivative Line Plot with Warping Lines
fig2, ax2 = plt.subplots(figsize=(8, 6))
x_dx1 = np.arange(len(dx1))
x_dx2 = np.arange(len(dx2))
ax2.plot(x_dx1, dx1 + 50, 'o-', color='green', label='dx1 (Reference)')
ax2.plot(x_dx2, dx2 - 50, 'o-', color='blue', label='dx2 (Comparison)')
for (i, j) in path:
    if i < len(dx1) and j < len(dx2):
        ax2.plot([x_dx1[i], x_dx2[j]], [dx1[i]+50, dx2[j]-50], color='gray', linewidth=1)

ax2.legend()
plt.tight_layout()
# === Save plot ===
plot_path = r'E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\Warping_line\dataSOC00-
1.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()

alignment_cost = distance_matrix[n, m]
normalized_cost = alignment_cost / len(path)
print(f"Alignment cost: {alignment_cost:.4f}\nNormalized cost: {normalized_cost:.4f}")

print(f"path: {len(path)}")
path

fig1, ax1 = plt.subplots(figsize=(6, 5))

vmax_value = np.max(distance_matrix[10:, 10:])

```

```

cax = ax1.imshow(distance_matrix[1:, 1:], cmap='binary', origin='lower', vmax=vmax_value)
pi, pj = zip(*[(i-1, j-1) for i, j in path if i > 0 and j > 0])
ax1.plot(pj, pi, color='magenta', linewidth=3)

# Add colorbar for interpretation
fig1.colorbar(cax, ax=ax1, label='Cumulative Cost')
#ax1.set_title("DTW Path on Distance Matrix (Hot = Higher Cost)")
ax1.set_xlabel("j")
ax1.set_ylabel("i")

plt.tight_layout()
# === Save plot ===
plot_path = r"E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\path\dataSOC00-1.png"
plt.savefig(plot_path, dpi=330, bbox_inches='tight')
plt.show()

# Count how many (i, j) pairs in the DTW path satisfy i == j
diagonal_matches = sum(1 for i, j in path if i == j)

# Define scoring
total_score = len(dx1)
match_score = diagonal_matches
percentage_score = (match_score / total_score) * 100

# Display results
print("=== DTW Diagonal Match Scoring ===")
print(f"Exact diagonal matches (i == j): {match_score}")
print(f"Total score (max = {total_score}): {match_score} / {total_score}")
print(f"Percentage similarity score: {percentage_score:.2f}%")

# Collect results in a DataFrame
score_summary = pd.DataFrame({
    'Metric': ['Exact Matches', 'Total Score', 'Percentage Similarity'],
    'Value': [match_score, total_score, f"{percentage_score:.2f}%"]
})

# Save score summary to CSV
score_summary.to_csv(r'E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\path\dataSOC00-
1_score_summary.csv', index=False)

# === Matching Indices where i == j ===
equal_pairs = [(i, j) for i, j in path if i == j]

print("=== Matching Indices where i == j ===")
for i, j in equal_pairs:
    print(f"i = {i}, j = (Abdulrasool Hasan et al.)")

# Save matching index pairs to CSV

```

```

equal_pairs_df = pd.DataFrame(equal_pairs, columns=["i", "j"])
equal_pairs_df.to_csv(r'E:\My studies\Research work\Thesis\Experimental\experimental
results\LFP_CHG_analy_for_mat\32141_4S2P_testing\resulats_analysis\pulse_charge\figure\DTW\derivative\path\dataSOC00-
1_equal_index.csv', index=False)

```

ชุดคำสั่ง Matlab m-file สำหรับการประมวลค่าตัวแปรด้วยวิธีการ genetic algorithm

```

%use for estimating the correlation factor of SOC and Rs from the experimental results
clear all; clc; close all;
%%
% Define the observed data points
%x_data = [0, 0.097, 0.195, 0.292, 0.389, 0.486, 0.584, 0.681, 0.778, 0.875, 973, 1];
%y_data = [2.9592, 3.227, 3.2691, 3.3017, 3.3064, 3.3075, 3.3101, 3.3322, 3.3396, 3.3405, 3.3471];
load('Vrc_SOC_exper_result0001.mat');
%%
% Define the objective function to minimize
%objectiveFunction = @(params) sum(Vrc-lsim(tf(params(1), [params(1)*params(2), 1]), I, t).^2) / length(I);
objectiveFunction = @(params) sum((Vrc - lsim(tf(params(1)*params(2), [params(1)*params(3), 1]), I, t)).^2, 'all') / numel(I);
%TF=R/(RCS+1)
%%
% Number of variables
numVariables = 3; % Number of parameters
%%
% Set bounds for the parameters
lb = [0.01, 0, 1000]; % Lower bounds
ub = [0.015, inf, inf]; % Upper bounds
%%
% Load initial population from MAT-file
%initialPopulation = zeros(50, 5);
load('initial_population_VrcSOC.mat');
%initialPopulation=initial_population; % Load 'initialPopulation' variable from MAT-file
%%
% User-selected Best MSE threshold for stopping
userBestMSE = 0.0000001; % Threshold for best MSE

