

การเฝ้าระวังความเสี่ยงไฟฟ้าสำรองด้วยฟัซซีเชิงกฎและกราฟพึ่งพา Risk Surveillance for Backup Power Systems Using Rule-Based Fuzzy Inference and Dependency Graphs

วรายุทธ แซ่หนา* และ หาญพล มิตรวงศ์
Warayut Saena* & Hanphon Mitwong

สาขาวิชาเทคโนโลยีอุตสาหกรรม คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏภูเก็ต
Industrial Technology Program, Faculty of Science and Technology, Phuket Rajabhat University

Submitted 19/09/2025; Revised 23/09/2025; Accepted 15/11/2025

บทคัดย่อ

การจ่ายไฟฟ้าอย่างต่อเนื่องมีความสำคัญต่อโรงงานอุตสาหกรรมในภาคใต้ฝั่งอันดามัน หากเกิดการหยุดชะงักเพียงไม่กี่วินาทีอาจทำให้การผลิตหยุดชะงักและกระทบความต่อเนื่องทางธุรกิจ ระบบเฝ้าระวังเครื่องสำรองไฟฟ้าเดิมที่อาศัยวิธีเกณฑ์คงที่มีกสรสร้างสัญญาณเตือนเกินความจำเป็นหรือเตือนช้าในช่วงวิกฤต งานวิจัยนี้จึงนำเสนอเฟรมเวิร์กกราฟฟัซซี ซึ่งประกอบด้วยสององค์ประกอบหลัก ได้แก่ ระบบอนุมานฟัซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลป (LO-FIS) ที่ใช้การกำหนดเกณฑ์เทรชโฮลด์แทนการแปลงค่าฟัซซีเป็นค่าจริง เพื่อสร้างเอาต์พุตทวิภาค (0 = ปกติ, 1 = วิกฤต) และกราฟพึ่งพาที่สะท้อนการแพร่กระจายความเสี่ยงจากเครื่องสำรองไฟฟ้าไปยังอุปกรณ์สำคัญ เฟรมเวิร์กถูกติดตั้งบน raspberry Pi และเชื่อมต่อกับเครื่องสำรองไฟ Syndome HE-RT-1-3K ในการทดลองได้มีการจำลองเหตุขัดข้องที่ควบคุมได้หลายระดับ พร้อมบันทึกข้อมูลต่อเนื่องรวม 72 ชั่วโมง ครอบคลุมช่วงโหลดหลากหลาย จำนวนข้อมูล 4,321 ตัวอย่าง ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ให้ค่าความแม่นยำ 99.32%, ความสามารถในการตรวจจับ 97.14%, และคะแนน F1 เท่ากับ 98.07% มีการแจ้งเตือนผิดพลาดเพียง 1 ครั้ง และสร้างระยะเวลาแจ้งเตือนล่วงหน้า เฉลี่ยประมาณ 30 วินาทีก่อนเหตุไฟดับจริง แนวทางนี้จึงสามารถเพิ่มความน่าเชื่อถือและความทนทานของระบบไฟฟ้าสำรองในโรงงานอุตสาหกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ระบบไฟฟ้าสำรอง ตรรกะฟัซซี ทฤษฎีกราฟ การเฝ้าระวังและแจ้งเตือน

*ผู้ประสานงานหลัก (Corresponding Author)

E-mail: warayut@pkru.ac.th

Abstract

Continuous power supply is critical for factories in Thailand's Andaman region because even short interruptions can stop production and affect business continuity. Conventional UPS monitoring with fixed thresholds often creates too many alarms or alerts too late during critical events. This paper presents a fuzzy-graph framework with two main parts: (1) a linear overlap fuzzy inference system (LO-FIS) that uses threshold mapping instead of defuzzification to produce binary outputs (0 = normal, 1 = critical), and (2) a dependency graph that shows how risk can propagate from the UPS to other devices. The framework is implemented on a raspberry Pi and connected to a Syndrome HE-RT-1-3K UPS. We inject controlled faults at different levels and record data continuously for 72 hours, covering a wide range of loads (4,321 samples). The results show that our method achieves precision 99.32%, recall 97.14%, and F1-score 98.07%, with only one false alarm, and provides an average lead time of about 30 seconds before actual outages. These outcomes indicate improved reliability and resilience for industrial backup power systems.

Keywords: backup power systems, fuzzy logic, graph theory, monitoring and alarming

บทนำ

จังหวัดฝั่งอันดามันของภาคใต้ประเทศไทยมีบทบาทเชิงเศรษฐกิจที่สำคัญ ทั้งในด้านอุตสาหกรรมการผลิตและภาคบริการ โดยเฉพาะอุตสาหกรรมปาล์มน้ำมันและยางพาราซึ่งเป็นแหล่งวัตถุดิบหลักในการผลิตและการส่งออกที่สร้างรายได้มหาศาลให้แก่ประเทศ ขณะเดียวกันภาคการท่องเที่ยวและบริการในพื้นที่ดังกล่าว ยังมีความสำคัญต่อการสร้างรายได้และการจ้างงานที่มีความเชื่อมโยงโดยตรงกับเศรษฐกิจท้องถิ่นและเศรษฐกิจมหภาคของประเทศ [1, 2] การพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานดิจิทัลจึงเป็นกลไกสำคัญในการขับเคลื่อนศักยภาพทางเศรษฐกิจของภูมิภาค โดยเฉพาะอย่างยิ่งศูนย์ข้อมูล (data center) และระบบควบคุมอัตโนมัติที่อาศัยการประมวลผลแบบเรียลไทม์ การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก และการเชื่อมโยงข้อมูลในห่วงโซ่อุปทาน ความต่อเนื่องและความเสถียรของระบบโครงสร้างพื้นฐานดิจิทัลดังกล่าวมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการดำเนินงานด้านอุตสาหกรรมและบริการ หากเกิดความสะดุดหรือการหยุดชะงักของระบบไฟฟ้า อาจส่งผลกระทบต่อกระบวนการผลิตปาล์มน้ำมันและยางพารา รวมถึงก่อให้เกิดความเสียหายต่อฐานข้อมูลด้านโลจิสติกส์และซัพพลายเชน ซึ่งเป็นหัวใจหลักของการจัดการอุตสาหกรรมสมัยใหม่ อีกทั้งยังส่งผลกระทบต่อระบบบริการนักท่องเที่ยวที่ต้องพึ่งพาการจัดการข้อมูลแบบบูรณาการความล้มเหลวของระบบจึงอาจนำไปสู่การสูญเสียรายได้ การเสียโอกาสทางธุรกิจ และต้นทุนสูงในการกู้คืนระบบ [3, 4]

