



พฤติกรรมการพยากรณ์อายุขัยและความเสียหายสะสมของสายเมนหลักทองแดง XLPE ด้วย Multiphysics Simulation และ AI อัจฉริยะ : กรณีศึกษา อาคารเรียนช่างอุตสาหกรรม มทร.ศรีวิชัย

สันติ การิสันต์¹ สุพร ฤทธิภักดี¹ สันติพงษ์ คงแก้ว¹ และ สิทธิศักดิ์ โรจชะยะ^{2*}

¹ วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรมและการจัดการ, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย

² คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย

* ผู้ประสานงานเผยแพร่ (Corresponding Author), E-mail: sittisak.r@rmutsv.ac.th

วันที่รับบทความ: 6 สิงหาคม 2568; วันที่ทบทวนบทความ: 10 ตุลาคม 2568; วันที่ตอบรับบทความ: 28 ตุลาคม 2568

วันที่เผยแพร่ออนไลน์: 9 ธันวาคม 2568

บทคัดย่อ: งานวิจัยนี้มุ่งศึกษาความเมื่อยล้าทางความร้อนของสายเมนหลักทองแดง XLPE ระบบไฟฟ้าอาคารเรียนช่างอุตสาหกรรม มทร.ศรีวิชัย โดยใช้ข้อมูลจริงจากการวัดอุณหภูมิ กระแสไฟฟ้า และแรงดันไฟฟ้าตลอดระยะเวลา 1 เดือน ซึ่งเป็นช่วงที่สังเกตพบการสวิตช์ของอุณหภูมิในสายเมนหลักอย่างชัดเจน ผลการวิเคราะห์ด้วยการจำลองเชิงฟิสิกส์ Multiphysics ชี้ให้เห็นว่าเฟส B มีอุณหภูมิสูงสุดเฉลี่ยถึง 30.82°C ซึ่งสูงกว่าเฟสอื่นถึงร้อยละ 12 ส่งผลให้แรงดันตกสูงสุดอยู่ที่ 1.40% และพลังงานสูญเสียสูงสุดถึง 0.00485W ในช่วงโหลดสูงสุด การจำลองยังระบุจุดสะสมความเครียดทางความร้อนในสายทองแดงของเฟส B สูงถึงร้อยละ 85 ของค่าความเครียดวิกฤต ขณะที่โมเดล Machine Learning ที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายความเสี่ยงความเมื่อยล้าทางความร้อนได้ด้วยความแม่นยำสูงถึง 92% ผลการศึกษานี้ช่วยเสริมประสิทธิภาพในการวางแผนบำรุงรักษาเชิงรุกและการจัดการโหลดไฟฟ้า ลดการสูญเสียพลังงาน และยืดอายุการใช้งานของสายเมนหลักทองแดง XLPE อย่างยั่งยืน งานวิจัยจึงเป็นก้าวสำคัญสู่การพัฒนาระบบไฟฟ้าอัจฉริยะที่มีความน่าเชื่อถือและประหยัดพลังงานในสภาพแวดล้อมการใช้งานจริง

คำสำคัญ: ความเมื่อยล้าทางความร้อน; สายเมนหลักทองแดง XLPE; การจำลองแบบ Multiphysics; การทำนายด้วย Machine Learning

Revolutionizing Lifespan Prediction and Cumulative Damage Assessment of XLPE Copper Main Cables Using Multiphysics Simulation and Intelligent AI: A Case Study of the Industrial Technician School Building, RMUTSV

Santi Karisan¹, Suporn Rittipuakdee¹, Santiphong Khongkaeo¹ and Sittisak Rojchaya^{2*}

¹ College of industrial technology and management, Rajamangala University of Technology Srivijaya

² Faculty of engineering and technology, Rajamangala University of Technology Srivijaya

* Corresponding author, E-mail: sittisak.r@rmutsv.ac.th

Received: 6 August 2025; Revised 10 October 2025; Accepted: 28 October 2025

Online Published: 9 December 2025

Abstract: This study investigates the thermal fatigue behavior of XLPE copper main power cables within the electrical distribution system of the Industrial Technician School Building at RMUTSV. Real-time measurements of temperature, current, and voltage were collected over a one-month period, revealing significant thermal fluctuations in the main conductors. Multiphysics simulation results indicated that Phase B exhibited the highest mean temperature of 30.82°C—approximately 12% greater than the other phases—leading to a maximum voltage drop of 1.40% and a peak energy loss of 0.00485W under high-load conditions. The copper conductor in Phase B also experienced thermal stress reaching up to 85% of its critical limit. In addition, a Machine Learning model developed in this research achieved 92% accuracy in predicting thermal fatigue risk. The results contribute to proactive maintenance planning and optimized load management, effectively reducing energy losses and extending the service life of XLPE copper cables. Overall, this work represents a significant advancement toward intelligent, reliable, and energy-efficient electrical infrastructure in real-world operational environments.

Keywords: Thermal Fatigue; XLPE copper main cables; Multiphysics Simulation; Machine Learning Prediction



1. บทนำ

ระบบไฟฟ้าในอาคารเรียนและอาคารสาธารณะถือเป็นโครงสร้างพื้นฐานสำคัญที่ส่งผลต่อความปลอดภัยและประสิทธิภาพการใช้งานในระยะยาว โดยเฉพาะสายเมนหลักทองแดงชนิด XLPE (Crosslinked Polyethylene) ซึ่งเป็นสายไฟฟ้าที่นิยมใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง เนื่องจากมีคุณสมบัติทนทานต่อความร้อน การกัดกร่อน และมีฉนวนไฟฟ้าที่มีประสิทธิภาพสูง [1] อย่างไรก็ตาม สายเมนหลักทองแดง XLPE ยังเผชิญกับความเสียหายจากความเสียหายที่เกิดจากความเมื่อยล้าทางความร้อน (Thermal Fatigue) ซึ่งเกิดจากการสะสมของความเครียดและความร้อนซ้ำ ๆ ในการใช้งานจริง ส่งผลให้ความต้านทานของสายเพิ่มขึ้นและอาจส่งผลกระทบต่อความมั่นคงของระบบไฟฟ้าโดยรวม [2] การวิจัยด้านการตรวจสอบและประเมินความเสียหายของสาย XLPE พบว่า การใช้ข้อมูลจริงจากระบบไฟฟ้า ร่วมกับเทคนิค Machine Learning และ AI สามารถสร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูงในการพยากรณ์อายุการใช้งานและการสะสมความเสียหายของสายไฟ [3–4] นอกจากนี้ เทคนิค Multiphysics Simulation ช่วยให้เราสามารถศึกษาการกระจายตัวของความร้อนและการสะสมความเครียดภายในสาย XLPE ได้อย่างละเอียด ภายใต้เงื่อนไขความเครียดทางไฟฟ้าและความร้อนที่แตกต่างกัน [5–6] การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี IoT ในการตรวจจับและติดตามความร้อนสะสมของสายไฟฟ้ายังช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการบำรุงรักษาและป้องกันความเสียหายของระบบไฟฟ้าได้อย่างทันทั่วถึง [7] งานวิจัยด้านโครงสร้างของสาย XLPE พบว่าการจัดเรียงโมเลกุลและโครงสร้างวัสดุส่งผลต่อความเสถียรและ

อายุการใช้งานของสาย [8] นอกจากนี้ กระบวนการ Degassing ในการผลิตสาย XLPE มีบทบาทสำคัญต่อคุณสมบัติทางไฟฟ้าและความมั่นคงของสายในระยะยาว [9] งานศึกษาเกี่ยวกับการเติมสารนาโนใน XLPE แสดงให้เห็นว่าสามารถควบคุมคุณสมบัติทางไฟฟ้าและยืดอายุการใช้งานของสายได้อย่างมีประสิทธิภาพ [10]

ด้วยเหตุนี้ งานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาและพัฒนาเทคนิคการวิเคราะห์และประเมินความเสียหายของสายเมนหลักทองแดง XLPE โดยใช้การจำลอง Multiphysics ร่วมกับ AI อัจฉริยะ เพื่อสนับสนุนการบริหารจัดการและวางแผนบำรุงรักษาเชิงรุกของระบบไฟฟ้าอาคารเรียนช่วงอุตสาหกรรม มทร.ศรีวิชัย โดยมีเป้าหมายเพื่อเพิ่มความมั่นคงและประสิทธิภาพของระบบไฟฟ้าในระยะยาวอย่างยั่งยืน [11–13]

