

การศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองแบตเตอรี่ระหว่างแบบจำลองไฟฟ้าสมมูลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับอากาศยานไร้คนขับจากข้อมูลการบินจริง

ประสพโชค พุมมา¹ วัยอาจ สายคง^{2*} และ สุรเดช ตัญญูตรัยรัตน์³

¹ ภาควิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมเครื่องต้นกำลัง, วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

² ศูนย์วิจัยเทคโนโลยีการเผาไหม้และพลังงานทางเลือก, วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

³ สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล, สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

* ผู้ประสานงานเผยแพร่ (Corresponding Author), E-mail: waiard.s@cit.kmutnb.ac.th

วันที่รับบทความ: 11 มิถุนายน 2568; วันที่ทบทวนบทความ: 25 กรกฎาคม 2568; วันที่ตอบรับบทความ: 18 สิงหาคม 2568

วันที่เผยแพร่ออนไลน์: 8 ธันวาคม 2568

บทคัดย่อ: งานวิจัยนี้นำเสนอการศึกษาเชิงเปรียบเทียบของแบบจำลองแบตเตอรี่สำหรับอากาศยานไร้คนขับ โดยมุ่งเน้นที่การเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และประเมินประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลองด้วยค่าความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของแรงดันที่ขั้วเทียบกับค่าวัดจริงในการประเมินสองครั้ง คือ ครั้งแรกในรอบแรก หรือแบตเตอรี่สภาพใหม่ และครั้งที่สองเมื่อแบตเตอรี่สภาพเก่า หรือเมื่อใช้งานในการจ่ายโหลดสำหรับการบินสำรวจพื้นที่การเกษตรในรอบที่ 50 ผลการทดสอบในรอบแรกพบว่า แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลมีความแม่นยำสูงได้ค่าคลาดเคลื่อน 0.1544 ในทางตรงกันข้ามแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเกิดปัญหาจากชุดข้อมูลฝึกที่จำกัดได้ค่าคลาดเคลื่อน 0.8742 เมื่อแบตเตอรี่เสื่อมสภาพลง แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลมีความแม่นยำลดลงเนื่องจากไม่สามารถปรับตัวตามพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงไปตามจำนวนรอบที่เพิ่มขึ้น ในขณะที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีผลการพยากรณ์ดีขึ้นได้ค่าคลาดเคลื่อน 0.472 ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลจะแม่นยำเมื่อแบตเตอรี่สภาพใหม่แต่ขาดความสามารถในการปรับตัวจึงต้องอาศัยปรับปรุงค่าพารามิเตอร์เสมอ โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้พฤติกรรมของแบตเตอรี่ที่เสื่อมสภาพได้

คำสำคัญ: อากาศยานไร้คนขับ; แบบจำลองแบตเตอรี่; วงจรไฟฟ้าสมมูล; โครงข่ายประสาทเทียม

A Comparative Study Battery Modeling between Equivalent Circuit and Neural Network for UAVs Using Real Flight Data

Prasophchok Phumma¹, Waiard Saikong^{2*} and Suradet Tantrairatn³

¹ Department of Mechanical Power Engineering Technology, College of Industrial Technology, King Mongkut's University of Technology North Bangkok

² Research Centre for Combustion Technology and Alternative Energy - CTAE, College of Industrial Technology, King Mongkut's University of Technology North Bangkok

³ School of Mechanical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology

* Corresponding author, E-mail: waiard.s@cit.kmutnb.ac.th

Received: 11 June 2025; Revised 25 July 2025; Accepted: 18 August 2025

Online Published: 8 December 2025

Abstract: This research presents a comparative study of battery models for unmanned aerial vehicles (UAVs), focusing on the comparison between the equivalent circuit model (ECM) and the artificial neural network (ANN) model. The performance of each model is evaluated based on the root mean square error (RMSE) between the estimated terminal voltage and the actual measured value in two evaluations: first, with a fresh battery, and second, with an aged battery after being used in flight operations for agricultural area surveys in the 50th cycle. The test results in the first cycle show that the ECM provides high accuracy, with an RMSE of 0.1544. In contrast, the ANN model, affected by the limitation of its training dataset, yields a higher error of 0.8742. When the battery degrades, the ECM's accuracy decreases due to its inability to adapt to behavioral changes across increasing cycles. Meanwhile, the ANN model shows improved prediction performance, with an RMSE of 0.472. These findings indicate that while the ECM offers high accuracy for fresh batteries, it lacks adaptability and requires parameter updates. On the other hand, the ANN model can learn degraded battery behavior.

Keywords: Unmanned Aerial Vehicles (UAVs); Battery Model; Equivalent Circuit Model; Neural Network

1. บทนำ

อากาศยานไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicles: UAVs) ทั่วโลกมีแนวโน้มเติบโตอย่างมีนัยสำคัญ จากการคาดการณ์อัตราการเติบโตเฉลี่ยสะสมต่อปี อยู่ที่ 14.1% ระหว่างปี 2021 ถึง 2023 [1] โดยเฉพาะในภาคเกษตรกรรมถูกปฏิวัติวิธีการทำเกษตรด้วยเทคโนโลยีช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความยั่งยืน [2] อากาศยานไร้คนขับมีบทบาทสำคัญ สார்วพื้นที่ การเกษตรและทรัพยากร ด้วยระบบขับเคลื่อนด้วยมอเตอร์ไฟฟ้าร่วมกับแหล่งกักเก็บพลังงาน เช่น แบตเตอรี่ลิเทียมพอลิเมอร์ (Li-Po) ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายเนื่องจากมีความหนาแน่นพลังงานสูง และมีน้ำหนักเบา [3-5] อย่างไรก็ตามอากาศยานไร้คนขับมีระยะเวลาการบินจำกัดเมื่อทำงานภายใต้สภาวะโหลดส่งผลต่อสมรรถนะและความน่าเชื่อถือในการปฏิบัติการบิน การจำลองแบตเตอรี่ (Battery Modeling) เป็นการศึกษาอธิบายพฤติกรรมของแบตเตอรี่ภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลงระหว่างช่วงการบินจำเป็นต้องมีการประมาณสถานะแบตเตอรี่ที่ถูกต้องแม่นยำเพื่อรับรองความปลอดภัยและช่วยวางแผนการทำงาน ในปัจจุบันแบบจำลองแบตเตอรี่มีหลากหลายรูปแบบ ถูกพัฒนาเพื่อศึกษาพฤติกรรมของแบตเตอรี่ตามวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกัน [6, 7] แบบจำลองที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย ได้แก่ แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล (Equivalent Circuit Models: ECM) และแบบจำลองกล่องดำ (Black-box Models) เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลใช้องค์ประกอบของวงจรไฟฟ้าเพื่ออธิบายพฤติกรรมตามโดเมนเวลา ซึ่งมีโครงสร้างไม่ซับซ้อนมี