อุตสาหกรรมการผลิตและภาคบริการโดยส่วนใหญ่มักใช้แนวทางการแก้ไขปัญหาความไม่ต่อเนื่องของระบบไฟฟ้าด้วยการติดตั้งเครื่องสำรองไฟฟ้า (UPS) เพื่อทำหน้าที่ป้องกันเบื้องต้นและรักษาการดำเนินงานของระบบให้สามารถทำงานได้อย่างต่อเนื่อง [5] อย่างไรก็ตาม วิธีการเฝ้าระวังการทำงานของสำรองไฟฟ้าที่ใช้กันทั่วไปโดยอาศัยเกณฑ์การแจ้งเตือนแบบคงที่ (fixed thresholds) กลับก่อให้เกิดข้อจำกัดหลายประการ โดยเฉพาะปัญหาการแจ้งเตือนที่มากเกินไปจนเกิดความจำป็น เช่น การแจ้งเตือนจากการทดสอบแบตเตอรี่ตามรอบ การตกคร่อมแรงดันในช่วงเวลาสั้น หรือความผันผวนของโหลดเพียงชั่วคราว ซึ่งล้วนส่งผลให้ผู้ปฏิบัติงานเกิดภาวะอ่อนล้าจากสัญญาณเตือน (alarm fatigue) และลดทอนประสิทธิภาพในการตอบสนองต่อสถานการณ์จริง [6] ในทางกลับกัน เมื่อเกิดเหตุการณ์ผิดปกติที่มีความรุนแรงจริง เช่น การขาดหายของไฟฟ้ากระแสสลับ (AC failure) ระบบการแจ้งเตือนกลับมีแนวโน้มที่จะล่าช้า เนื่องจากต้องรอให้ค่าพารามิเตอร์ด้านไฟฟ้าลดลงถึงเกณฑ์วิกฤตก่อนที่จะส่งสัญญาณเตือน [7] ความล่าช้านี้ไม่เพียงทำให้ผู้ปฏิบัติงานสูญเสียโอกาสในการเตรียมการรับมืออย่างทันท่วงที แต่ยังอาจนำไปสู่ความเสียหายรุนแรงต่อสายการผลิต ฐานข้อมูลด้านโลจิสติกส์ รวมถึงระบบบริการที่ต้องพึ่งพาโครงสร้างพื้นฐานด้านดิจิทัลอย่างมีเสถียรภาพอีกด้วย จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องพบว่า งานวิจัยจำนวนมากมุ่งใช้แนวทางการประมวลผลด้วยตรรกะฟัซซี (fuzzy logic) เพื่อจัดการกับความไม่แน่นอนของสัญญาณจากเครื่องสำรองไฟฟ้า [8–10] ขณะที่อีกส่วนหนึ่งใช้ทฤษฎีกราฟ (graph theory) ในการวิเคราะห์ความเสี่ยงเชิงโครงสร้าง โดยเฉพาะการประเมินผลกระทบแบบลูกโซ่ (cascading effects) [11] ถึงแม้ทั้งสองแนวทางจะมีศักยภาพ แต่ยังไม่มีความชัดเจนที่บูรณาการจุดแข็งของทั้งสองวิธีเข้าด้วยกันอย่างเป็นระบบ เพื่อให้สามารถรองรับทั้งความไม่แน่นอนและความซับซ้อนเชิงโครงสร้างของระบบไฟฟ้าได้พร้อมกัน

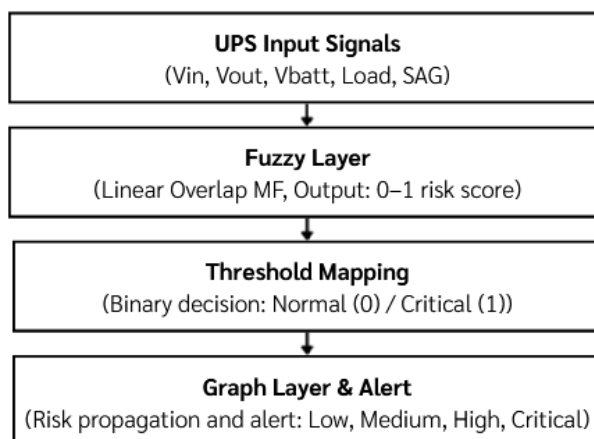
ดังนั้น การพัฒนาเฟรมเวิร์กกราฟฟัซซีที่บูรณาการระบบอนุมานฟัซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลป (linear overlap fuzzy inference system, LO-FIS) เข้ากับกราฟพึ่งพา (dependency graph) สามารถยกระดับความแม่นยำในการเฝ้าระวัง พร้อมทั้งลดการแจ้งเตือนที่ไม่จำเป็นของเครื่องสำรองไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาเฟรมเวิร์กกราฟฟัซซีสำหรับตรวจจับความผิดปกติและวิเคราะห์ผลกระทบของเครื่องสำรองไฟฟ้า
2. เพื่อประเมินประสิทธิภาพเฟรมเวิร์กบนระบบจริงด้วยการจำลองเหตุการณ์ขัดข้อง (fault injection) และตัวชี้วัดหลัก

วิธีดำเนินการวิจัย

1. คณะผู้วิจัยได้ดำเนินการศึกษาและรวบรวมแนวคิด ทฤษฎี และผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับกราฟฟัซซีเพื่อนำมาใช้เป็นพื้นฐานในการพัฒนาแนวทางวิจัย
2. พัฒนาเฟรมเวิร์กกราฟฟัซซี (ภาพที่ 1) และนำเสนอเฟรมเวิร์กที่ผสมผสานระบบอนุมานฟัซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเข้ากับกราฟพึ่งพาเพื่อให้สามารถลดการแจ้งเตือนผิดพลาด และวิเคราะห์การแพร่กระจายของผลกระทบได้พร้อมกัน เฟรมเวิร์กกราฟฟัซซีถูกติดตั้งบน Raspberry Pi 4 ซึ่งเป็นไมโครคอมพิวเตอร์แบบบอร์ดเดี่ยวที่นิยมใช้สำหรับงานประมวลผลที่ขอบเครือข่าย (edge computing) เนื่องจากมีต้นทุนต่ำ ขนาดกะทัดรัด และรองรับการทำงานแบบเรียลไทม์ โดยขั้นตอนการทำงานภายในเฟรมเวิร์กกราฟฟัซซีประกอบด้วยกระบวนการต่าง ๆ ดังนี้