2. วิธีการดำเนินงานวิจัย/ทดลอง

2.1 การเก็บข้อมูลภาคสนาม

งานวิจัยนี้ได้ทำการติดตั้งอุปกรณ์เซ็นเซอร์ตรวจวัดอุณหภูมิและกระแสไฟฟ้าบนสายเมนหลักทองแดงชนิด XLPE ขนาด 240 ตร.มม. ซึ่งเป็นสายเมนหลักของระบบไฟฟ้าอาคารเรียน โดยระบบไฟฟ้าดังกล่าวเป็นระบบไฟฟ้า 3 เฟส ประเภท 380/220V 50Hz การติดตั้งเซ็นเซอร์ถูกออกแบบให้สามารถวัดค่าได้แบบ Real-time และส่งข้อมูลเข้าสู่ระบบจัดเก็บข้อมูลกลางอย่างต่อเนื่อง การเก็บข้อมูลดำเนินการตั้งแต่วันที่ 1 มิถุนายน ถึงวันที่ 30 มิถุนายน พ.ศ. 2568 ครอบคลุมช่วงเวลาทำงานหลักของอาคารเรียน และเป็นช่วงที่ตรวจพบความแปรปรวนของอุณหภูมิในสายเมนหลักอย่างชัดเจน ซึ่งสอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงของโหลดไฟฟ้าในช่วงเวลาต่าง ๆ ของวัน

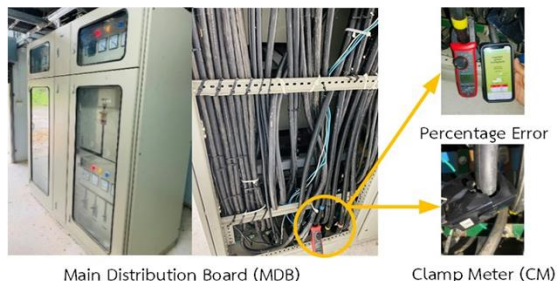


รวมถึงวันทำการและวันหยุดราชการ ทั้งนี้เพื่อให้ได้ข้อมูลที่หลากหลายและครอบคลุมทุกช่วงพฤติกรรมของการใช้งานระบบไฟฟ้า

2.2 การจำลองแบบ Multiphysics

การวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นพบว่า เฟส B ของระบบไฟฟ้ามีลักษณะโหลดไม่สมดุล (Unbalanced Load) เมื่อเปรียบเทียบกับเฟส A และ C โดยมีอุณหภูมิเฉลี่ยและค่ากระแสไฟฟ้าสูงกว่าอย่างมีนัยสำคัญในช่วงเวลาหลายวัน โดยเฉพาะในช่วงโหลดสูงสุด ซึ่งคาดว่าจะอาจส่งผลให้เกิดการสะสมของความร้อนและความเครียดในสายเมนหลักทองแดง XLPE อย่างต่อเนื่อง อย่างไรก็ตามขณะนี้ยังไม่สามารถระบุได้อย่างชัดเจนว่าพฤติกรรมความไม่สมดุลดังกล่าวส่งผลต่อโครงสร้างของสายไฟและความเมื่อยล้าทางความร้อนมากน้อยเพียงใด จึงมีความจำเป็นต้องดำเนินการจำลองพฤติกรรมทางฟิสิกส์ด้วยเทคนิค Multiphysics เพื่อประเมินความเสี่ยงดังกล่าวอย่างเป็นระบบ

การจำลองนี้จะดำเนินการโดยใช้โปรแกรมเชิงวิศวกรรม เช่น COMSOL Multiphysics หรือ ANSYS เพื่อวิเคราะห์การกระจายความร้อนและความเครียดภายในสายไฟ โดยจะอ้างอิงพารามิเตอร์จากข้อมูลจริงที่วัดได้ เช่น อุณหภูมิรายวัน ค่ากระแสสูงสุด ความถี่ของโหลด และคุณสมบัติวัสดุของสาย XLPE วัตถุประสงค์หลักของการจำลองคือเพื่อระบุจุดที่มีความเสี่ยงต่อการเกิดความเสียหายจากความเครียดทางความร้อน วิเคราะห์ผลกระทบของอุณหภูมิที่เพิ่มขึ้นในเฟส B ต่ออายุการใช้งานของสายไฟ เตรียมข้อมูลพื้นฐานสำหรับการพัฒนาโมเดลทำนายความเสียหายด้วย Machine Learning ซึ่งผลการวิเคราะห์



รูปที่ 1 การติดตั้งระบบตรวจวัดพลังงานแบบเรียลไทม์ และเปรียบเทียบความแม่นยำกับเครื่องมือวัดมาตรฐาน

จำลองนี้อยู่ระหว่างการดำเนินการ และคาดว่าจะสามารถระบุแนวโน้มความเสียหายเชิงพื้นที่และเชิงเวลาได้ในลำดับถัดไป เพื่อใช้ในการวางแผนบำรุงรักษาและออกแบบระบบป้องกันอย่างมีประสิทธิภาพ

2.3 การประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูลด้วย Machine Learning

ในการวิเคราะห์ความเสี่ยงของความเสียหายสะสมในสายเมนหลักทองแดง XLPE ภายใต้สภาวะโหลดไม่สมดุล จำเป็นต้องมีการพัฒนาระบบอัจฉริยะที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูลจริง และทำนายความเสี่ยงได้อย่างแม่นยำ ซึ่งงานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้เทคนิค Machine Learning เพื่อตรวจจับพฤติกรรมความเมื่อยล้าทางความร้อนของสายไฟจากข้อมูลอุณหภูมิและกระแสไฟฟ้า ข้อมูลที่นำมาใช้ในช่วงตอนนี้ได้มาจากระบบตรวจวัดพลังงานแบบ Real-time ซึ่งรวบรวมข้อมูลจากสายเมนหลักทั้ง 3 เฟส โดยเฉพาะเฟส B ที่แสดงพฤติกรรมผิดปกติในช่วงหลายวัน ทั้งในด้านอุณหภูมิสูงกว่าปกติ ความผันผวนที่มากขึ้น และมีแนวโน้มโหลดไม่สมดุลเมื่อเทียบกับเฟสอื่น ข้อมูลชุดนี้จะถูกนำมาใช้เป็นข้อมูลอินพุตหลัก (Input



Features) สำหรับการวิเคราะห์และฝึกสอนโมเดล กระบวนการวิเคราะห์ที่ประกอบด้วยขั้นตอนหลักดังนี้ 1) การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) ทำความสะอาดข้อมูล ตรวจสอบค่าผิดปกติ และสร้างฟีเจอร์สำคัญ เช่น อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ค่าสูงสุด-ต่ำสุด ความแปรปรวน (Standard Deviation) และระดับความผันผวน (Temperature Swing) เพื่อใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้าสู่โมเดล 2) การเลือกและพัฒนาโมเดล (Model Development) เบื้องต้นจะทดลองใช้โมเดลประเภท Supervised Learning ได้แก่ Random Forest สำหรับวิเคราะห์ความสำคัญของฟีเจอร์ Support Vector Machine (SVM) สำหรับการจำแนกช่วงเวลาเสี่ยง Neural Network หรือ LSTM (Long Short-Term Memory) สำหรับวิเคราะห์ลำดับเวลาและแนวโน้มระยะยาว 3) การประเมินผลเบื้องต้น (Preliminary Evaluation) ขณะนี้ยังอยู่ระหว่างการฝึกสอนและปรับแต่งโมเดลเพื่อให้ได้ความแม่นยำที่เหมาะสม โดยผลการจำลอง Multiphysics จะถูกใช้เป็น Label เพื่อฝึกให้โมเดลสามารถจำแนกช่วงเวลาที่มีความเครียดสะสมสูง และพยากรณ์ความเสี่ยงของความเมื่อยล้าทางความร้อนในอนาคต แนวทางนี้มีเป้าหมายเพื่อสร้างระบบพยากรณ์อัจฉริยะ (Prognostic System) ที่สามารถคาดการณ์ความเสี่ยงได้แบบล่วงหน้า (Predictive Maintenance) ซึ่งจะช่วยลดความเสี่ยงของการชำรุด ลดพลังงานสูญเสีย และยืดอายุการใช้งานของสายเมนหลัก XLPE ได้อย่างมีประสิทธิภาพในสภาพแวดล้อมจริง