การคำนวณรวดเร็วและแม่นยำ อย่างไรก็ตามแบบจำลองข้อจำกัดสำคัญ ในการติดตามพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงไป เนื่องจากไม่สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ได้เองเมื่อแบตเตอรี่เสื่อมสภาพเปลี่ยนแปลงเมื่อมีการใช้งานแบตเตอรี่ไปในระยะเวลาหนึ่ง ในทางตรงกันข้ามโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลพฤติกรรมไม่เป็นเชิงเส้นของแบตเตอรี่ได้ดี อย่างไรก็ตามแบบจำลองนี้อาศัยชุดข้อมูลสำหรับการฝึกใช้เวลานานในการรวบรวมข้อมูลและมีแนวโน้มเกิดการเรียนรู้โอเวอร์ฟิต (Overfitting) ซึ่งแบบจำลองได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกอย่างใกล้ชิดมากเกินไปจนแบบจำลองไม่สามารถคาดการณ์ข้อมูลใหม่ได้อย่างถูกต้อง นอกเหนือแบบจำลองทั้งสอง เช่น แบบจำลองทางเคมีไฟฟ้า (Electrochemical Models) เหมาะสำหรับการออกแบบวัสดุหรือพัฒนาแบตเตอรี่มีโครงสร้างแบบจำลองซับซ้อน ทำให้ต้องการประมวลผลสูงจากพารามิเตอร์จำนวนมากจึงไม่เหมาะสมสำหรับระบบอากาศยานไร้คนขับประยุกต์ใช้งานตามเวลาจริง แบบจำลองเชิงประจักษ์ (Empirical Model) ใช้สมการคณิตศาสตร์มาสร้างฟังก์ชันเชิงเส้นเพื่อหาเส้นโค้งอย่างง่ายจากข้อมูลการแต้อากาศยานไร้คนขับ สภาวะการเปลี่ยนแปลงของแบตเตอรี่อย่างรวดเร็วและไม่เป็นเชิงเส้น แบบจำลองไฮบริด (Hybrid Models) ผสานข้อดีของแบบจำลองอื่นเข้าด้วยกัน อย่างไรก็ตามแบบจำลองมีความซับซ้อนในการออกแบบและอาศัยข้อมูลจำนวนมากเพื่อใช้สำหรับฝึกสอนข้อมูลและตรวจสอบความถูกต้อง ทั้งนี้แบบจำลองไปประยุกต์ใช้งาน จำเป็นต้องพิจารณาลักษณะการใช้งานหรือรูปแบบของโหลดที่แตกต่างกัน

ซึ่งจะส่งผลต่อความแม่นยำของแบบจำลอง หากไม่มีการปรับปรุงแบบจำลองด้วยข้อมูลสภาพแวดล้อมจริง (Real Filed Measurement Data) จะไม่สามารถใช้อธิบายพฤติกรรมที่เกิดขึ้นได้กับแบตเตอรี่ได้ โดยเฉพาะโหลดของอากาศยานไร้คนขับลักษณะเคลื่อนที่สลับหยุด (Intermittent Movement) ตลอดเวลาเพื่อรักษาสถานะทำการบินในอากาศ ซึ่งแตกต่างจากโหลดยานยนต์ไฟฟ้าที่มีลักษณะอย่างต่อเนื่อง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาแบบจำลองมักศึกษาจากข้อมูลโหลดจำลองที่ขาดข้อมูลการบินภายใต้การทำการกิจจริงซึ่งไม่สะท้อนต่อพฤติกรรมที่เกิดขึ้นตามรอบการใช้งานจริงที่เปลี่ยนแปลงไป ดังนั้นงานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลปฏิบัติการบินจริงใช้อธิบายพฤติกรรมของแบตเตอรี่สำหรับอากาศยานไร้คนขับสำหรับการเกษตรและวิเคราะห์พฤติกรรมของแบตเตอรี่ตามรอบการใช้งานในปริมาณข้อมูลเบื้องต้นผลการศึกษาครั้งนี้ช่วยให้เห็นคุณสมบัติข้อจำกัดแต่ละแบบเป็นแนวทางสำหรับการพัฒนาแบบจำลองที่เหมาะสมแม่นยำเพิ่มขึ้นและปรับตัวได้ดีในอนาคต

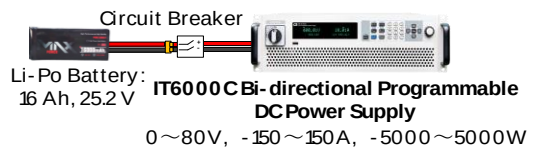
2. วิธีการดำเนินการวิจัย

2.1 การทดสอบแบตเตอรี่

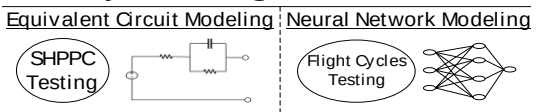
ก่อนจะดำเนินการสร้างแบบจำลองแบตเตอรี่ จะต้องดำเนินการทดสอบแบตเตอรี่เพื่อหาประสิทธิภาพของแบตเตอรี่ตามรอบการใช้งานที่เปลี่ยนแปลง สำหรับการทดสอบแบตเตอรี่นี้จะประกอบด้วย 2 วิธีหลัก ได้แก่ การทดสอบแบตเตอรี่แบบไฮบริดพัลส์เฉพาะ (Specific Hybrid Pulse Power Characterization: SHPPC) และ