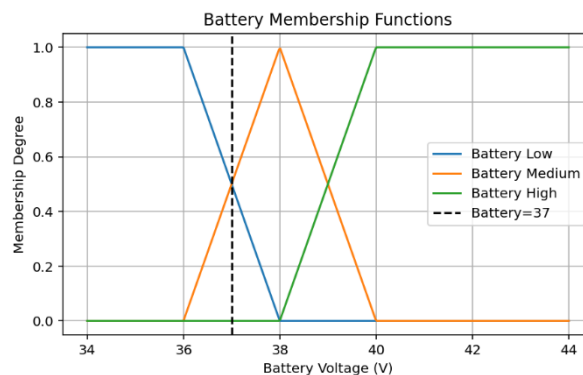
ภาพที่ 1 สถาปัตยกรรมเฟรมเวิร์กกราฟฟัซซี

ขั้นตอนการทำงานภายในเฟรมเวิร์กประกอบด้วย

1) ชั้นสัญญาณการทำงานเครื่องสำรองไฟฟ้า (UPS input signals layer) ทำหน้าที่รับข้อมูลสัญญาณจากเครื่องสำรองไฟฟ้า โดยใช้งานคอมพิวเตอร์แบบฝังตัว Raspberry Pi 4 เชื่อมต่อกับเครื่องสำรองไฟฟ้ารุ่น Syndrome HE-RT-1-3K ผ่านซอฟต์แวร์ PowerWalker WinPower จัดเก็บข้อมูลเชิงปริมาณของพารามิเตอร์หลัก ประกอบด้วย แรงดันขาเข้า (V_{in}) แรงดันขาออก (V_{out}) แรงดันแบตเตอรี่ (V_{batt}) และภาระโหลด (Load) ซึ่งถูกนำมาคำนวณค่าความต่างศักย์ตกคร่อม (SAG) อย่างต่อเนื่องต่อเนื่อง 72 ชั่วโมง ได้ชุดข้อมูล 4,321 ตัวอย่าง ระหว่างการบันทึกมีการจำลองเหตุขัดข้องแบบสุ่มเวลา โดยการหยุดป้อนแรงไฟฟ้าเข้าเครื่องสำรองไฟฟ้าตามระยะเวลา ได้แก่ สั้น (2–8 วินาที) กลาง (10–20 วินาที) และ ยาว (30–60 วินาที) ภายใต้ระดับโหลดประมาณ 30%, 60% และ 90% ตามลำดับ

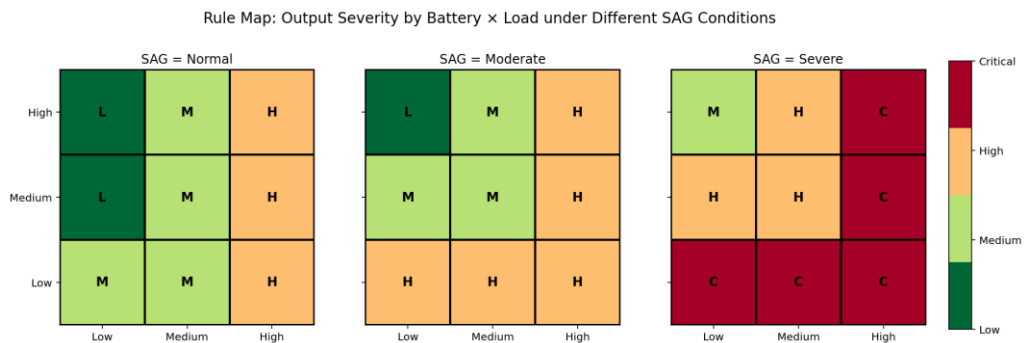
2) ชั้นฟัซซี (Fuzzy layer) ข้อมูลที่ได้จากระบบเครื่องสำรองไฟฟ้าถูกส่งผ่านเข้าสู่ชั้นฟัซซี โดยประยุกต์ใช้ระบบอนุมานฟัซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเพื่อแปลงค่าตัวแปรเชิงปริมาณให้อยู่ในรูปค่าฟัซซีที่มีช่วงค่าระหว่าง 0 ถึง 1 การประมวลผลในชั้นดังกล่าวส่งผลให้ได้ค่าฟัซซี ผลลัพธ์ดังกล่าวยังไม่ถือเป็นค่าการประเมินขั้นสุดท้าย แต่ทำหน้าที่เป็นข้อมูลเชิงฟัซซีสำหรับการประมวลผลในลำดับถัดไป

3) ชั้นการกำหนดเกณฑ์เทรชโฮลด์ (threshold mapping) ผลลัพธ์ค่าความเสี่ยงเชิงต่อเนื่องที่ได้จากชั้นฟัซซีจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าเทรชโฮลด์ (threshold, T) เพื่อจำแนกผลลัพธ์ให้อยู่ในรูปแบบทวิภาค ได้แก่ 0 หมายถึงปกติ และ 1 หมายถึงวิกฤต (ภาพที่ 2) ผลลัพธ์นี้ทำหน้าที่เป็นค่าความเสี่ยงเริ่มต้นก่อนที่จะนำไปใช้ในกระบวนการคำนวณในขั้นตอนถัดไป



ภาพที่ 2 ฟังก์ชันสมาชิก (Membership Functions)