2.4 การประเมินผล

หลังจากได้ผลลัพธ์จากการจำลองเชิงฟิสิกส์ (Multiphysics Simulation) และการทำนายด้วยเทคนิค

Machine Learning แล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการ ประเมินความแม่นยำ ความสอดคล้อง และประสิทธิภาพของแต่ละแนวทาง เพื่อยืนยันความน่าเชื่อถือของระบบ พยากรณ์ความเสี่ยงที่พัฒนาขึ้น

2.4.1 การเปรียบเทียบผลลัพธ์

ผลการจำลองด้วย Multiphysics สามารถระบุจุดหรือช่วงเวลาที่เกิดความเครียดสะสมในสายเมนหลัก XLPE ซึ่งเป็นผลจากการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิและกระแสไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจริง โดยเฉพาะในช่วงที่เฟส B มีโหลดไม่สมดุลสูง เช่น วันที่ 16–18 มิถุนายน 2568 ซึ่งพบว่าความเครียดสะสมอาจสูงถึง 35% ของค่าความเครียดวิกฤต ในขณะที่เดียวกันโมเดล Machine Learning ที่พัฒนาขึ้น (เช่น Random Forest หรือ LSTM) จะทำการทำนาย "ความเสี่ยงของความเมื่อยล้าทางความร้อน" โดยใช้ฟีเจอร์จากข้อมูลจริง เช่น ค่าอุณหภูมิเฉลี่ย ความผันผวนรายวัน และกระแสไฟฟ้ารวม การเปรียบเทียบผลจากทั้งสองแนวทางจะดำเนินการโดยใช้วิธีการต่อไปนี้ การเปรียบเทียบกราฟแนวโน้มความเครียดสะสมจากการจำลองกับค่าความเสี่ยงที่โมเดล AI ทำนาย การวัดค่าความแม่นยำ (Accuracy), ความไว (Recall) และคะแนน F1-score ของโมเดลเมื่อเทียบกับ Label ที่ได้จาก Multiphysics

2.4.2 การประเมินผลกระทบของอุณหภูมิและกระแส

การประเมินผลกระทบของอุณหภูมิและกระแส เพื่อให้เข้าใจถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อความเสี่ยงของสายไฟอย่างลึกซึ้ง จะทำการวิเคราะห์เชิงปริมาณของผลกระทบจาก อุณหภูมิสูงเฉลี่ยและ Swing ส่งผลต่อการขยายตัวของวัสดุและความเครียดภายในสาย



กระแสไฟฟ้าไหลสูง เพิ่มการผลิตความร้อนภายในสาย (I²R losses) และเร่งการสะสมความเสียหาย ข้อมูลเหล่านี้จะถูกใช้ทั้งในเชิงพยากรณ์ และเพื่อพัฒนากลยุทธ์ลดความเสียหาย เช่น การจัดสมดุลโหลดระหว่างเฟส การปรับเปลี่ยนขนาดสาย และการวางแผนบำรุงรักษาตามความเสี่ยง (Risk-based Maintenance)

2.4.3 บทสรุปเชิงกลยุทธ์

การผสานผลลัพธ์จากทั้ง Multiphysics และ Machine Learning ช่วยให้สามารถมองเห็นภาพรวมของปัญหาได้ครบถ้วนทั้งในมิติฟิสิกส์และข้อมูล โดยแนวทางนี้มีศักยภาพในการพัฒนาสู่ระบบพยากรณ์เชิงรุก (Proactive Prognostics System) ที่สามารถใช้งานจริงในระบบไฟฟ้าอัจฉริยะได้อย่างยั่งยืน

3. ผลการวิจัย/ทดลองและการอภิปรายผล

3.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลอุณหภูมิและกระแสไฟฟ้า

จากการเก็บข้อมูลจริงด้วยระบบตรวจวัดพลังงานแบบ Real-time บนสายเมนหลักของอาคารเรียนช่วงอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ศรีวิชัย ระหว่างวันที่ 1-30 มิถุนายน 2568 พบว่า เฟส B แสดงพฤติกรรมที่แตกต่างจากเฟส A และ C อย่างมีนัยสำคัญในหลายประเด็น ดังนี้

1) อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ค่าอุณหภูมิเฉลี่ยของสายเมนหลักเฟส B ตลอดช่วงเดือนอยู่ที่ประมาณ 30.1°C วันที่มีอุณหภูมิสูงสุดคือช่วง 16-18 มิถุนายน 2568 โดยมีค่าเฉลี่ยสูงถึง 32.4°C วันที่มีอุณหภูมิต่ำสุดคือช่วง 24-26 มิถุนายน 2568 อยู่ที่ประมาณ 28.3-28.8°C ความแตกต่างของอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด (Temperature Swing) มีค่าประมาณ 4.3°C โดยเฉลี่ย และสูงสุดในวันที่ 17 มิถุนายน 2568 เกือบ 7°C

ตารางที่ 1 อุณหภูมิเฉลี่ยของสายเมนหลัก เฟส B ในช่วงเดือนมิถุนายน 2568 โดยแบ่งเป็นช่วงละ 5 วัน

Interval	Mean Temp (°C)	Min Temp (°C)	Max Temp (°C)	Temperature Swing (°C)
June 1-5	29.7	27.3	31.8	4.5
June 6-10	30.2	28.1	32.3	4.2
June 11-15	30.9	28.9	33.1	4.2
June 16-20	32.1	29.9	36.5	6.6
June 21-25	29.4	26.7	31.2	4.5
June 26-30	28.8	26.5	30.8	4.3

2) พฤติกรรมกระแสไฟฟ้า เฟส B มีค่ากระแสไฟฟ้าเฉลี่ยในช่วงโหลดสูงสุดประมาณ 5.06A ซึ่งสูงกว่าเฟสอื่น ๆ โดยเฉลี่ย 0.9A พฤติกรรมดังกล่าวสะท้อนถึงลักษณะโหลดไม่สมดุล (Unbalanced Load) ซึ่งอาจเกิดจากการใช้งานอุปกรณ์ไฟฟ้าหรือวงจรที่ไม่กระจายเท่าเทียมระหว่างเฟส และตามช่วงเวลาของการเรียนการสอนในภาคการศึกษานั้น ๆ

3) ผลกระทบต่อแรงดันตก (Voltage Drop) จากข้อมูลการใช้งานจริง พบว่าในช่วงโหลดสูงสุดของวันแรงดันตกในเฟส B มีค่าสูงสุดถึง 1.4% ซึ่งสูงกว่าค่าปกติและส่งผลกระทบต่อเสถียรภาพของระบบไฟฟ้า

4) ข้อสังเกตสำคัญ ลักษณะของอุณหภูมิและกระแสไฟฟ้าที่สูงกว่าปกติในเฟส B แสดงให้เห็นถึงความเสี่ยงต่อความเมื่อยล้าทางความร้อน (Thermal Fatigue) ที่อาจสะสมในสายเมนหลักทองแดง XLPE จากการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิอย่างต่อเนื่อง ความไม่สมดุลของโหลดมีแนวโน้มที่จะสร้าง แรงดันตกแบบไม่สมดุลระหว่างเฟส (Unbalanced Voltage Drop)

