

## การประยุกต์ใช้เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับเทคนิค RAG เพื่อลดเวลาวินิจฉัยใน การซ่อมบำรุงเชิงแก้ไข: กรณีศึกษาโรงงานผลิตเครื่องปรับอากาศ

### Application of an Artificial Intelligence Agent with RAG Technique to Reduce Diagnostic Time in Corrective Maintenance: A Case Study of an Air Conditioning Manufacturing Plant

สุรเชษฐ์ เจตน์ณพิชญ์<sup>1</sup> และ นันทวรรณ อ้าเอี่ยม<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>สาขาการจัดการวิศวกรรมและเทคโนโลยี คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง,

<sup>2</sup>สาขาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง แขวงหัวหมาก เขตบางกะปิ  
กรุงเทพมหานคร 10240 E-mail: nanttu9@gmail.com\*

Surachet Chetnaphich<sup>1</sup> and Nanthawan Am-Eam<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Engineering Management and Technology Program, Faculty of Engineering, Ramkhamhaeng

<sup>2</sup>Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Ramkhamhaeng University, Bang Kapi,  
Bangkok, 10240, E-mail: nanttu9@gmail.com\*

Received 3 Mar 2026; Revised 21 Apr 2026

Accepted 23 Jun 2026; Available online 30 Jun 2026

#### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อยกระดับประสิทธิภาพกระบวนการซ่อมบำรุงเชิงแก้ไขในอุตสาหกรรมผลิตเครื่องปรับอากาศ โดยมุ่งเน้นการลดความสูญเสียในขั้นตอนการวินิจฉัยปัญหา (Mean Time to Diagnose: MTTD) กรณีศึกษาเครื่องจักร MC-01 ซึ่งประสบปัญหาการหยุดทำงานสะสมสูงสุดถึง 362.81 ชั่วโมงต่อปี จากการวิเคราะห์หาสาเหตุรากเหง้าพบว่า ความล่าช้าร้อยละ 36.58 ของเวลาซ่อมบำรุงรวม เกิดจากข้อจำกัดในการสืบค้นข้อมูลประวัติการซ่อมในระบบบริหารจัดการงานซ่อมบำรุงด้วยคอมพิวเตอร์ (CMMS) ที่ขาดโครงสร้างมาตรฐานและนำข้อมูลกลับมาใช้งานได้ยาก งานวิจัยนี้ได้พัฒนาระบบผู้ช่วยซ่อมบำรุงอัจฉริยะผ่านแอปพลิเคชัน LINE Official Account โดยบูรณาการเทคโนโลยีเอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ (AI Agent) ผสานกับเทคนิคการดึงข้อมูลเสริมการสร้างคำตอบ (RAG) และโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLM) ผ่านระบบอัตโนมัติ 8k เพื่อทำหน้าที่เป็นคลังความรู้เคลื่อนที่สำหรับช่างเทคนิคหน้างาน ผลการประเมินประสิทธิภาพพบว่า ระบบสามารถสนับสนุนการตัดสินใจและนำเสนอวิธีการซ่อมได้อย่างแม่นยำ ส่งผลให้เวลาในการวินิจฉัยปัญหาลดลงร้อยละ 46.77 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 นอกจากนี้ ระบบดังกล่าวยังเป็นเครื่องมือสำคัญช่วยให้ช่างซ่อมบำรุงทุกระดับสามารถปฏิบัติงานได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพตามมาตรฐานที่กำหนด

**คำหลัก:** ระบบบริหารจัดการงานซ่อมบำรุงด้วยคอมพิวเตอร์, เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์, การซ่อมบำรุงเชิงแก้ไข, การดึงข้อมูลเสริมการสร้างคำตอบ (RAG), การวินิจฉัยปัญหา

**Abstract**

This research aims to enhance the efficiency of the corrective maintenance process in the air conditioning manufacturing industry, focusing on reducing waste in the diagnostic phase (Mean Time to Diagnose: MTTD). Based on a case study of the MC-01 machine, which experienced a maximum accumulated downtime of 362.81 hours per year, root cause analysis revealed that 36.58% of the total repair time delay was attributed to limitations in retrieving historical repair data from the Computerized Maintenance Management System (CMMS). The existing system lacked a standardized structure, making data difficult to reuse. This research developed an intelligent maintenance assistant system via the LINE Official Account application by integrating an Artificial Intelligence (AI) Agent with the Retrieval-Augmented Generation (RAG) technique and a Large Language Model (LLM) through the n8n automation system, acting as a mobile knowledge base for on-site technicians. The performance evaluation demonstrated that the system accurately supports decision-making and provides precise repair guidelines, resulting in a statistically significant reduction in MTTD by 46.77% at a 0.05 significance level. Furthermore, this system serves as a crucial tool that enables maintenance technicians of all levels to perform their tasks rapidly and efficiently in accordance with established standards.