การทดสอบโหลดจากข้อมูลการบิน โดยทั้งสองวิธีการทดสอบจะใช้แบตเตอรี่ชนิดลิเทียมพอลิเมอร์แสดงดังตารางที่ 1 และแสดงแผนการดำเนินการดังรูปที่ 1 ชุดการทดสอบด้วยเครื่อง IT6000C (Bi-Directional Programmable DC Power Supply) การชาร์จและคายประจุตามรูปแบบโปรไฟล์ที่กำหนดผ่านมัลติเมตริกซ์ของเครื่องทดสอบ สามารถตั้งพิกัดแรงดันไฟฟ้าตั้งแต่ 0 ถึง 80 โวลต์ พิกัดกระแส 0 ถึง 150 แอมป์ เก็บบันทึกข้อมูลพฤติกรรมแรงดันและกระแสที่เกิดขึ้นลงในหน่วยความจำพิกพาเพื่อนำข้อมูลที่ได้มาสร้างแบบจำลองแบตเตอรี่ทั้งสองแบบระหว่างวงจรไฟฟ้าสมมูลกับโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลการบินจริง

Battery Testing

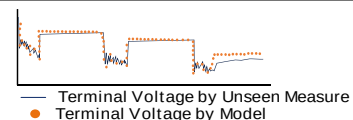


Battery Modeling



Evaluate Modeling

Phase 1st: Fresh battery usage cycle
Phase 2nd: After battery usage 50 cycle



Analysis Comparison & Conclusion

รูปที่ 1 แผนการดำเนินการวิจัยแบบจำลองแบตเตอรี่

ตารางที่ 1 คุณสมบัติของแบตเตอรี่ลิเทียมพอลิเมอร์

คุณสมบัติ	รายละเอียด
ประเภท	ถุงกระเป๋ (Pouch cell)
	6 เซลล์ต่อแบบอนุกรม
แรงดันไฟฟ้า	25.2 โวลต์
ความจุ	16 แอมแปร์ชั่วโมง
พลังงานจำเพาะ	255 วัตต์ชั่วโมงต่อกิโลกรัม
อายุการใช้งาน	300 รอบ

ที่เก็บรวบรวมเป็นจำนวนรอบการบินและสิ้นสุดเมื่อแบตเตอรี่ลิเทียมพอลิเมอร์มีสภาพเปลี่ยนแปลงโดยทั่วไปพิจารณาเกณฑ์ 90 เปอร์เซ็นต์ของความจุแบตเตอรี่เดิม [8, 9] แสดงการเสื่อมสภาพของแบตเตอรี่แต่ไม่หมดอายุการใช้งานของแบตเตอรี่ สำหรับงานวิจัยนี้สามารถเก็บรวบรวมข้อมูลการบินของสถานะแบตเตอรี่แสดงดังตารางที่ 2 และรูปแบบโหลดแสดงดังรูปที่ 2 ซึ่งเป็นจำนวนรอบการบินทั้งหมด 50 รอบ เพื่อศึกษาเปรียบเทียบแต่ละแบบจำลองสามารถแบ่งได้เป็น 2 เงื่อนไข ได้แก่ เงื่อนไขแรก ศึกษาแบบจำลองแบตเตอรี่ช่วงสภาพใหม่อยู่ในระหว่างรอบที่ 1 ถึง 15 และเงื่อนไขที่สอง ศึกษาแบตเตอรี่ช่วงเสื่อมสภาพลงในช่วงรอบที่ 16 ถึง 50 จากนั้นจะวัดประสิทธิภาพแบบจำลองในแต่ละเงื่อนไข โดยกำหนดให้รอบที่ 15 เป็นโหลดสำหรับประเมินแรงดันคาดการณ์สำหรับเงื่อนไขแรก และกำหนดให้รอบที่ 50 เป็นโหลดสำหรับประเมินแรงดันคาดการณ์สำหรับเงื่อนไขที่สอง เนื่องจากกำหนดแบ่งข้อมูล (Data split) สำหรับเทรนข้อมูล 90 เปอร์เซ็นต์ (รอบที่ 1 ถึง 45) และทดสอบ 10 เปอร์เซ็นต์ (รอบที่ 46 ถึง 49)

การทดสอบแบบไฮบริดพัลส์เฉพาะเป็นการทดสอบหาค่าพารามิเตอร์ในแต่ละช่วงของความจุ โดยส่วนใหญ่จะถูกทดสอบจากโรงงานขณะแบตเตอรี่สภาพใหม่ [8, 9] ด้วยโหลดลักษณะพัลส์เฉพาะอย่างต่อเนื่อง พฤติกรรมของแบตเตอรี่ที่ตอบสนองต่อโหลดพัลส์จะนำไปสร้างแบบจำลองแบตเตอรี่วงจรไฟฟ้าสมมูล งานวิจัยนี้ใช้โหลดพัลส์เฉพาะที่แตกต่างกันสองโหลด ได้แก่ โหลดพัลส์กระแสเฉลี่ยที่ 31 แอมป์ แสดงถึงอากาศยานขณะใช้โหลดการบินเฉลี่ย และโหลดพัลส์กระแสสูงสุด 47 แอมป์ แสดงถึงอากาศยานขณะใช้โหลดการบินสูงสุด ซึ่งคิดรวมโหลดทั้งหมดเป็น 2 เปอร์เซ็นต์ของความจุจะทดสอบจนกว่าความจุจะถึง 90 เปอร์เซ็นต์ โดยแสดงขั้นตอนการทดสอบนี้ได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 2 ข้อมูลการบินจริงของสถานะแบตเตอรี่

จำนวนรอบ	แรงดัน (โวลต์)	ความจุ (%)
1	25.2	100
15	25.197	99.375
25	25.195	98.562
35	25.195	98.39
45	25.193	97.05
50	25.192	91.75