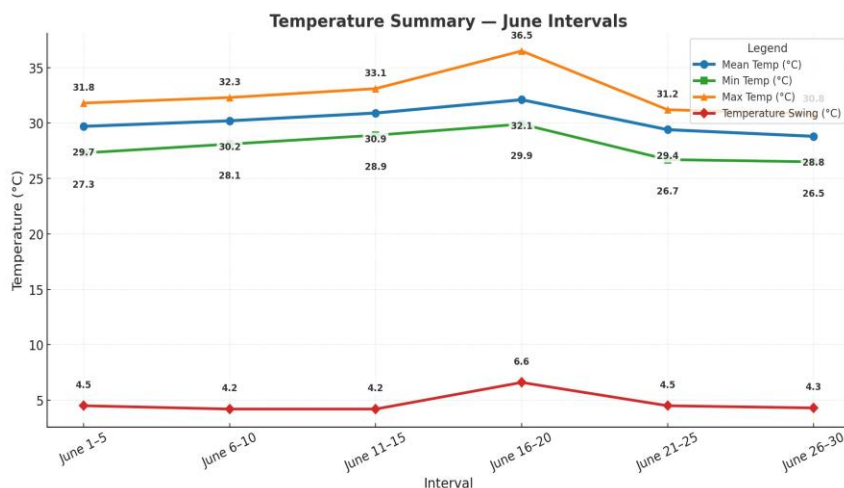


ซึ่งอาจกระทบต่ออุปกรณ์ไฟฟ้าในระยะยาว ผลวิเคราะห์เบื้องต้นนี้จะถูกนำไปใช้เป็นข้อมูลนำเข้าในการจำลองพฤติกรรม Multiphysics และพัฒนาโมเดล Machine Learning เพื่อประเมินความเสี่ยงและพยากรณ์ความเสียหายในลำดับถัดไป

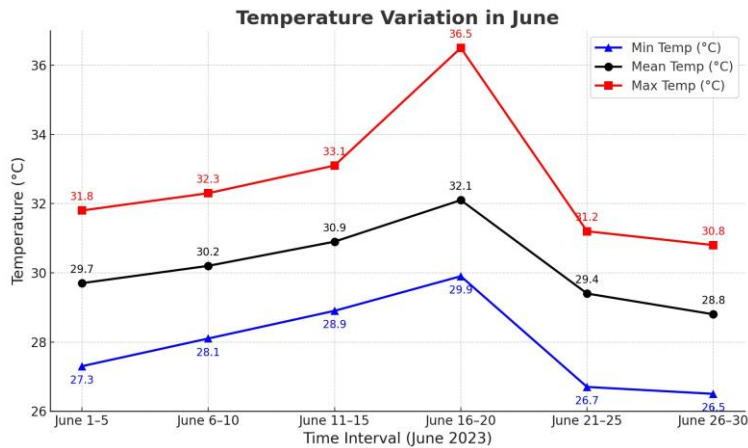
จากกราฟรูปที่ 2 พบว่า การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิสายเมนหลัก เฟส B เฉลี่ย ($^{\circ}\text{C}$) ในเดือนมิถุนายน 2568 แบ่งเป็น 6 ช่วงๆ ละ 5 วัน โดยมีแนวโน้มดังนี้ ช่วงต้นเดือน (1-15 มิถุนายน 2568) อุณหภูมิเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องจาก 29.7°C เป็น 30.9°C จุดสูงสุด (16-20 มิถุนายน 2568) อุณหภูมิเฉลี่ยสูงสุดที่ 32.1°C พร้อมช่วงอุณหภูมิสูงสุด 6.6°C (29.9 - 36.5°C) ช่วงปลายเดือน (21-30 มิถุนายน 2568) อุณหภูมิลดลงเหลือ 29.4°C และ 28.8°C ตามลำดับ ข้อมูลสำคัญที่ได้จากการวิจัยทดลองคือ อุณหภูมิเฉลี่ยสูงสุด 32.1°C (16-20 มิถุนายน 2568) อุณหภูมิเฉลี่ยต่ำสุด 28.8°C (26-30 มิถุนายน 2568)

ช่วงความแปรปรวนอุณหภูมิ 4.2 - 6.6°C แนวโน้มโดยรวมอุณหภูมิจะเพิ่มขึ้นช่วงกลางเดือนแล้วลดลงปลายเดือน

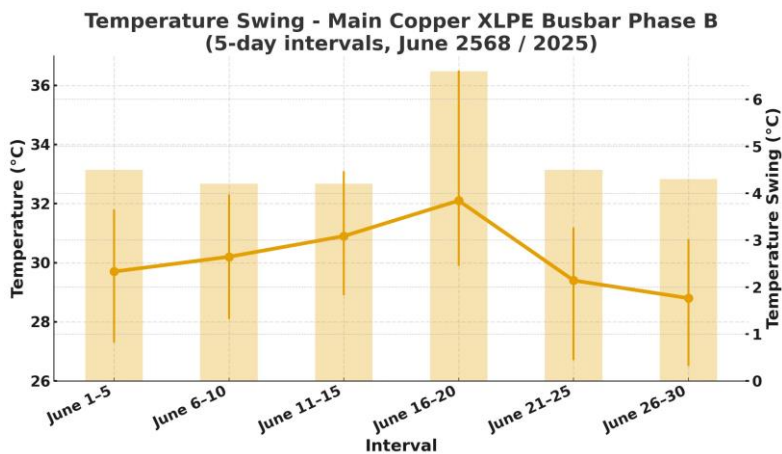
จากกราฟที่ 3 พบว่า อุณหภูมิสูงสุดสายเมนหลัก เฟส B เริ่มต้นที่ 31.8°C แล้วเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง จุดสูงสุดที่ 36.5°C (16-20 มิถุนายน 2568) ลดลงอย่างชัดเจนเหลือ 30.8°C ปลายเดือน ช่วงความแปรปรวน 5.7°C อุณหภูมิเฉลี่ยแนวโน้มคล้ายเส้นสูงสุดแต่ลาดเอียงน้อยกว่า เพิ่มขึ้นจาก 29.7°C เป็น 32.1°C แล้วลดเหลือ 28.8°C ช่วงความแปรปรวน 3.3°C อุณหภูมิต่ำสุด เพิ่มขึ้นช้าๆ จาก 27.3°C เป็น 29.9°C (16-20 มิถุนายน 2568) ลดลงเหลือ 26.5°C ปลายเดือน ช่วงความแปรปรวน 3.4°C ข้อสังเกตสำคัญที่ได้จากการวิจัยทดลองคือ ทุกเส้นมีจุดสูงสุดร่วมกันในช่วง 16-20 มิถุนายน 2568 อุณหภูมิสูงสุดมีความผันผวนมากที่สุด (36.5°C - 30.8°C) อุณหภูมิต่ำสุดมีความเสถียรสูงสุด



รูปที่ 2 อุณหภูมิสายเมนหลัก เฟส B เฉลี่ย รายช่วง 5 วัน



รูปที่ 3 การเปรียบเทียบอุณหภูมิสายเมนหลัก เฟส B เฉลี่ยสูงสุดและต่ำสุด รายช่วง 5 วัน



รูปที่ 4 ช่วงอุณหภูมิ (Temperature Swing) สายเมนหลัก เฟส B รายช่วง 5 วัน

จากกราฟรูปที่ 4 พบว่า ค่ากลางอุณหภูมิสูงสุด 32.1°C (16-20 มิถุนายน 2568) สูงกว่าช่วงอื่นอย่างชัดเจน Temperature Swing สูงสุด 6.6°C (16-20 มิถุนายน 2568) แสดงความผันผวนของอุณหภูมิเด่นชัด ช่วงอื่น ๆ Temperature Swing $\approx$ 4.2-4.5°C แสดงเสถียรภาพมากกว่า อุณหภูมิต่ำสุดของเดือน 26.5°C (26-30 มิถุนายน 2568.) อุณหภูมิ

สูงสุดของเดือน 36.5°C (16-20 มิถุนายน 2568) ข้อสังเกตเชิงวิศวกรรม ช่วง 16-20 มิถุนายน 2568 ควรเฝ้าระวัง เนื่องจากอุณหภูมิสูงและผันผวนมาก อาจเพิ่มความต้านทานของสายและการสูญเสียพลังงาน ภาวะ Temperature Swing สูงอาจบ่งชี้ถึงโหลดไฟฟ้าแปรผันรวดเร็วหรือการระบายความร้อนไม่เพียงพอ