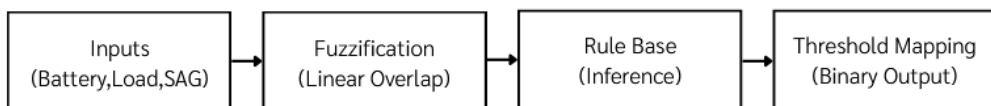
เมื่อได้ทำการกำหนดฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปร ระบบจะทำการสร้างกฎอนุมาน (inference rules) เพื่อระบุความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่นำเข้าสู่ระบบและระดับความเสี่ยงที่ระบบคำนวณได้ กฎอนุมานดังกล่าวถูกออกแบบให้ครอบคลุมความเป็นไปได้ของสถานการณ์ที่เกิดจากการรวมค่าของตัวแปร ได้แก่ แบตเตอรี่ ภาระโหลด และค่าความต่างศักย์ตกคร่อม สามารถสรุปผลลัพธ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมดในรูปของแผนที่กฎ (rule map) ซึ่งประกอบด้วยจำนวนทั้งสิ้น 27 กรณีตามชุดค่าผสมของตัวแปรทั้งสาม (ภาพที่ 3)



ภาพที่ 3 Rule map ของ Mamdani FIS

อย่างไรก็ตาม ระบบอนุมานเชิงตรรกะคลุมเครือแบบแมมดานี (Mamdani FIS) ยังมีข้อจำกัดเรื่องความไม่ต่อเนื่องของระดับการเตือนและความไวต่อสัญญาณรบกวนใกล้เคียงกันแบ่งเกณฑ์ เพื่อแก้ปัญหานี้ งานวิจัยนี้จึงใช้ระบบอนุมานฟัซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเป็นกลไกหลักของเฟรมเวิร์กกราฟฟัซซี สำหรับการประเมินความเสี่ยงของระบบเครื่องสำรองไฟฟ้า โดยใช้สัญญาณการทำงานจากเครื่องสำรองไฟฟ้าประกอบด้วยข้อมูล แบตเตอรี่ ภาระโหลด และค่าความต่างศักย์ตกคร่อม มาผ่านการแปลงค่าเป็นฟัซซีด้วยฟังก์ชันสมาชิก และกฎ IF-THEN แบบเดียวกับระบบอนุมานเชิงตรรกะคลุมเครือแบบแมมดานี วิธีการนี้ให้ผลเป็นคะแนนความเสี่ยงต่อเนื่อง $r \in [0,1]$ แทนการแปลงเป็นระดับการเตือนแบบไม่ต่อเนื่อง 4 ชั้น ตามแนวทางดั้งเดิมที่ต้องแปลงค่าฟัซซีเป็นค่าจริง ซึ่งมักไวต่อสัญญาณรบกวนใกล้เคียงกัน

จากนั้นระบบอนุมานฟัซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปจะทำการกำหนดเกณฑ์เทรชโฮลด์ โดยใช้เกณฑ์เทรชโฮลด์ที่ 0.5 เป็นจุดกึ่งกลาง แล้วค่อยปรับตามบริบทเพื่อหาค่าที่สมดุลที่สุด เพื่อสร้างผลลัพธ์ทวิภาค $y \in \{0,1\}$ โดยนิยาม $y=1$ เมื่อ $r \geq \tau$ (เสี่ยงสูงสุด) และ $y=0$ เมื่อ $r < \tau$ (เสี่ยงต่ำสุด) ผลลัพธ์ y ในแต่ละช่วงเวลา t จะถูกกำหนดเป็นความเสี่ยงเริ่มต้น ($R(t)$) ก่อนเข้าสู่ชั้นกราฟ เพื่อคำนวณการแพร่กระจายความเสี่ยง (risk propagation) (ภาพที่ 4)



ภาพที่ 4 โครงสร้างการทำงานของระบบอนุมานฟัซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลป

4) ชั้นกราฟ (graph layer) และการแจ้งเตือน ผลลัพธ์จากระบบอนุมาณฟuzzyแบบลิเนียร์โอเวอร์แลป ถูกนำเข้าสู่กราฟพึ่งพาซึ่งแทนอุปกรณ์ UPS-Server-Switch ในระบบ เพื่อคำนวณการแพร่กระจายของความเสี่ยง โดยผลลัพธ์สุดท้ายจะถูกจัดระดับการแจ้งเตือนเป็น 4 ระดับ ได้แก่ ต่ำ, กลาง, สูง และวิกฤต โดยการแจ้งเตือนนี้ไม่เพียงระบุว่าระบบสำรองไฟฟ้าเครื่องใดอยู่ในภาวะวิกฤตเท่านั้น แต่ยังแสดงถึงระดับความรุนแรงของผลกระทบที่สามารถแพร่กระจายไปสู่อุปกรณ์อื่น ๆ ภายในระบบเครือข่ายด้วย จากนั้นได้สร้างกราฟมีทิศทาง โดยกำหนดโหนดให้แทนอุปกรณ์ระบบสำรองไฟฟ้าและสวิตช์เครือข่ายที่ติดตั้งในแต่ละชั้นของอาคาร และกำหนดเส้นเชื่อม (edges) ให้แทนเส้นทางการจ่ายพลังงานระหว่างอุปกรณ์ การทดลองได้กำหนดค่าน้ำหนักการพึ่งพา (dependency weight, w_{ij}) เพื่อสะท้อนระดับการเชื่อมต่อ โดยพิจารณาทั้งกรณีที่พึ่งพาเต็มรูป ($w_{ij} = 1.0$) และกรณีที่มีการจ่ายไฟแบบสำรองหรือหลายเส้นทาง ($w_{ij} < 1.0$) การแพร่กระจายของความเสี่ยงถูกคำนวณตามสมการ (1)

$$R_j = \max(R_i \times w_{ij}) \quad (1)$$

โดยที่

R_i คือ ค่าความเสี่ยงของโหนดต้นทาง (เช่นเครื่องสำรองไฟฟ้าหรือสวิตช์หลัก)

R_j คือ ค่าความเสี่ยงของโหนดปลายทาง (สวิตช์ลูก/อุปกรณ์ที่เชื่อมต่อ)

w_{ij} คือ ค่าน้ำหนักการพึ่งพาจากโหนด i ไปยังโหนด j

3. ประเมินประสิทธิภาพของระบบอนุมาณฟuzzyแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปที่ได้พัฒนาและทดสอบบนระบบสำรองไฟฟ้า รุ่น Syndrome HE-RT-1-3K เชื่อมต่อกับ Raspberry Pi 4 โดยจำลองสถานการณ์ไฟฟ้าขัดข้องและระดับโหลดต่าง ๆ เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีอื่น ๆ ดังนี้