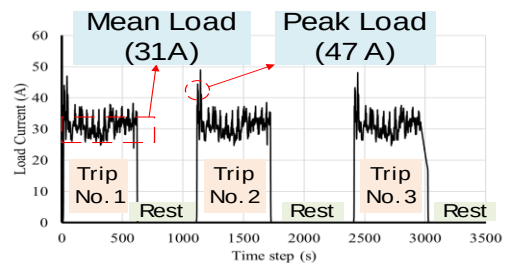
ตารางที่ 3 การทดสอบไฮบริดพัลส์เฉพาะ

ลำดับ	โหลด	โหมด
1	8 แอมป์	ชาร์จจนเต็ม
2	0 แอมป์ 5 วินาที	ช่วงแบ่งเปอร์เซ็นต์แต่ละความจุ
3	31 แอมป์ 10 วินาที	พัลส์โหลดเฉลี่ย
4	0 แอมป์ 200 วินาที	พักคายประจุ
5	47 แอมป์ 10 วินาที	พัลส์โหลดสูงสุด
6	0 แอมป์ 200 วินาที	พักคายประจุ

การทดสอบโหลดจากข้อมูลการบิน เป็นการจำลอง โหลดที่เกิดขึ้นตามเงื่อนไขการใช้งานพฤติกรรม ลักษณะพลวัต (Dynamic) ที่ตอบสนองของแบตเตอรี่ที่เปลี่ยนแปลงตามรอบการใช้งาน [10, 11] ในการกิจ สำรวจพื้นที่ทางการเกษตรด้วยอากาศยานไร้คนขับแบบหลาย ใบพัด (Multirotor UAVs) ที่มีรูปแบบจำนวน 3 เทียวบินใน 1 รอบการใช้งานด้วยโหลดโหลดเฉลี่ย 31 แอมป์ โหลดสูงสุดเคลื่อนที่ขึ้นจากพื้น 47 แอมป์ แสดง ดังรูปที่ 2 ซึ่งการสำรวจนี้ได้มีแผนการบินด้วยลักษณะ การบินความเร็วเฉลี่ย 5 เมตรต่อวินาทีเป็นระดับ ความสูง 40 เมตร ทำภารกิจสำรวจตามจุดพิกัดที่ กำหนด ผ่านอุปกรณ์ควบคุมภาคพื้น แสดงดังรูปที่ 3

2.2 แบบจำลองแบตเตอรี่

วิธีการสร้างแบบจำลองแบตเตอรี่ จะนำข้อมูลจากการ ทดสอบแบตเตอรี่มาใช้งาน ซึ่งการทดสอบแบบไฮบริด พัลส์จะนำมาสร้างแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล โดยการ ประมาณค่าหาพารามิเตอร์ทางไฟฟ้าและการทดสอบ โหลดการบินจากข้อมูลการบินจะนำมาสร้างแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์แรงดันไฟฟ้าที่ ขั้วคาดการณ์ของรอบการใช้งานแบตเตอรี่ แบบจำลอง วงจรไฟฟ้าสมมูลได้พัฒนาจากอุปกรณ์ทางไฟฟ้าของ แบตเตอรี่ [14] ซึ่งประกอบด้วยความต้านทานภายใน แบบโอห์มมิก (R_i) แสดงถึงค่าความต้านทานของขั้วต่อ ภายในแบตเตอรี่ แรงดันไฟฟ้าวงจรเปิด (U_{oc}) แสดงถึง ค่าแรงดันขณะไม่มีการจ่ายโหลดของแบตเตอรี่ คู่ของ เครื่องหมายตัวต้านทาน (R_p) และตัวเก็บประจุ (C_p) ตาม จำนวน n ที่เพิ่มขึ้น ซึ่งแสดงถึงลักษณะการตอบสนอง ของแบตเตอรี่ที่เปลี่ยนแปลงตามโดเมนเวลาผ่อนปรน

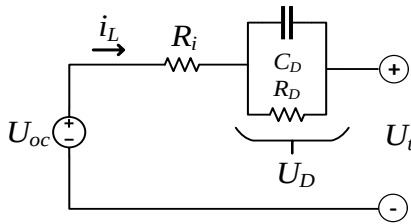


รูปที่ 2 รูปแบบโหลดการบินสำรวจทางการเกษตร



รูปที่ 3 แผนการบินสำรวจทางการเกษตร

(Relaxation Time) โดยอ้างอิงจากกฎของเคียร์ชอฟฟ์ (Kirchhoff's Laws) เพื่ออธิบายความสัมพันธ์ระหว่าง แรงดันไฟฟ้าบนตัวเก็บประจุและตัวต้านทานจะนำ ข้อมูลจากการทดสอบไฮบริดพัลส์มาใช้งาน ส่วนโหลด การบินไม่นิยมนำมาใช้เนื่องจากโหลดของอากาศยาน ไร้คนขับมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ขาดการ ตอบสนองของแบตเตอรี่เปลี่ยนแปลงตามโดเมนเวลา งานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองคู่เครื่องหมายตัวเก็บประจุและตัว ต้านทานจำนวนหนึ่งคู่ หรือ แบบจำลองเทวินิน (Thevenin Model, $RC\ n=1$) แสดงในรูปที่ 4 เป็น แบบจำลองที่ได้รับความนิยมมากที่สุดเนื่องจากให้ ความแม่นยำและประสิทธิภาพในการคำนวณ [13-15] และแสดงดังสมการที่ (1) - (5) [16, 17]