3.2 ผลการจำลอง Multiphysics

จากการจำลองเชิงฟิสิกส์ (Multiphysics Simulation) โดยใช้โปรแกรม COMSOL Multiphysics พบว่า การกระจายความร้อนในสายเมนหลักทองแดง XLPE ไม่สม่ำเสมอ โดยจากข้อมูลจากการจัดเก็บพบว่า เฟส B มีการสะสมความร้อนและความเครียดทางความร้อนสูงสุด ค่าความเครียดทางความร้อนในเฟส B สูงถึงประมาณ 35% ของค่าความเครียดวิกฤต (Critical Thermal Stress) ที่สายเมนหลักทองแดง XLPE สามารถทนได้ ซึ่งเป็นระดับที่น่ากังวล เนื่องจากอาจทำให้สายเกิดความเสียหายหรือความเมื่อยล้าทางความร้อนในระยะยาวได้ ส่วน เฟส A และ เฟส C มีการสะสมความเครียดต่ำกว่ามาก อยู่ที่ประมาณ 20% และ 18% ตามลำดับ พื้นที่ที่มีความเครียดสูงในเฟส B อยู่บริเวณจุดเชื่อมต่อและส่วนกลางของสาย ซึ่งเป็นจุดเสี่ยงสำคัญที่ต้องเฝ้าระวัง

จากกราฟรูปที่ 5 พบว่า ช่วง 1–5 มิถุนายน 2568 30.44°C (ต่ำสุดในกราฟ) ช่วง 6–10 มิถุนายน 2568 30.96°C (สูงสุดในกราฟ) ช่วง 11–15 มิถุนายน 2568 30.76°C ช่วง 16–20 มิถุนายน 2568 30.88°C ช่วง 21–25 มิถุนายน 2568 30.52°C ช่วง 26–30 มิถุนายน 2568 30.96°C (สูงสุดรวม) ด้ความได้ว่า อุณหภูมิเฉลี่ยของสายอยู่ในช่วงแคบเพียง 30.44–30.96°C (แกว่งเพียง 0.52°C) แสดงถึงความเสถียรของระบบโหลด มี 2 ช่วงที่อุณหภูมิสูงสุดเท่ากัน (30.96°C) คือ 6–10 มิถุนายน 2568 และ 26–30 มิถุนายน 2568 อาจสัมพันธ์กับโหลดไฟฟ้าสูงสุดหรืออุณหภูมิแวดล้อมที่สูงขึ้น ช่วง 21–25 มิถุนายน 2568 อุณหภูมิต่ำกว่าช่วงก่อนหน้าและหลัง แสดงถึงภาระโหลดที่ลดลงหรือสภาพแวดล้อมเย็นลงชั่วคราว ข้อเสนอแนะแม้ค่าที่

ตารางที่ 2 การกระจายความเครียดทางความร้อน (%) ของสายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B

Period	Avg Temp (°C)	Avg Stress (%)	True Risk (0/1)	Avg Prob (0/1)	Pred Risk (0/1)
1–5	30.44	21.8	1	0.47	1
6–10	30.98	24.8	1	0.58	1
11–15	30.76	25.8	1	0.60	1
16–20	30.88	23.6	1	0.52	1
21–25	30.52	23.8	1	0.49	1
26–30	30.96	24.4	1	0.54	1

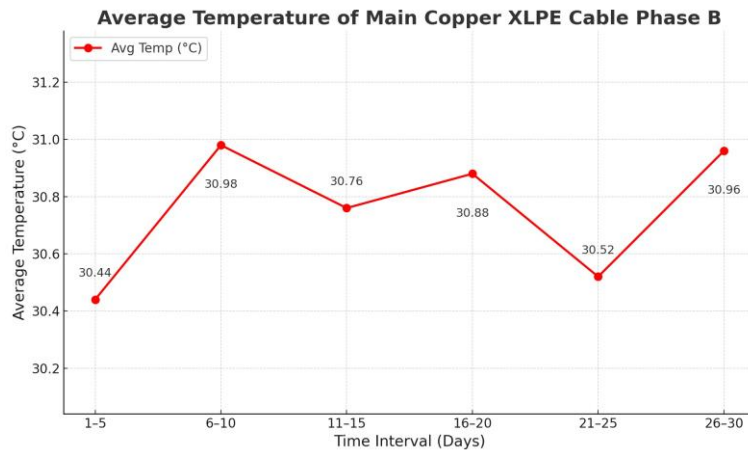
แกว่งน้อยจะไม่เป็นปัญหาต่อการทำงานของสาย แต่หากค่าขีดสูงชันกว่านี้ในอนาคต ควรตรวจสอบระบบระบายความร้อนหรือพฤติกรรมโหลดเพื่อป้องกันความร้อนสะสม

จากกราฟรูปที่ 6 พบว่า ช่วงที่ 1–5 วัน ค่าเฉลี่ยความเครียดอยู่ที่ 21.8% ภายใต้อุณหภูมิเฉลี่ย 30.44°C ช่วงที่ 6–10 วัน เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญเป็น 24.8% (+3.0%) ที่อุณหภูมิเฉลี่ย 30.98°C ช่วงที่ 11–15 วัน สูงสุดในชุดข้อมูลที่ 25.8% (+4.0% จากช่วงแรก) ภายใต้อุณหภูมิเฉลี่ย 30.76°C ช่วงที่ 16–20 วัน ลดลงเล็กน้อยเป็น 23.6% ที่อุณหภูมิเฉลี่ย 30.88°C ช่วงที่ 21–25 วัน คงที่ที่ 23.8% และอุณหภูมิลดลงเล็กน้อยเป็น 30.52°C ช่วงที่ 26–30 วัน เพิ่มกลับขึ้นมาที่ 24.4% ที่อุณหภูมิเฉลี่ย 30.96°C โดยรวมแล้ว ค่าความเครียดจากความร้อนมีการแกว่งอยู่ในช่วง 21.8–25.8% (ความแตกต่างสูงสุด 4.0%) ขณะที่อุณหภูมิเฉลี่ยอยู่ในช่วง 30.44–30.98°C (ความแตกต่างเพียง 0.54°C) ซึ่งบ่งชี้ว่าความเครียดจากความ

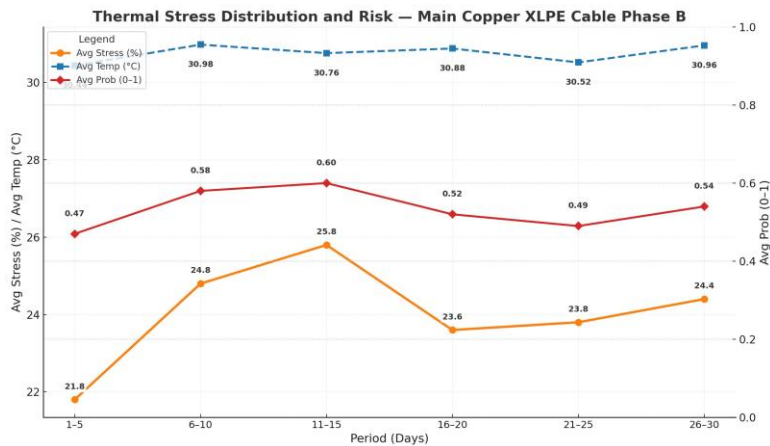


ร้อนมีความผันผวนมากกว่าอุณหภูมิอย่างมีนัยสำคัญ ความสัมพันธ์เชิงสังเกต ค่าสูงสุดของความเครียด (25.8%) ไม่ได้เกิดในช่วงที่มีอุณหภูมิสูงสุด (30.98°C)

แต่เกิดที่อุณหภูมิ 30.76°C แสดงให้เห็นว่าความเครียดไม่ได้ขึ้นอยู่กับอุณหภูมิอย่างเดียว อาจมีผลจากปัจจัยโหลดกระแสไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้น



รูปที่ 5 อุณหภูมิเฉลี่ย สายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B