1) วิธีเกณฑ์ทางที่ วิธีนี้กำหนดเกณฑ์ว่า หากแรงดันแบตเตอรี่ต่ำกว่า 38 โวลต์ จะถือว่าอยู่ในสถานะวิกฤตทันที โดยไม่คำนึงถึงตัวแปรอื่น

2) วิธีระบบอนุมาณเชิงตรรกะคลุมเครือแบบแมมดानीที่แปลงสัญญาณการทำงานเครื่องสำรองไฟฟ้าเป็นฟuzzyด้วยฟังก์ชันสามเหลี่ยมและใช้กฎ $3 \times 3 \times 3$ เพื่อคำนวณผลลัพธ์ก่อนแปลงให้อยู่ในรูปแบบ “ปกติ” หรือ “วิกฤต”

3) วิธีแยกกลุ่มข้อมูลเพื่อหาค่าผิดปกติโดยใช้อัลกอริทึม isolation forest ทำการเรียนรู้จากข้อมูลสถานะปกติ จากนั้นนำค่าคะแนนการตัดสินใจมาแปลงให้เป็นผลลัพธ์แบบสองสถานะ สำหรับการฝึกและทดสอบ แบ่งข้อมูลตามลำดับเวลาเป็นชุดฝึก 60 เปอร์เซ็นต์ ชุดทดสอบ 20 เปอร์เซ็นต์ และชุดตรวจสอบความถูกต้อง 20 เปอร์เซ็นต์

4) วิธีระบบอนุมาณฟuzzyแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปที่แปลงสัญญาณการทำงานเครื่องสำรองไฟฟ้าให้อยู่ในรูปค่าความเป็นสมาชิกด้วยฟังก์ชันที่ซ้อนทับกันในลักษณะเชิงเส้น จากนั้นใช้กฎแบบแมมดानीเพื่อคำนวณระดับความเสี่ยงเชิงต่อเนื่อง ก่อนนำไปเปรียบเทียบกับค่าเกณฑ์เพื่อจำแนกผลลัพธ์เป็นสถานะปกติหรือสถานะวิกฤต

4. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของเฟรมเวิร์กที่ใช้ตัวชี้วัดอัตราการแจ้งเตือนผิดพลาด ค่าความแม่นยำ ความสามารถในการตรวจจับ และค่าหน่วยเวลาเพื่อสะท้อนทั้งความถูกต้องและความทันเวลาในการตรวจจับและตอบสนองต่อความเสี่ยง โดยการประเมินดำเนินการบนชุดข้อมูลจำลองจากระบบสำรองไฟฟ้าและระดับโหลดต่าง ๆ ซึ่งช่วยให้เห็นความแม่นยำ ความสามารถในการระบุเหตุการณ์ผิดปกติ และความเร็วในการแจ้งเตือนของแต่ละวิธี

5. สรุปผลและอภิปรายผล

ผลการวิจัย

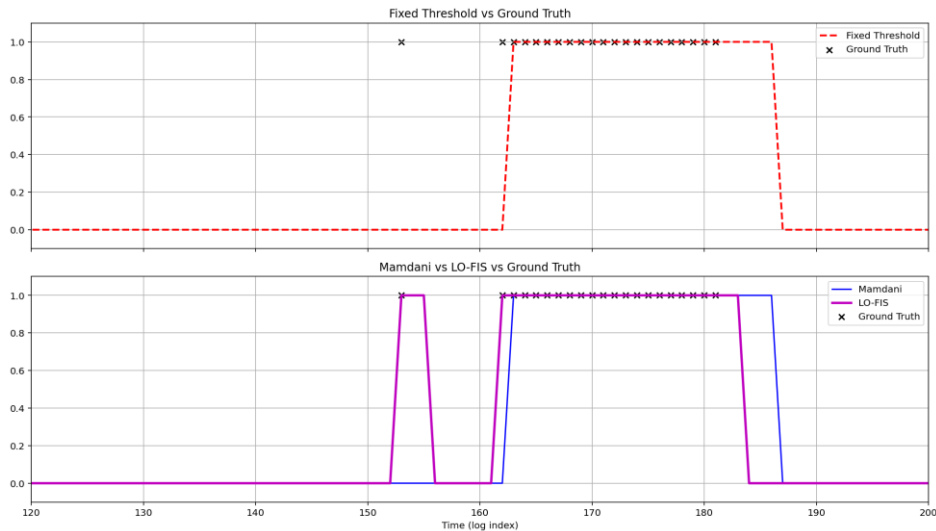
การทดลองในงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจริงจากระบบเครื่องสำรองไฟฟ้าและบันทึกเหตุการณ์ เพื่อประเมินประสิทธิภาพของกรอบการทำงานแบบฟuzzyในการตรวจจับความผิดปกติและวิเคราะห์ผลกระทบของระบบเครื่องสำรองไฟฟ้า เปรียบเทียบกับเกณฑ์มาตรฐานที่ใช้เฉพาะระบบอนุมาณฟuzzy การประเมินมุ่งเน้นไปที่ความสามารถในการตรวจจับเหตุการณ์วิกฤต ระยะเวลาเตือนล่วงหน้า และการลดจำนวนการแจ้งเตือนที่ผิดพลาด

1. การเตือนล่วงหน้า

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ระบบอนุมาณฟuzzyแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปสามารถแจ้งเตือนล่วงหน้าก่อนเกิดเหตุการณ์วิกฤตได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังที่แสดงในภาพที่ 5 ในขณะที่เกณฑ์คงที่ไม่สามารถตรวจจับเหตุการณ์แรกได้และตอบสนองเฉพาะเมื่อเกิดไฟฟ้าดับเท่านั้น ส่วนระบบอนุมาณฟuzzyแบบแมมดानी สามารถตรวจจับเหตุการณ์ได้ แต่มีความล่าช้าและระดับความเสี่ยงลดลงทันทีหลังเหตุการณ์สิ้นสุด ในทางตรงข้ามระบบอนุมาณฟuzzyแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปสามารถตรวจจับเหตุการณ์ได้ครบถ้วนและรักษาระดับความเสี่ยงชั่วคราว ทำให้ลดการแจ้งเตือนผิดพลาดกรณีไฟฟ้ากลับมาไม่เสถียร ค่า lead time gain ซึ่งวัดจากระยะเวลาระหว่างที่ระบบตรวจจับความผิดปกติกับเวลาที่เกิดไฟดับจริง พบว่า LO-FIS มีค่าเฉลี่ยประมาณ 30 วินาทีก่อนเกิดไฟดับจริง และสามารถยืดระยะเวลาได้หลายนาทีก่อนเกิดความผิดปกติสะสม เช่น การเสื่อมสภาพของแบตเตอรี่ แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของกรอบการทำงานในการบริหารจัดการระบบสำรองไฟฟ้าอย่างมีประสิทธิภาพ