% Set the options for the GA
options = optimoptions('ga', ...
    'PopulationSize', 50, ... % Size of the population
    'MaxGenerations', 10000, ... % Maximum number of generations
    'EliteCount', 2, ... % Number of elite individuals to retain
    'CrossoverFraction', 0.8, ... % Fraction of population involved in crossover
    'SelectionFcn', @selectionroulette, ... % Selection method
    'CrossoverFcn', @crossoversinglepoint, ... % Crossover method
    'MutationFcn', @mutationadaptfeasible, ... % Mutation method
    'FunctionTolerance', 0.0001, ... % Disable stopping based on average change in fitness value
    'MaxStallGenerations', 5000, ... % Disable stopping based on stall generations
    'InitialPopulationMatrix', initial_population_RsSOC, ... % Use the loaded initial population
    'PlotFcn', {@gaplotbestf, @gaplotstopping}, ... % Plot best fitness and stopping criteria
    'Display', 'iter', ... % Display output at each iteration
    'OutputFcn', @(options, state, flag) customOutputFcn(options, state, flag, userBestMSE)); % Custom output function

```

```

% Run the genetic algorithm
[bestParams, bestMSE] = ga(objectiveFunction, numVariables, [], [], [], (lb, ub, [], options);

% Display the results
fprintf('Best Parameters: R= %.6f, DCgain = %.6f, C =%.6f\n', bestParams(1), bestParams(2), bestParams(3));
fprintf('Best MSE: %.8f\n', bestMSE);
%%
% Plot the original data and the fitted curve
y_fit= tf(bestParams(1)*bestParams(2), [bestParams(1)*bestParams(3), 1]);
y_simulated = lsim(y_fit, I, t); % Use same input I and time t used during fitting

figure;
plot(SOC, Vrc, 'ro', 'MarkerSize', 10, 'LineWidth', 2); % Experimental data
hold on;
plot(SOC, y_simulated, 'b-', 'LineWidth', 2); % Fitted model output
legend('Experimental Data', 'Fitted Curve');
xlabel('SOC');
ylabel('Vrc (V)');
title('Vrc (time constant) and SOC using Genetic Algorithm');
grid on;

figure;
plot(t, Vrc, 'ro', 'MarkerSize', 10, 'LineWidth', 2); % Experimental data
hold on;
plot(t, y_simulated, 'b-', 'LineWidth', 2); % Fitted model output
legend('Experimental Data', 'Fitted Curve');
xlabel('Time (s)');
ylabel('Vrc (V)');
title('Vrc (time constant) and SOC using Genetic Algorithm');
grid on;

%%
% Custom output function to check stop criteria based on Best MSE only
function [state, options, optchanged] = customOutputFcn(options, state, flag, userBestMSE)
    optchanged = false;
    bestMSE = min(state.Score); % Get the best MSE (fitness value) of the current generation

switch flag
    case 'init'
        disp('Starting GA...');
    case 'iter'
        fprintf('Generation %d:\n', state.Generation);
        disp('Population:');
        disp(state.Population);
        fprintf('Best MSE: %.6f\n', bestMSE);

% Stop if the Best MSE is below the user-selected threshold
if bestMSE < userBestMSE
    fprintf('Stopping criteria met: Best MSE < %.6f\n', userBestMSE);
    state.StopFlag = sprintf('Best MSE < %.6f', userBestMSE);

```

```
        optchanged = true;  
    end  
  
    case 'done'  
        disp('GA completed.');    end  
end  
end
```



ประวัติผู้เขียน

นายทีรพรธัญ ศรีอ่อน เกิดเมื่อวันที่ 15 เดือนกันยายน ปี พ.ศ.2531 เริ่มเข้าศึกษาชั้นประถมศึกษาที่โรงเรียนกาฬสินธุ์พิทยาสัย จังหวัดกาฬสินธุ์ ชั้นมัธยมศึกษาที่ 1 – 6 โรงเรียนอนุกุลนารี จังหวัดกาฬสินธุ์ และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมอากาศยาน มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อปี พ.ศ.2554 หลังสำเร็จการศึกษาได้ประกอบอาชีพวิศวกรรมควบคุมในภาคเอกชน ตำแหน่งวิศวกรประกันคุณภาพ บริษัทไทยบริดจสโตน จำกัด (โรงงานหนองแค) จังหวัดสระบุรี ปี พ.ศ. 2555 ทำงานในตำแหน่งหัวหน้างานซ่อมบำรุงและโครงการ บริษัท ไทยร่วมใจโคราช จำกัด จังหวัดนครราชสีมา และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโท เมื่อปี พ.ศ. 2560 สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ด้วยหัวข้อวิทยานิพนธ์ การออกแบบและกลยุทธ์การควบคุมฮีตปั๊มที่ใช้ดินร่วมกับหอทำความเย็นเป็นแหล่งทิ้งความร้อน หลังสำเร็จการศึกษาได้ปฏิบัติงานในตำแหน่งวิศวกร ศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี พ.ศ. 2564 ได้รับทุนการศึกษาจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ให้เข้าศึกษาระดับปริญญาเอกในสาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ โดยในระหว่างการศึกษาได้มีผลงานทางวิชาการ รายละเอียดปรากฏในภาคผนวก ก