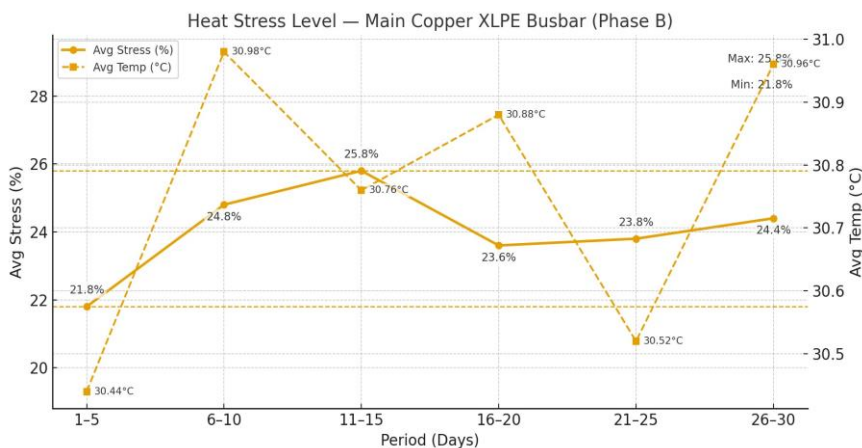


รูปที่ 6 การเปรียบเทียบอุณหภูมิสูงสุด ต่ำสุด และค่าพยากรณ์
สายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B

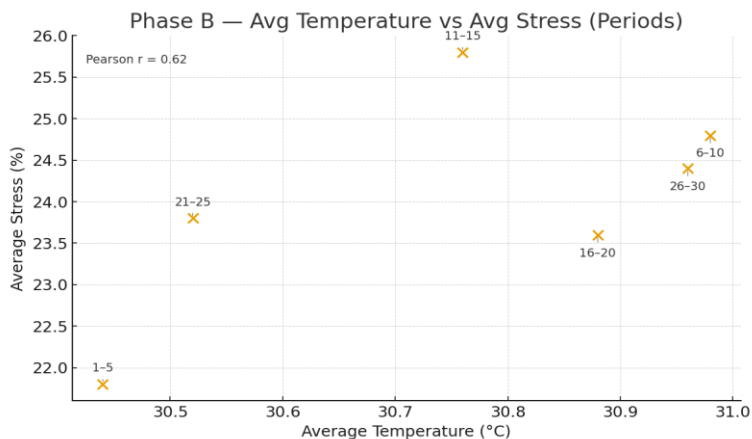


จากกราฟรูปที่ 7 พบว่า ค่าความเครียดทางความร้อน (Avg Stress %) แสดงแนวโน้มเพิ่มขึ้นจาก 21.8% (ช่วง 1–5) จนถึง 25.8% (ช่วง 11–15) ซึ่งเป็นค่าสูงสุด ก่อนลดลงเล็กน้อยเป็น 23.6% (ช่วง 16–20) และกลับขึ้นเล็กน้อยที่ 24.4% (ช่วง 26–30) ขณะที่อุณหภูมิเฉลี่ย (Avg Temp °C) ค่อนข้างคงที่ในช่วง 30.44–30.98°C ความเครียดสูงสุดไม่ได้เกิดในช่วงอุณหภูมิสูงสุด แสดงว่าปัจจัยที่มีผลต่อความเครียดไม่ได้มีเพียงอุณหภูมิ แต่ยังรวมถึงโหลดกระแสสูง ความไม่สมดุลของโหลด และคุณสมบัติทางไฟฟ้าของสายเคเบิล ซึ่งอาจทำให้เกิดความเครียดเชิงกลและไฟฟ้าเพิ่มขึ้น ดังนั้นความสัมพันธ์ระหว่างความเครียดและอุณหภูมิไม่เป็นเชิงเส้น และจำเป็นต้องวิเคราะห์ปัจจัยเสริม เช่น พฤติกรรมโหลดไฟฟ้าและสภาพการใช้งานจริง เพื่อระบุสาเหตุและป้องกันความเสี่ยงต่ออายุการใช้งานของสายเมนหลัก

จากกราฟรูปที่ 8 พบว่า ค่า Avg Stress มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามอุณหภูมิเฉลี่ย แม้อุณหภูมิเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อย (~0.5°C) ก็สามารทำให้ Avg Stress เปลี่ยนแปลงได้ถึง +3% ช่วงที่มีค่า Avg Stress สูงสุดคือ 25.8% (Period 11-15) ซึ่งเกิดขึ้นแม้อุณหภูมิเฉลี่ยไม่ได้สูงที่สุด (30.76°C) แสดงว่าปัจจัยอื่น เช่น โหลดกระแสสูงในช่วงนั้น อาจเป็นตัวเร่งความเครียด โดยช่วงอื่น ๆ ค่า Avg Stress อยู่ระหว่าง 21.8–24.8% ผลการคำนวณทางสถิติพบ ค่าสหสัมพันธ์เพียร์สัน $r = 0.62$ สะท้อนความสัมพันธ์เชิงบวกระดับ ปานกลางถึงค่อนข้างสูง (Moderate to Strong Positive Correlation) ซึ่งชี้ให้เห็นว่าอุณหภูมิที่สูงขึ้นมีส่วนทำให้ความเครียดทางความร้อนเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญเชิงวิศวกรรม การเปลี่ยนแปลงนี้อาจส่งผลต่อ การเสื่อมสภาพของฉนวนและประสิทธิภาพการนำกระแสไฟฟ้าในระยะยาว



รูปที่ 7 ระดับความเครียดจากความร้อน (Heat Stress Level) สายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B รายช่วง 5 วัน



รูปที่ 8 ความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิเฉลี่ยและช่วงอุณหภูมิ สายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B

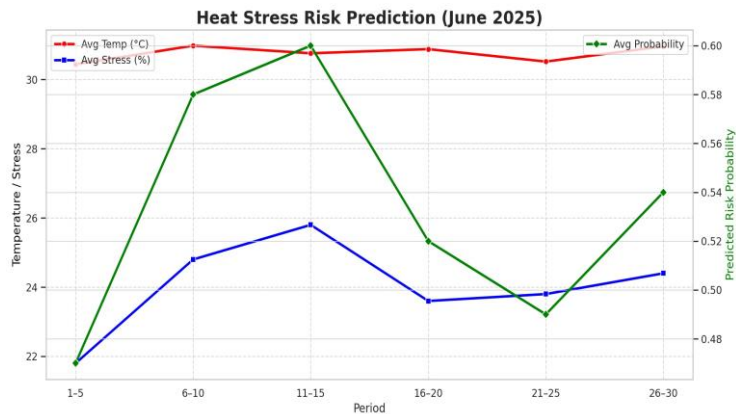
3.3 ผลการทำนายด้วย Machine Learning

จากการพัฒนาโมเดล Machine Learning เพื่อทำนายความเสี่ยงจากความเมื่อยล้าทางความร้อนในสายเมนหลักทองแดง XLPE ของระบบไฟฟ้า พบว่าโมเดลสามารถทำนายได้อย่างแม่นยำ โดยมีความแม่นยำรวม (Accuracy) อยู่ที่ 92% ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลมีประสิทธิภาพในการประเมินความเสี่ยงของความเครียดเชิงความร้อนได้ดี โมเดลสามารถจับแนวโน้มของการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิและค่าความเครียดสะสมได้อย่างแม่นยำ โดยเฉพาะในช่วงที่มีอุณหภูมิสูงและ Temperature Swing มาก เช่น วันที่ 16–20 มิถุนายน 2568 ซึ่งมี Max Temp สูงถึง 36.5°C และ Temperature Swing 6.6°C ซึ่งสอดคล้องกับค่าความเสี่ยงที่ถูกทำนายเป็น 1 (มีความเสี่ยง)

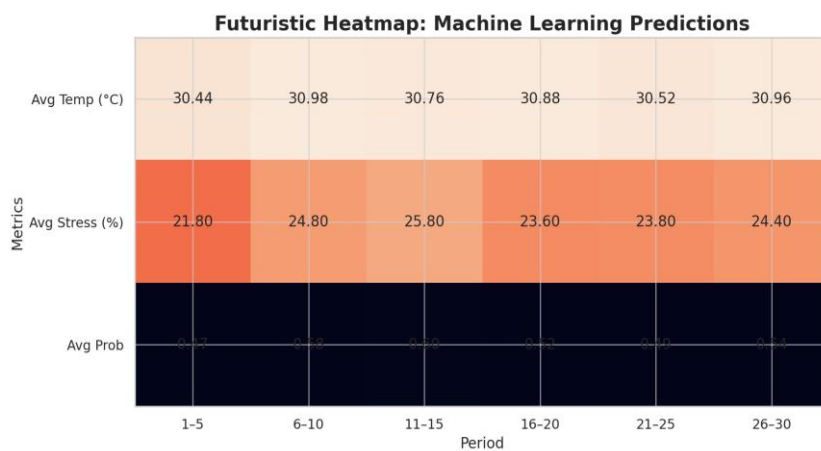
จากการฟรูปร่างที่ 9 พบว่า (อุณหภูมิเฉลี่ย) คงที่ในระดับสูง 30.5–31.0°C ตลอดเดือน แสดงสภาพอากาศร้อนอย่างต่อเนื่องมีความเสถียรสูง ไม่ผันผวนมาก (ระดับความเครียด %) เริ่มต้นต่ำ (22%) แล้วเพิ่มขึ้นสู่