2. ความแม่นยำในการตรวจจับและการลดการแจ้งเตือนผิดพลาด

การวิเคราะห์เชิงตัวเลข (ตารางที่ 1) แสดงให้เห็นว่า วิธีเกณฑ์คงที่มีการพลาดตรวจจับ (false negatives, FN) และการแจ้งเตือนผิดพลาด (false positives, FP) จำนวนมาก ส่งผลให้มีค่าความแม่นยำ (Precision) เพียง 35.50% และค่าการตรวจจับเหตุการณ์ (Recall) 78.10% ในขณะที่ระบบอนุมาณเชิงตรรกะคลุมเครือแบบแมมดानीสามารถเพิ่มความแม่นยำ 61.07% แต่ยังพบการตรวจจับผิดพลาด จำนวน 25 ครั้ง สำหรับวิธีแยกกลุ่มข้อมูลเพื่อหาค่าผิดปกติ มีค่าการตรวจจับเหตุการณ์สูงถึง 80.00% และแม่นยำ 67.20% แต่ยังคงเกิดการแจ้งเตือนผิดพลาดหลายครั้ง ในทางกลับกันระบบอนุมาณฟuzzyแบบลิเนียร์โอเวอร์แลป สามารถลดการแจ้งเตือนผิดพลาดเหลือ 1 และการพลาดตรวจจับเพียง 3 ครั้ง โดยค่าความแม่นยำ อยู่ที่ 99.32% และค่าการตรวจจับเหตุการณ์ 97.14% สอดคล้องกับค่าคะแนน F1 ที่สูงถึง 98.07%



ภาพที่ 5 การเปรียบเทียบค่าความเสี่ยงที่ได้จากวิธีเกณฑ์คงที่กับวิธีระบบอนุมานฟัซซีแบบแมมดานี และค่าจริงของสถานะระบบ

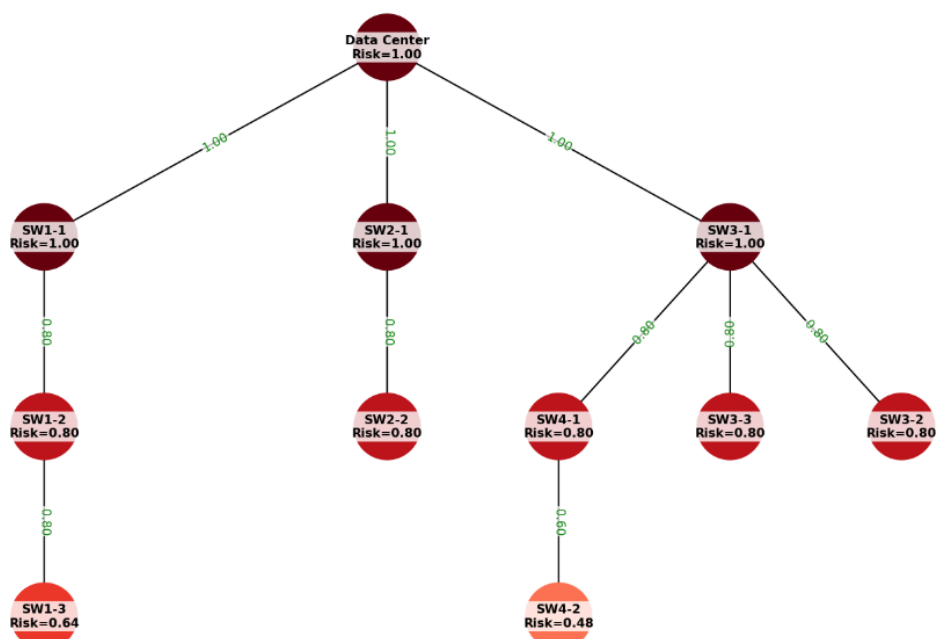
ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการแจ้งเตือนเหตุการณ์ UPS

วิธี	ค่าความแม่นยำ (%)	ค่าการตรวจจับเหตุการณ์ (%)	คะแนน F1 (%)	การแจ้งเตือนผิดพลาด (FP)	การพลาดตรวจจับ (FN)
Fixed Threshold	35.50	78.10	48.81	149	23
Fuzzy Mamdani	61.07	76.19	67.80	51	25
Isolation Forest	67.20	80.00	73.04	41	21
LO-FIS (Proposed)	99.32	97.14	98.07	1	3

ผลลัพธ์การวิเคราะห์ความเสี่ยงของระบบเครือข่ายด้วยทฤษฎีกราฟ (ภาพที่ 6) ใช้โครงสร้างจากแผนผังระบบไฟและการเชื่อมต่อจริงในอาคาร 4 ชั้น โดยยืนยันเส้นทางจ่ายพลังงานและจุดเชื่อมต่อด้วยบันทึกสถานะจากเครื่องสำรองไฟฟ้าที่ติดตั้งในแต่ละชั้นของอาคาร ซึ่งบันทึกเวลาที่เกิดเหตุผิดปกติและพารามิเตอร์หลัก เพื่อระบุแหล่งจ่ายต้นทางและลำดับการพึ่งพาของโหนดในระบบ

การประเมินความเสี่ยงของแต่ละโหนดพิจารณาจาก 4 ปัจจัย ได้แก่ (1) เส้นทางพลังงาน หากมีแหล่งจ่ายไฟเส้นทางเดียวจะมีความเสี่ยงสูงกว่าโหนดที่มีเส้นทางสำรอง (2) สถานะของโหนด จุดผ่านหลักจะส่งผลกระทบสูงเมื่อเกิดความล้มเหลวทำให้ความเสี่ยงเพิ่มขึ้น (3) ความสำคัญเชิงบริการ โหนดที่รองรับบริการคอร์จะมีความเสี่ยงสูงกว่าโหนดรอง และ (4) พฤติกรรมโหลดและเหตุผิดปกติ โหนดที่มีเหตุขัดข้องบ่อยหรือมีโหลดผันผวนจะถูกจัดให้มีความเสี่ยงเพิ่มขึ้น