รูปที่ 4 แบบจำลองเทวินิน

$$U_{t,k} = U_{OC,k} - i_{L,k}R_{i,k} - U_{D,k} \quad (1)$$

โดยที่ U_t คือ แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วแบตเตอรี่ U_D คือ แรงดันไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลงตามโดเมนเวลา i_L คือ กระแสไหลผ่านวงจร U_{OC} คือ แรงดันไฟฟ้าวงจรเปิด R_i คือ ความต้านทานภายใน ตามเวลาของ k

$$y_k = U_{t,k} \quad (2)$$

$$\phi_{1,k} = [1 \ U_{t,k-1} \ i_{L,k} \ i_{L,k-1}] \quad (3)$$

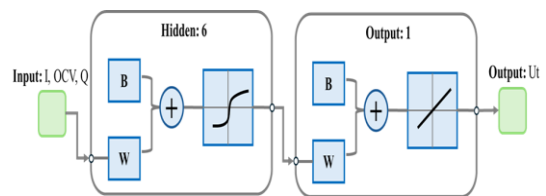
$$\theta_{1,k} = [(1 - a_1)U_{OC,k} \ a_1 \ a_2 \ a_3]^T \quad (4)$$

$$y_k = \phi_{1,k}\theta_{1,k} \quad (5)$$

y_k คือ ผลลัพธ์ของแบบจำลองเทวินิน ϕ คือ คุณลักษณะเวกเตอร์โดยการประมาณกำลังสองน้อยที่สุดแบบเรียกซ้ำ (Recursive Least Squares: RLS) θ คือ พารามิเตอร์เวกเตอร์ $a_1 \ a_2 \ a_3$ เป็นพารามิเตอร์จากการเปลี่ยนแปลงตามเวลาคงที่ (Time constant)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูลที่สามารถเรียนรู้สร้างความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ ประยุกต์ใช้งานเพื่อคาดการณ์

พฤติกรรมของระบบที่มีความซับซ้อนไม่เป็นเชิงเส้น งานวิจัยนี้ ใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB แอปเครื่องมือ Neural Net Fitting เพื่อคาดการณ์แรงดันขั้วแบตเตอรี่ [18-20] สถาปัตยกรรมของแบบจำลองประกอบด้วยโครงข่ายประสาทชั้นซ่อน (Hidden Layers) ทั้งหมด 6 ชั้น พร้อมทั้งใช้เทคนิคการตรวจสอบแบบไขว้แบบ (k-fold cross validation) ในแต่ละรอบของการฝึก แสดงดังรูปที่ 5 เพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ และสามารถแสดงการคำนวณดังสมการที่ (6)



รูปที่ 5 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

$$y_l = \phi(\sum_{k=3}^n w_{k,l} x_k + b_l) \quad (6)$$

โดยที่ X_k คือ ตัวแปรอินพุต y_l คือ ค่าผลลัพธ์ของแต่ละนิวรอน w_{ik} คือ ค่าน้ำหนักของอินพุตตัวที่ k ที่เชื่อมต่อกับนิวรอนตัวที่ l ในชั้นซ่อน และ ϕ คือ ฟังก์ชันกระตุ้น

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกสอนได้จากชุดข้อมูลของโพลการบิน ซึ่งข้อมูลจะแบ่งเป็นสองชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดแรกจากข้อมูลการบินตั้งแต่รอบที่ 1 ถึงรอบที่ 15 ใช้ในการศึกษาแบบจำลองเมื่อแบตเตอรี่สภาพใหม่ และข้อมูลชุดที่สองจากข้อมูลการบินตั้งแต่รอบที่ 1 ถึงรอบที่ 45 ใช้ในการศึกษาแบบจำลองเมื่อแบตเตอรี่สภาพเก่าขึ้น ทั้งสองชุดข้อมูลจะประกอบด้วยคุณลักษณะสามตัวแปร คือ กระแสไหลแรงดันไฟฟ้า

วงจรเปิด และความจุ ซึ่งเป็นตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ต่อผลลัพธ์แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ว

2.3 การวัดประสิทธิภาพแบบจำลอง

การประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแบบเตอเรียจะประเมินสองครั้งของการใช้งานแบบเตอเรีย โดยครั้งแรกของรอบแรก ส่วนการประเมินครั้งที่สองหลังจากผ่านการใช้งานแบบเตอเรียรอบที่ 50 โดยเกณฑ์วัดค่าคลาดเคลื่อนรากกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error :RMSE) ซึ่งเป็นตัวชี้วัดที่ใช้วัดความแตกต่างระหว่างการพยากรณ์แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วที่ได้จากแบบจำลองกับแรงดันไฟฟ้าที่ขั้ววัดค่าจริง สามารถแสดงดังสมการที่ (7) ดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (U_{ti} - \hat{U}_{ti})^2} \quad (7)$$

โดยที่ i คือ ลำดับของข้อมูล n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด $\hat{U}_t$ คือ แรงดันขั้วแบบเตอเรียที่ทำนายได้จากแบบจำลองที่จุดข้อมูล

3. ผลการวิจัยและอภิปรายผล

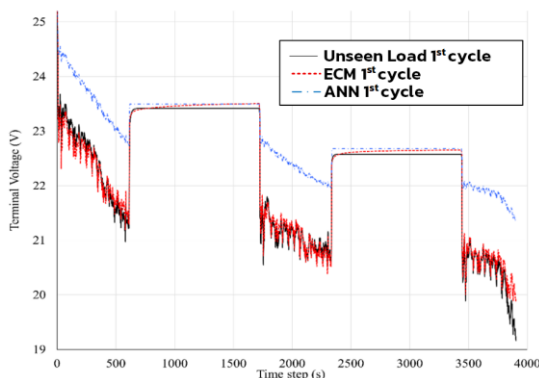
ในส่วนนี้จะแสดงผลการวิจัยสามส่วน ได้แก่ ผลลัพธ์ส่วนแรกจากการประมาณค่าพารามิเตอร์จากการทดสอบไฮบริดฟิลส์เฉพาะในรอบการใช้งานแบบเตอเรียสภาพใหม่แสดงไว้ในตารางที่ 4 ผลลัพธ์ส่วนที่สองจากการพยากรณ์แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วของแบบจำลองระหว่างวงจรไฟฟ้าสมมูลกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อวัดประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลองและผลลัพธ์ส่วนสุดท้ายจากเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนรากกำลังสองเฉลี่ยในช่วงที่ประเมินตามรอบการใช้งาน