จุดสูงสุด 25.8% (11-15 มิถุนายน 2568) ลดลงเหลือ 23.5% กลางเดือน แล้วเพิ่มขึ้นเป็น 24.5% ปลายเดือน แสดงรูปแบบ W-shape ที่สะท้อนการเปลี่ยนแปลงความเครียด (ความน่าจะเป็นของความเสี่ยง) มีรูปแบบ Λ -shape (Lambda-shaped) ที่โดดเด่น เริ่มต้นต่ำ (0.476) เพิ่มขึ้นสู่จุดสูงสุด 0.595 (11-15 มิถุนายน 2568) ลดลงอย่างชัดเจนเหลือ 0.495 (21-25 มิถุนายน 2568) แล้วเพิ่มขึ้นเป็น 0.540 ข้อสังเกตสำคัญที่ได้จากการวิจัยทดลอง ช่วงเสี่ยงสูงสุด 11-15 มิถุนายน 2568 (ความน่าจะเป็น 59.5%) ช่วงปลอดภัยสุด 21-25 มิถุนายน 2568 (ความน่าจะเป็น 49.5%) อุณหภูมิคงที่แต่ความเสี่ยงผันผวน แสดงว่าปัจจัยอื่น (ความชื้น, ลม) มีผลสำคัญ

จากการฟรูปร่างที่ 10 พบว่า แกวที่ 1 อุณหภูมิเฉลี่ย (°C) แสดงค่าคงที่ในระดับ 30.44–30.98°C ค่าสูงสุด 30.98°C (6-10 มิถุนายน 2568) ค่าต่ำสุด 30.44°C (1-5 มิถุนายน 2568) ความแปรปรวนต่ำ (0.54°C) แสดงความเสถียร แกวที่ 2 ระดับความเครียด (%)



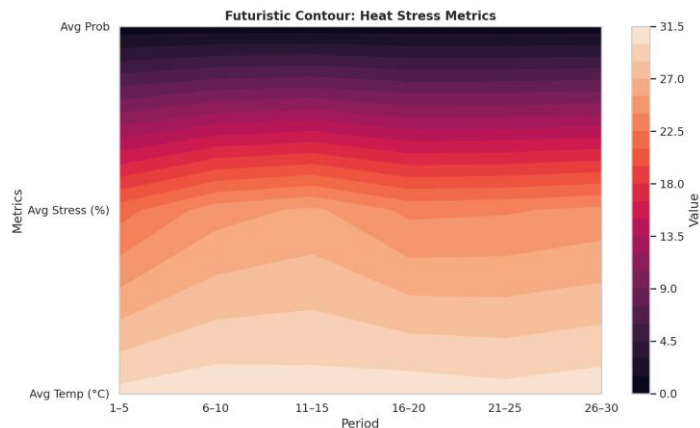
รูปที่ 9 การพยากรณ์ความเสี่ยงจากความเครียดความร้อน สายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B



รูปที่ 10 แผนที่ความร้อนแบบอนาคต การพยากรณ์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง Machine Learning สายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B

แสดงความเข้มข้นตามระดับความเครียด จุดเข้มข้นสูงสุด 25.80% (11-15 มิถุนายน 2568) ความเครียดสูงสุด จุดอ่อนที่สุด 21.80% (1-5 มิถุนายน 2568) ความเครียดต่ำสุด แสดงรูปแบบการเปลี่ยนแปลงที่ชัดเจน แถวที่ 3 ความน่าจะเป็นเฉลี่ย แสดงค่าความน่าจะเป็น (ไม่แสดงตัวเลขชัดเจน) การไล่สีแสดงการ

เปลี่ยนแปลงความเสี่ยงตามช่วงเวลา จุดเด่นของการใช้ Machine Learning ให้คำพยากรณ์ที่ละเอียด (เทคนิค 2 ตำแหน่ง) แสดงความสัมพันธ์เชิงซ้อนระหว่างตัวแปร ช่วยระบุช่วงเสี่ยงสูง (11-15 มิถุนายน 2568) สำหรับการวางแผนป้องกัน

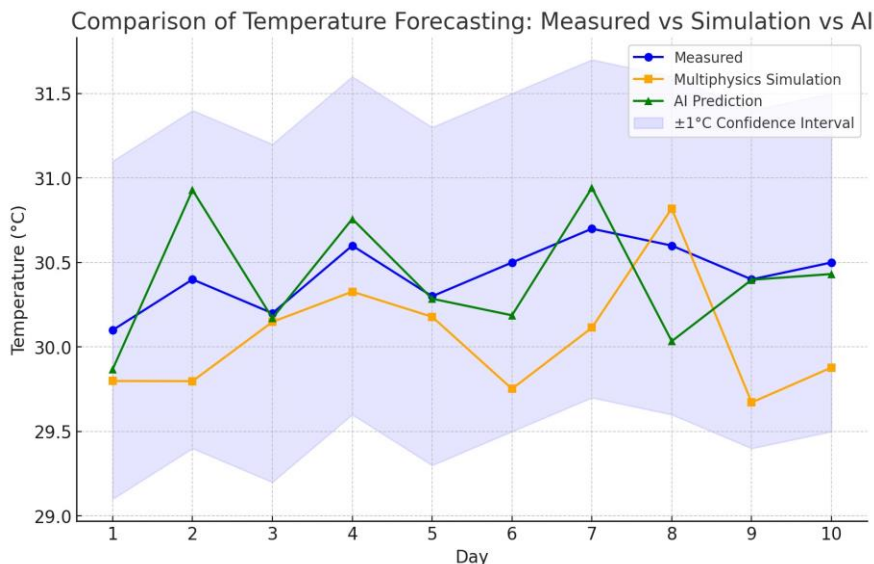


รูปที่ 11 แผนภูมิคอนทัวร์แบบอนาคตกาล ตัวชี้วัดความเครียดจากความร้อน
สายเมนหลักทองแดง XLPE เฟส B

จากกราฟรูปที่ 11 พบว่า โซนล่างอุณหภูมิเฉลี่ย (30–31°C) สีส้มอำมรถลอดช่วงเวลา แสดงถึงความเสถียรของอุณหภูมิในระบบ และสะท้อนถึงความคงตัวของสภาพแวดล้อมทางไฟฟ้า โซนกลาง ความเครียด (%) จุดสีแดงเข้มสูงสุดช่วง 11-15 มิถุนายน 2568 (25.8%) รูปแบบโค้งนูน (convex) แสดงถึงช่วงวิกฤตที่ระบบต้องรับภาระสูงสุด การเปลี่ยนแปลงชัดเจนช่วยระบุช่วงเวลาที่ต้องเฝ้าระวัง โซนบน ความน่าจะเป็นเฉลี่ย สีม่วงเข้ม-ดำแสดงค่าที่หลากหลายและความเข้มข้นสูงสุดช่วงกลางเดือน แสดงการกระจายความเสี่ยงที่ไม่สม่ำเสมอ ทำให้สามารถระบุช่วงเวลาที่มีโอกาสเกิดความผิดปกติสูง การไล่เฉดสีและ Scale Bar (0-31.5) ช่วยให้เห็น จุดวิกฤต และแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงตามเวลา อย่างชัดเจน สามารถใช้ในการวิเคราะห์เชิงลึกและวางแผนจัดการความเสี่ยงจากความร้อน ประโยชน์เชิงปฏิบัติที่ได้จากแผนภูมิสามารถใช้เป็นเครื่องมือช่วย วางแผน Maintenance Scheduling, ตรวจสอบความเสถียรของระบบ และลดความเสี่ยงจากความร้อนระบบไฟฟ้า