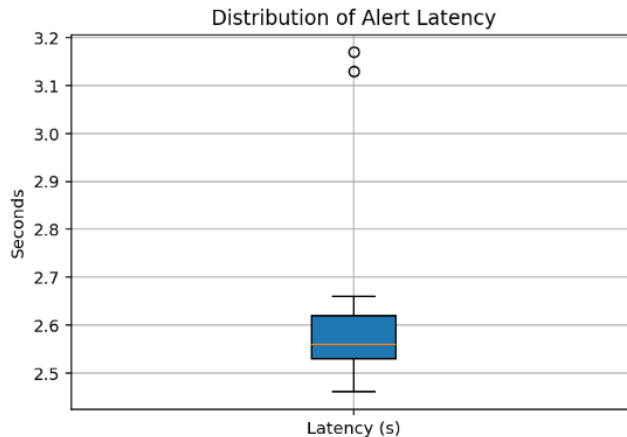
ระบบจะกำหนดคะแนนเสี่ยงเริ่มต้นของโหนดจากระบบอนุमानพีซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลป ในแต่ละช่วงเวลาแล้วกระจายผลไปยังโหนดที่พึ่งพาตามเส้นทางจ่ายพลังงาน โดยใช้ค่าน้ำหนักการพึ่งพาของเส้นเชื่อม และเมื่อโหนดหนึ่งรับผลจากหลายทางจะเลือกค่าที่มากที่สุดเป็นคะแนนสุดท้าย ภายใต้เงื่อนไขที่กำหนดพบว่าโหนดศูนย์ข้อมูลและสวิตช์แกนหลักของแต่ละชั้น ได้แก่ SW1-1, SW2-1 และ SW3-1 มีคะแนนความเสี่ยง 1.00 จัดเป็นโหนดวิกฤตซึ่งกระทบต่อเครือข่ายโดยรวม ขณะที่โหนดกิ่งวิกฤต เช่น SW1-2, SW2-2, SW3-2, SW3-3 และ SW4-1 มีคะแนน 0.80 สะท้อนความเสี่ยงรองลงมา ส่วนโหนดปลายห่วงหรือมีทางจ่ายสำรองมากกว่า เช่น SW1-3 และ SW4-2 มีคะแนน 0.64 และ 0.48 ตามลำดับ ข้อมูลนี้ชี้จุดที่ควรจัดลำดับความสำคัญในการเฝ้าระวัง การเสริมระบบสำรอง และการวางมาตรการป้องกัน โดยเน้นโหนดวิกฤตและกิ่งวิกฤตก่อนเพื่อคงความต่อเนื่องของบริการเครือข่าย



ภาพที่ 6 แสดงผลลัพธ์การวิเคราะห์ความเสี่ยงของระบบเครือข่ายด้วยทฤษฎีกราฟ

3. ความหน่วงเวลาในการแจ้งเตือน (alert latency)

นอกจากความแม่นยำในการตรวจจับแล้ว งานวิจัยนี้ได้ทำการประเมินเวลาหน่วง (latency) ของระบบแจ้งเตือน โดยวัดระยะเวลาตั้งแต่เครื่องสำรองไฟฟ้าตรวจจับเหตุการณ์ผิดปกติจนถึงเวลาที่อีเมลแจ้งเตือนปรากฏในกล่องจดหมายของผู้ดูแล ผลการทดลองแสดงว่าการแจ้งเตือนส่วนใหญ่เกิดขึ้นภายใน 2-3 วินาที หลังการตรวจจับ โดยมีค่าเฉลี่ยประมาณ 2.6 วินาที และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานน้อยกว่า 0.3 วินาที ดังแสดงในภาพที่ 7 การกระจายของค่าความหน่วงเวลาแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถตอบสนองแบบเรียลไทม์ได้อย่างสม่ำเสมอและเชื่อถือได้ ซึ่งถือเป็นคุณสมบัติสำคัญสำหรับการใช้งานในศูนย์ข้อมูลจริงที่ต้องการการแจ้งเตือนทันทีเมื่อเกิดเหตุการณ์วิกฤต



ภาพที่ 7 การกระจายของค่าความหน่วงเวลา (alert latency)

อภิปรายผลการวิจัย

ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าเฟรมเวิร์กกราฟฟิซซีที่บูรณาการระบบอนุมานฟิซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเข้ากับกราฟฟิงพาพัฒนาขึ้นสามารถตอบโจทย์วัตถุประสงค์ของการศึกษาได้อย่างครบถ้วน โดยเฉพาะในด้านการตรวจจับความผิดปกติ และการวิเคราะห์ผลกระทบเชิงโครงสร้าง ประการแรก การพัฒนาเฟรมเวิร์ก (วัตถุประสงค์ข้อที่ 1) การผสานระบบอนุมานฟิซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเข้ากับกราฟฟิงพา ช่วยให้สามารถตรวจจับความผิดปกติแบบต่อเนื่อง และให้ผลที่มีความแม่นยำและความต่อเนื่องสูงกว่าวิธีระบบอนุมานเชิงตรรกะคลุมเครือแบบแมมดานี และวิธีแยกกลุ่มข้อมูล เพื่อหาค่าผิดปกติ สอดคล้องกับแนวคิดของ Decker และคณะ [1] และแนวคิดของ Fliss และ Tagina [6] ที่ใช้วิธีฟิซซีเชิงกฎในการลดความผิดพลาดของการแจ้งเตือน การวิเคราะห์ผ่านกราฟฟิงพายังสะท้อนถึงการแพร่กระจายของผลกระทบไปยังอุปกรณ์ที่เชื่อมโยง สอดคล้องกับทฤษฎีกราฟฟิงพาในการวิเคราะห์ความล้มเหลวในระบบซับซ้อน ตามที่ระบุในงานวิจัยของ O'Halloran และคณะ [5] และ Zhang และคณะ [2] ช่วยให้ผู้ใช้ดูแลระบบประเมินความรุนแรงของเหตุการณ์ในมิติที่กว้างกว่าแทนการมองเพียงจุดเดียว ประการที่สอง การประเมินประสิทธิภาพบนระบบจริง (วัตถุประสงค์ข้อที่ 2) ยืนยันศักยภาพของเฟรมเวิร์กกราฟฟิซซีที่บูรณาการระบบอนุมานฟิซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเข้ากับกราฟฟิงพา การทดสอบแทรกข้อผิดพลาดพบว่าระบบอนุมานฟิซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเข้ามีความแม่นยำและความสามารถในการตรวจจับสูงกว่าแบบดั้งเดิม และสูงกว่าวิธีแยกกลุ่มข้อมูลเพื่อหาค่าผิดปกติ ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่นิยมใช้ในการตรวจจับเหตุการณ์ผิดปกติ โดยมีค่าคะแนน F1 สูงสุดและลดระยะเวลาดำเนินการ เฉลี่ยประมาณ 30 วินาทีก่อนการดับจริง แสดงถึงประสิทธิภาพการตอบสนองแบบเรียลไทม์ ซึ่งสอดคล้องกับงานที่กล่าวถึงความน่าเชื่อถือของระบบศูนย์ข้อมูล [3, 4] เมื่อจำนวนโหนดเพิ่มขึ้น การปรับค่าเกณฑ์และค่าน้ำหนักการฟิงพาต้องทำให้เหมาะสมกับโครงสร้างระบบ เพื่อรักษาสสมดุลระหว่างการเตือนเกินและลดการพลาดตรวจจับลง และช่วยให้ผู้ปฏิบัติงานจัดลำดับความสำคัญของเหตุเตือนได้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น เมื่อพิจารณารวมกัน ผลการวิจัยจึงไม่เพียงแต่

สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ทั้งสองข้อเท่านั้น แต่ยังแสดงถึงความก้าวหน้าเชิงวิธีวิทยา กล่าวคือ กราฟที่พึ่งพาสามารถลดข้อจำกัดของวิธีตรวจจับแบบเดิม เพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของการแจ้งเตือน และเปิดโอกาสให้สามารถนำไปปรับใช้กับระบบโครงสร้างพื้นฐานอื่นที่ต้องการการเฝ้าระวังและวิเคราะห์ผลกระทบแบบเรียลไทม์ได้ในอนาคต ซึ่งแนวคิดนี้สอดคล้องกับแนวทางใหม่ในการตรวจจับเหตุการณ์ผิดปกติ ในสภาพแวดล้อมไม่แน่นอน [8, 11]

สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอเฟรมเวิร์กกราฟฟิซซีที่บูรณาการระบบอนุมานฟิซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเข้ากับกราฟ สำหรับการเฝ้าระวังเครื่องสำรองไฟฟ้าในโรงงานอุตสาหกรรม โดยประเมินภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนดซึ่งครอบคลุมชุดสัญญาณจากระบบจริง ในสถานการณ์ไฟฟ้าขัดข้องที่จำลองหลายรูปแบบ ผลการทดสอบยืนยันว่าเฟรมเวิร์กกราฟฟิซซีที่บูรณาการระบบอนุมานฟิซซีแบบลิเนียร์โอเวอร์แลปเข้ากับกราฟสามารถเพิ่มความแม่นยำ ลดการแจ้งเตือนผิดพลาด และสร้างการแจ้งเตือนล่วงหน้าก่อนเหตุได้เป็นอย่างดีมีประสิทธิภาพ แนวทางนี้จึงช่วยยกระดับความน่าเชื่อถือและความทนทานของระบบไฟฟ้าสำรอง สนับสนุนความต่อเนื่องของการดำเนินงานในโรงงานอุตสาหกรรมที่ต้องการโครงสร้างพื้นฐานพลังงานที่มั่นคง

เอกสารอ้างอิง

- [1] Decker, L., Leite, D., Giommi, L., & Bonacorsi, D. (2020). Real-time anomaly detection in data centers for log-based predictive maintenance using an evolving fuzzy-rule-based approach. arXiv preprint arXiv:2004.13527.
- [2] Zhang, H., Li, Z., & Ren, Z. (2020). Data-driven construction of data center graph of things for anomaly detection. arXiv preprint arXiv:2004.12540.
- [3] Shrestha, B. R., Tamrakar, U., Hansen, T. M., Bhattarai, B. P., James, S., & Tonkoski, R. (2018). Efficiency and reliability analyses of AC and 380 V DC distribution in data centers. IEEE Access, 6, 63305–63315.
- [4] Zakharov, A. V., Gusev, O. Y., & Cho, G. C. (2018). Reliability assessment of data centers power system. Proceedings of the 2018 International Conference on Information Technologies (INFORINO), 1–4.
- [5] O'Halloran, B. M., Papakonstantinou, N., Giammarco, K., & Van Bossuyt, D. L. (2017). A graph theory approach to functional failure propagation in early complex cyber-physical systems. INCOSE International Symposium, 27(1), 164–178.
- [6] Fliss, I., & Tagina, M. (2012). A novel fault detection approach combining adaptive thresholding and fuzzy reasoning. arXiv preprint arXiv:1203.5454.
- [7] Xu, J., Zhao, M., Fortes, J. A. B., Carpenter, R., & Yousif, M. (2007). On the use of fuzzy modeling in virtualized data center management. Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Autonomic Computing (ICAC), 25–34.

- [8] Fu, Y., Zhou, C., Li, J., & Chen, L. (2025). Long-term evolutionary patterns matter: Self-supervised anomaly detection on dynamic graphs. *Knowledge-Based Systems*, 311, 113049.
- [9] Wagner, S. M., Bode, C., & Koziol, P. (2009). Supplier default dependencies: Empirical evidence from the automotive industry. *European Journal of Operational Research*, 199(1), 150–161.
- [10] Prasath, S. C., Darwin, N., Ramkumar, R. S., Nithishkumar, S., & Somasundharam, P. L. (2023). IoT-powered UPS battery monitoring: Ensuring high availability and reliability for critical systems. *E3S Web of Conferences*, 399, 04007.
- [11] Rao, Y., Chen, X., & Wang, Y. (2024). Fuzzy-coalition graphs: A framework for understanding multi-agent cooperation in uncertain environments. *Mathematics*, 12(22), 3614.