ผลลัพธ์การพยากรณ์แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วเปรียบเทียบกับค่าวัดจริงถูกประเมินด้วยโหลดการบินรอบสองครั้ง ได้แก่ การประเมินครั้งที่ 1 ในรอบแรก และการประเมินครั้งที่ 2 ในรอบที่ 50 ด้วยกราฟที่มีสัญลักษณ์ที่แตกต่างกัน โดยเส้นทึบสีดำ แทน ข้อมูลโหลดการบินอนาคตที่ไม่เคยใช้งานในแบบจำลองมาก่อน เส้นประสีแดง แทน แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วคาดการณ์จากแบบจำลองไฟฟ้าสมมูลหรือแบบเทวินิน และเส้นประจุดสีฟ้า แทน แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วคาดการณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากผลลัพธ์การประเมินครั้งที่ 1 ในรอบแรกสามารถแสดงดังรูปที่ 6 พบว่า แรงดันไฟฟ้าที่ขั้ววัดจริงแบบเตอเรียเริ่มต้นลดลงที่แรงดันไฟฟ้า 23.5 โวลต์อย่างต่อเนื่องในระหว่างโหลดการบินในรอบแรกแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วจากแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล สามารถคาดการณ์สอดคล้องใกล้เคียงกับแรงดันไฟฟ้าที่ขั้ววัดจริงได้ทั้งในช่วงโหลดการบินทั้งสามเที่ยวและช่วงพัก

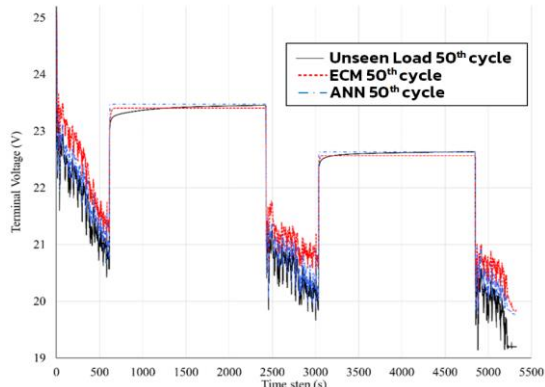
ตารางที่ 4 ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์

SoC (%)	U_{oc} (V)	R_i (ohm)	R_o (ohm)	C_o (F)	Ah
0	25.2	0.046	0.008	1131.724	0
10	24.5	0.047	0.008	1015.332	1.63
20	23.9	0.050	0.009	1040.852	3.26
30	23.5	0.056	0.012	1088.498	4.88
40	23.0	0.050	0.006	943.286	6.40
50	22.7	0.051	0.004	1628.874	8.02
60	22.6	0.050	0.005	1044.479	9.65
70	22.4	0.051	0.003	1419.839	11.27
80	22.3	0.051	0.007	1094.238	12.80
90	21.4	0.055	0.017	594.583	14.63



รูปที่ 6 การประเมินแรงดันไฟฟ้าที่ชั่วคาบการณ
ครั้งแรก แบตเตอรี่สภาพใหม่ (รอบแรก)

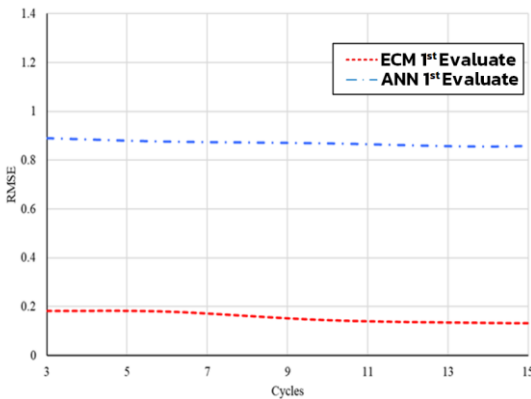
จากค่าพารามิเตอร์จากการทดสอบไฮบริดฟัลส์เฉพาะตอนแบตเตอรี่สภาพใหม่ สำหรับแรงดันไฟฟ้าคาดการณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคาดการณ์แม่นยำได้น้อยกว่าและไม่ใกล้เคียงกับค่าวัดจริงโดยเฉพาะในช่วงแรงดันไฟฟ้าตอบสนองตามโดเมนเวลาและช่วงพักของแบตเตอรี่ จากข้อมูลฝึกสอนชุดข้อมูลจำนวนน้อยยังไม่สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ได้จากข้อมูลส่งผลให้มีการทำนายแรงดันไฟฟ้าที่ได้มีเกินจากค่าวัด ผลลัพธ์การประเมินในครั้งที่สองหลังผ่านการใช้งานรอบที่ 50 สามารถแสดงไว้ในรูปที่ 7 พบว่าแรงดันไฟฟ้าที่ชั่ววัดจริงแบตเตอรี่เริ่มต้นลดลงที่แรงดันไฟฟ้า 22.7 โวลต์อย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะโหลดการบินที่เร็วสุดท้ายที่แรงดันไฟฟ้าจ่ายโหลดได้น้อยกว่ารอบแรก แสดงถึงแบตเตอรี่สภาพเก่าขึ้นแรงดันไฟฟ้าที่ชั่วคาดการณ์จากแบบจำลองไฟฟ้าสมมูลที่ยังใช้พารามิเตอร์ชุดเดิมไม่แม่นยำเหมือนกับการประเมินก่อนหน้านี้แต่ยังคงมีแนวโน้มเหมือนกับค่าวัดจริง ขณะที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแสดงประสิทธิภาพความแม่นยำมากขึ้น ด้วยชุดข้อมูลการ



รูปที่ 7 การประเมินแรงดันไฟฟ้าที่ชั่วคาบการณ
ครั้งที่สอง แบตเตอรี่สภาพเปลี่ยนแปลง (รอบที่ 50)