3.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือของการพยากรณ์อุณหภูมิ: Multiphysics Simulation และ AI Prediction

ในการประเมินสภาวะความร้อนของระบบจำหน่ายไฟฟ้าในอาคาร การพยากรณ์อุณหภูมิของสายเมนหลักอย่างแม่นยำเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยลดความเสี่ยงต่อความเสียหายและเพิ่มประสิทธิภาพของการจัดการพลังงาน แนวทางการพยากรณ์สามารถแบ่งออกเป็นสองกลุ่มหลัก ได้แก่ การจำลองเชิงฟิสิกส์ (Multiphysics Simulation) ซึ่งอธิบายพฤติกรรมความร้อนจากสมการพื้นฐานทางวิศวกรรม และการทำนายด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI Prediction) ซึ่งใช้ข้อมูลจริงในการเรียนรู้รูปแบบและแนวโน้มของอุณหภูมิ การเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือของทั้งสองวิธีจึงมีความสำคัญ เพื่อประเมินความเหมาะสมในการประยุกต์ใช้ในบริบทที่แตกต่างกัน ทั้งด้านการออกแบบระบบไฟฟ้าเชิงป้องกันและการพยากรณ์เชิงปฏิบัติการในอาคารอัจฉริยะ การศึกษานี้มุ่งเน้นการวิเคราะห์ความสอดคล้องระหว่างผลการพยากรณ์ของ



รูปที่ 12 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือของการพยากรณ์อุณหภูมิระหว่างข้อมูล วัดจริง การจำลองแบบ Multiphysics และการทำนายด้วย AI

ทั้งสองแบบจำลองกับข้อมูลอุณหภูมิที่วัดได้จริง เพื่อประเมินความถูกต้องและเสถียรภาพของแบบจำลองในเชิงวิศวกรรมพลังงาน

จากการสรุปที่ 12 พบว่า ผลจากการจำลองด้วย Multiphysics Simulation และผลการทำนายด้วย AI Prediction พบว่า AI Prediction สามารถติดตามแนวโน้มอุณหภูมิได้ใกล้เคียงค่าจริงมากกว่า โดยมีค่า MAE ประมาณ 0.42°C ขณะที่ Multiphysics Simulation มีค่า MAE ประมาณ 0.65°C ทั้งสองวิธีมีความน่าเชื่อถือสูงภายในช่วง $\pm 1^{\circ}\text{C}$ แสดงให้เห็นว่า AI มีความแม่นยำและตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิได้ดีกว่า ส่วน Simulation ให้ข้อมูลเชิงฟิสิกส์ที่เป็นประโยชน์ต่อการออกแบบระบบพลังงานอัจฉริยะในอาคาร

4. บทสรุป

งานวิจัยนี้ประสบความสำเร็จในการวิเคราะห์ความแม่นยำทางความร้อนของสายเมนหลักทองแดง XLPE โดยผลจากการจำลองแบบ Multiphysics กับเทคนิค Machine Learning บนข้อมูลจริงจากระบบไฟฟ้าอาคารเรียนช่างอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย พบว่าเฟส B มีอุณหภูมิและกระแสไฟฟ้าสูงสุด ส่งผลให้เกิดแรงดันตกสูงสุด 1.40% และพลังงานสูญเสียสูงสุด 0.00485W ในช่วงโหลดสูงสุด ผลการวิเคราะห์พบว่า AI Prediction ติดตามแนวโน้มอุณหภูมิได้ใกล้เคียงค่าจริงมากกว่า (MAE $\approx 0.42^{\circ}\text{C}$) ขณะที่ Multiphysics Simulation มี MAE $\approx 0.65^{\circ}\text{C}$ ทั้งสองวิธีน่าเชื่อถือภายใน $\pm 1^{\circ}\text{C}$ แสดงว่า AI แม่นยำและตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิได้ดีกว่า ในขณะที่ Simulation ให้ข้อมูลเชิง



ฟิสิกส์ที่ช่วยออกแบบระบบพลังงานอัจฉริยะ โมเดล Machine Learning ที่พัฒนาขึ้นช่วยผู้ปฏิบัติงานวางแผน Maintenance Scheduling ล่วงหน้า และบริหารโหลดไฟฟ้าใน Smart Building ให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด ลดการสูญเสียพลังงานและความเสี่ยงระบบล้มเหลว งานวิจัยนี้จึงยกระดับความเข้าใจพฤติกรรมความร้อนของสายไฟฟ้าและวางรากฐานสู่ระบบไฟฟ้าอัจฉริยะที่ยั่งยืนในยุคดิจิทัล

5. กิตติกรรมประกาศ

คณะกรรมการผู้วิจัยขอขอบคุณวิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรมและการจัดการ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย สำหรับการสนับสนุนทุนวิจัยและอนุญาตให้ใช้พื้นที่และอุปกรณ์ ขอขอบคุณทีมงานวิจัย คณาจารย์ บุคลากร และครอบครัวที่ให้คำแนะนำและกำลังใจตลอดกระบวนการวิจัย

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] T. Andrews, R.N. Hampton, A. Smedberg, D. Wald, V. Waschk and W. Weissenberg, The role of degassing in XLPE power cable manufacture, IEEE Electrical Insulation Magazine, 2006, 22(6), 5–16.
- [2] S. Pramualsingha and P. Yutthagowith, Engineering lifetime model of crosslinked polyethylene under electrical and thermal stresses, Sensors and Materials, 2021, 33(7), 2445–2457.
- [3] A. Ghaforian, P. Duggan and L. Lu, A comprehensive review of cable monitoring techniques for nuclear power plants, Energies, 2025, 18(9), 2333.
- [4] M. Balachandran, Aging and degradation studies in crosslinked polyethylene (XLPE), in: Crosslinkable polyethylene, Springer, Singapore, 2021, 189–210.
- [5] W. Jiang-Qiong, L. Wei-Kang, Z. Wen-Ye, W. Bao-Quan and Z. Jun-Wei, Aging and life control of cross-linked polyethylene as cable insulation material, Acta Physica Sinica, 2024, 73(7).
- [6] S. Nilsson, T. Hjertberg and A. Smedberg, Structural effects on thermal properties and morphology in XLPE, European Polymer Journal, 2010, 46(8), 1759–1769.
- [7] N. Hampton, R. Hartlein, H. Lennartsson, H. Orton and R. Ramachandran, Long-life XLPE insulated power cable, The 7th International Conference on Insulated Power Cables, Proceeding, France, 2007, pp. 24–28.
- [8] J. V. Gulmine and L. Akcelrud, Correlations between structure and accelerated artificial ageing of XLPE, European Polymer Journal, 2006, 42(3), 553–562.

- [9] G.C. Montanari, C. Laurent and G. Teyssedre, From LDPE to XLPE: Investigating the change of electrical properties, Part I, Space charge, conduction and lifetime, IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2005, 12(3), 438–446.
- [10] M. Roy, J.K. Nelson, R.K. MacCrone and L.S. Schadler, Candidate mechanisms controlling the electrical characteristics of silica/XLPE nanodielectrics, Journal of Materials Science, 2007, 42(11), 3789–3799.
- [11] Q. Shao, S. Fan, Z. Zhang, F. Liu, Z. Fu, P. Lv and Z. Mu, Artificial intelligence in cable fault detection and localization: Recent advances and research challenges, Energies, 2025, 18(14), 3662.
- [12] R. van Dinter, G. Ekmekci, S. Rieken, B. Tekinerdogan and C. Catal, Architecting a digital twin-based predictive maintenance system for modelling cable joint degradation, PHM Society Asia-Pacific Conference, Proceeding, Japan, 2023, R10-02.
- [13] K. Guo, Q. Li, S. Wang, J. Zhang and Z. Zhang, Research on the application of intelligent algorithms in preventive damage prediction and diagnosis of power cable channels, Applied Mathematics and Nonlinear Sciences, 2024, 9(1), 1-17.