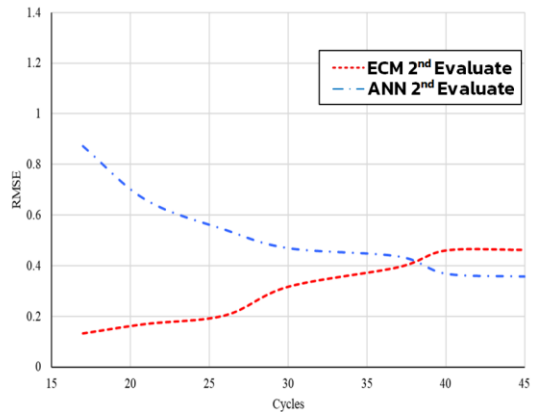
ฝึกสอนที่ครอบคลุมมากขึ้น ส่งผลให้แรงดันไฟฟ้าที่ชั่วคาดการณ์ใกล้เคียงกับค่าวัดจริง

จากผลลัพธ์การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองตามรอบการใช้งานของแบตเตอรี่ แสดงให้เห็นผลลัพธ์ที่แตกต่างกันในแต่ละช่วงของการประเมิน พบว่า การประเมินครั้งแรกตลอดรอบการใช้งานแบตเตอรี่ทั้งหมด 15 รอบ แสดงดังรูปที่ 8 แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลมีความแม่นยำสูงกว่า โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.1544 เปรียบเทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.8742 สะท้อนถึงพารามิเตอร์ที่ได้จากแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสามารถอธิบายพฤติกรรมเชิงพลวัตตามโดเมนเวลาได้ในช่วงเริ่มต้นของการใช้งานที่พารามิเตอร์ยังคงมีความเสถียร ซึ่งแตกต่างจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแสดงถึงความเสี่ยงของการเรียนรู้โอเวอร์ฟิต เนื่องจากขาดความหลากหลายของชุดข้อมูลฝึกที่มีจำกัดส่งผลต่อการพยากรณ์แรงดันไฟฟ้าที่ชั่วจากโหลดการบินที่ไม่เคยใช้งานมาก่อน



รูปที่ 8 ค่าความคลาดเคลื่อนรกกกำลังสองเฉลี่ย
เมื่อแบตเตอรี่สภาพใหม่

สำหรับผลลัพธ์เปรียบเทียบในช่วงที่สองของการประเมินแสดงในรูปที่ 9 แบบจำลองไฟฟ้าสมมูลที่ใช้พารามิเตอร์เดิมแสดงความแม่นยำที่ลดลงค่าความคลาดเคลื่อน 0.3349 เมื่อเทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าเท่ากับ 0.472 ผลลัพธ์นี้สะท้อนถึงข้อจำกัดของแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลในการปรับตัวเมื่อแบตเตอรี่เปลี่ยนแปลงไม่สามารถอธิบายสภาพเปลี่ยนแปลงของการใช้งานแบตเตอรี่จากค่าพารามิเตอร์เดิมได้ทำให้ความแม่นยำลดลงในรอบการใช้งานเกิน 30 รอบ เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแสดงผลที่ดีขึ้น โดยมีค่าคลาดเคลื่อนรกกกำลังสองเฉลี่ยลดลงเมื่อถึงรอบการใช้งานเกิน 40 รอบ และมีแนวโน้มที่ใกล้เคียงกับแบบจำลองไฟฟ้าสมมูลสะท้อนถึงความสามารถในการเรียนรู้พฤติกรรมเชิงพลวัตของแบตเตอรี่ในสภาพเปลี่ยนแปลงเสื่อมลง



รูปที่ 9 ค่าความคลาดเคลื่อนรกกกำลังสองเฉลี่ย
เมื่อแบตเตอรี่สภาพเปลี่ยนแปลง

4. บทสรุป

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการศึกษาแบบจำลองแบตเตอรี่และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับแบตเตอรี่ลิเทียมพอลิเมอร์ของอากาศยานไร้คนขับระหว่างแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม การศึกษาได้ชี้ให้เห็นถึงจุดเด่นและข้อจำกัดที่สำคัญของแต่ละแบบจำลองพยากรณ์แรงดันไฟฟ้าที่ขั้วแบตเตอรี่ตลอดรอบการใช้งาน ด้วยตัวชี้วัดค่าความคลาดเคลื่อนรกกกำลังสองเฉลี่ย พบว่า การประเมินครั้งแรกแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูลอาศัยค่าพารามิเตอร์ได้ค่าคลาดเคลื่อน 0.1544 ในทางตรงกันข้ามแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมประสบปัญหาการเรียนรู้โอเวอร์ฟิตเนื่องจากข้อจำกัดของชุดข้อมูลฝึก ได้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.8742 อย่างไรก็ตาม เมื่อแบตเตอรี่มีสภาพเสื่อมตามรอบ

การใช้งาน แบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล ที่ใช้พารามิเตอร์เดิมกลับมีความแม่นยำลดลงอย่างเห็นได้ชัด เนื่องจากไม่สามารถปรับพารามิเตอร์ให้ตอบสนองต่อพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงไปได้ ขณะเดียวกันแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กลับแสดงประสิทธิภาพที่ดีขึ้นอย่างมีนัยสำคัญเมื่อได้รับการฝึกด้วยชุดข้อมูลที่หลากหลายและครอบคลุม ทำให้สามารถติดตามพฤติกรรมแบตเตอรี่ที่เสื่อมสภาพได้ดีขึ้น โดยมีค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.0472 ซึ่งใกล้เคียงกับแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล ดังนั้นแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล จะมีความแม่นยำสูงในสถานะเริ่มต้น แต่ก็มีข้อจำกัดด้านความสามารถในการปรับตัวเมื่อแบตเตอรี่สภาพเก่าขึ้น รวมถึงความซับซ้อนและเปลืองทรัพยากรเป็นอย่างมากในการหาพารามิเตอร์ใหม่จากการทดสอบไฮบริดฟัลส์เฉพาะ ในขณะที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แม้จะต้องการข้อมูลคุณลักษณะจำนวนมากในการฝึก แต่สามารถแสดงให้เห็นถึงศักยภาพที่เหนือกว่าในการเรียนรู้และปรับตัวกับพฤติกรรมแบตเตอรี่ที่ซับซ้อนและเปลี่ยนแปลงไปตามอายุการใช้งาน จากผลการศึกษาแนวทางที่น่าสนใจสำหรับการวิจัยในอนาคตคือการพัฒนา แบบจำลองแบบผสมผสาน (Hybrid Modeling) ที่รวมจุดเด่นของทั้งแบบจำลองวงจรไฟฟ้าสมมูล และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เข้าด้วยกันช่วยเพิ่มความแม่นยำ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสถานะที่แบตเตอรี่เริ่มเสื่อมสภาพ นอกจากนี้การศึกษาข้อมูลคุณลักษณะที่สำคัญสำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจากชุดข้อมูลจำกัด เพื่อเป็นแนวทางพัฒนาแบบจำลองแบตเตอรี่ให้มีความน่าเชื่อถือและนำไปใช้งานได้จริงในระบบอากาศยานไร้คนขับในอนาคต

5. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับสนับสนุนจาก วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือตามสัญญาเลขที่ CIT-2022-GRAD-15

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] <https://www.icao.int/annual-report-2021/Pages/emerging-and-cross-cutting-aviation-issues-increased-use-of-unmanned-aircraft-systems-uas.aspx>. (Accessed on 2 June 2025)
- [2] R. Guebsi, S. Mami and K. Chokmani, Drones in precision agriculture: A comprehensive review of applications, technologies, and Challenges, *Drones*, 2024, 8(11), 686.
- [3] C. Xiao, B. Wang, D. Zhao and C. Wang, Comprehensive investigation on lithium batteries for electric and hybrid-electric unmanned aerial vehicle applications, *Thermal Science and Engineering Progress*, 2023, 38, 101677.
- [4] P. Phumma and W. Saikong, Comparative characteristics of power delivery and temperature between conventional and hybrid energy storage system in UAVs, *The 5th Research, Invention, and Innovation Congress (RI2C 2024)*, Proceeding, 2024, 6.

- [5] Jyoti and R.S. Batth, Classification of unmanned aerial vehicles: A mirror review, The 2020 International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM 2020), Proceeding, 2020, 408–413.
- [6] W. Vermeer, G.R. Chandra Mouli and P. Bauer, A comprehensive review on the characteristics and modeling of lithium-ion battery aging, IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(2), 2205–2232.
- [7] S. Jiao, G. Zhang, M. Zhou and G. Li, A comprehensive review of research hotspots on battery management systems for UAVs, IEEE Access, 2023, 11, 84636–84650.
- [8] M. Mitici, B. Hennink, M. Pavel and J. Dong, Prognostics for lithium-ion batteries for electric vertical take-off and landing aircraft using data-driven machine learning, Energy and AI, 2023, 12, 100233.
- [9] Y.C. Paw and E.Y.M. Ang, Battery cycle life assessment for a lift+cruise electric vertical takeoff and landing transporter drone, Journal of Energy Storage, 2023, 66, 107493.
- [10] J. Sun and J. Kainz, Optimization of hybrid pulse power characterization profile for equivalent circuit model parameter identification of lithium-ion battery based on Taguchi method, Journal of Energy Storage, 2023, 70, 108034.
- [11] W. Saikong, P. Phumma, S. Tantrairatn and C. Sumpavakup, A comparative study on battery modelling via specific hybrid pulse power characterization testing for unmanned aerial vehicles in real flight conditions, World Electric Vehicle Journal, 2025, 16(2), 55.
- [12] L. Mariga, I. Silva Tiburcio, C.A. Martins, A.N. Almeida Prado and C. Nascimento, Measuring battery discharge characteristics for accurate UAV endurance estimation, The Aeronautical Journal, 2020, 124(1277), 1099–1113.
- [13] C. Chen, Z. Wei and A.C. Knoll, Charging optimization for lithium-ion battery in electric vehicles: A review, IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8, 3068–3089.
- [14] H. Miniguano, A. Barrado, A. Lazaro, P. Zumel and C. Fernandez, General parameter identification procedure and comparative study of lithium-ion battery models, IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(1), 235–245.
- [15] S. Wang, C. Fernandez, L. Shang, Z. Li and J. Li, Online state of charge estimation for the aerial lithium-ion battery packs based on the improved extended Kalman filter method, Journal of Energy Storage, 2017, 9, 69–83.

- [16] J.I. Hidalgo-Reyes, J.F. Gómez-Aguilar, R.F. Escobar-Jiménez, V.M. Alvarado-Martínez and M.G. López-López, Classical and fractional-order modeling of equivalent electrical circuits for supercapacitors and batteries, energy management strategies for hybrid systems and methods for the state of charge estimation, A state of the art review, *Microelectronics Journal*, 2019, 85, 109–128.
- [17] H. He, R. Xiong, X. Zhang, F. Sun and J. Fan, State-of-charge estimation of the lithium-ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved Thevenin model, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 60, 1461–1469.
- [18] G. Di Rito, A. Suti, A. Ricci, R. Galatolo and G. Mattei, Experimental characterisation of lithium-polymer battery packs and BLDC machines for hybrid propulsion systems of lightweight UAVs, 2022 IEEE 9th International Workshop on Metrology for AeroSpace, *Proceeding*, 2022, 49–53.
- [19] R. Xiong and W. Shen, *Advanced battery management technologies for electric vehicles*, John Wiley & Sons, Ltd., 2019.
- [20] P. Venugopal, S.S. Shankar, C.P. Jebakumar, R. Agarwal, H.H. Alhelou, S.S. Reka and M.E. Hamedani Golshan, Analysis of optimal machine learning approach for battery life estimation of lithium-ion cell, *IEEE Access*, 2021, 9, 159616–159626.
- [21] L. Apa, Z.D. Prete, F. Forconi, M. Palermo, F.R. Fulginei, E. Rizzuto and L. Sabino, Neural network approaches for state of charge prediction of rechargeable lithium polymer batteries, *IEEE 22nd Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON 2024)*, *Proceeding*, 2024, 236–241.
- [22] F. Manzoor, H. Saleem, I.H. Naqvi and N.A. Zaffar, Online state of charge estimation framework using hybrid equivalent circuit model and neural network, 2023 IEEE Power and Energy Society General Meeting (IEEE PESGM 2023), *Proceeding*, 2023, 1–5.