**Keywords:** Computerized Maintenance Management System (CMMS), AI Agent, Corrective Maintenance, Retrieval-Augmented Generation (RAG), Problem Diagnosis

**1.บทนำ**

ภาคอุตสาหกรรมการผลิตเปรียบเสมือนรากฐานสำคัญในการขับเคลื่อนการเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทย โดยเป็นกลไกหลักในการสร้างรายได้และการจ้างงานให้แก่ประเทศ [1] โดยเฉพาะอย่างยิ่งอุตสาหกรรมโรงงานผลิตเครื่องปรับอากาศและชิ้นส่วน ถือเป็นสินค้าส่งออกระดับแนวหน้าที่สร้างรายได้มหาศาลให้กับประเทศอย่างต่อเนื่อง จากข้อมูลสถิติการค้าระหว่างประเทศ ในปี 2567 พบว่ามูลค่าการส่งออกเครื่องปรับอากาศของไทยมีมูลค่าสูงถึง 80,438 ล้านบาท [2] ตัวเลขดังกล่าวสะท้อนให้เห็นถึงความต้องการของตลาดโลกที่แข็งแกร่งและความจำเป็นที่ผู้ประกอบการไทยต้องรักษาขีดความสามารถในการแข่งขัน

อย่างไรก็ตาม ภายใต้สภาวะการแข่งขันที่สูงขึ้น โรงงานกรณีศึกษาเป็นผู้ผลิตและส่งออกรายใหญ่ กำลังเผชิญกับความท้าทายในการรักษาประสิทธิภาพการผลิต โดยมีปัญหาความพร้อมใช้งานของเครื่องจักรเป็นอุปสรรคสำคัญ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย [3] ระบุว่าความล่าช้าในการแก้ไขปัญหาความผิดปกติของอุปกรณ์ส่งผลกระทบโดยตรงต่อ

คุณภาพการบริการและการผลิตในระบบบริหารจัดการงานซ่อมบำรุง ในช่วง มกราคม- ธันวาคม 2567 พบปัญหาวิกฤตที่เครื่องจักร MC-01 มีสถิติความถี่ในการหยุดเครื่องสูงถึง 289 ครั้ง และมีชั่วโมงการหยุดเครื่องสะสมสูงสุดที่ 362.81 ชั่วโมง ส่งผลให้ภาพรวมชั่วโมงหยุดการผลิตเกินกว่าเป้าหมายที่กำหนดไว้ สร้างผลกระทบที่รุนแรงต่อต้นทุนค่าเสียโอกาสต่อกระบวนการผลิต ดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ข้อมูลความถี่และชั่วโมงในการหยุดเครื่องจักร  
ที่มา : รายงานประวัติเครื่องจักรโรงงานกรณีศึกษา  
ประจำปี 2567

เมื่อวิเคราะห์เจาะลึกถึงโครงสร้างเวลาในการซ่อมแซม ของเครื่องจักร MC-01 พบว่าความสูญเสียหลักไม่ได้เกิดจากขั้นตอนการซ่อมแซมทางกายภาพ แต่เกิดจาก ระยะเวลาการวินิจฉัยปัญหา ที่มีค่าเฉลี่ยสูงถึง 0.62 ชั่วโมงต่อครั้ง จากการเก็บข้อมูลการซ่อม (สิงหาคม - ตุลาคม 2568) ดังในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ข้อมูลเวลาในการซ่อมแซมและเวลาในการวินิจฉัยปัญหาเฉลี่ยของเครื่องจักร MC-01

| กลุ่มข้อมูล     | จำนวนข้อมูลที่ซ่อม (N) | เวลาเฉลี่ยวินิจฉัย (ชั่วโมง) | เวลาเฉลี่ยในการซ่อม (ชั่วโมง) |
|-----------------|------------------------|------------------------------|-------------------------------|
| ก่อนการปรับปรุง | 71                     | 0.62                         | 1.33                          |

จากตารางที่ 1 เวลาในการวินิจฉัยปัญหาถือเป็นจุดวิกฤตที่มีสัดส่วนสูงถึงร้อยละ 46.61 ของเวลาซ่อมรวม การวิเคราะห์สาเหตุการแจ้งว่าพบความล่าช้าถึงร้อยละ 36.58 เกิดจากข้อจำกัดในการสืบค้นประวัติในระบบบริหารจัดการงานซ่อมบำรุงเดิม เนื่องจากการบันทึกคำศัพท์และรูปแบบที่ต่างกันของช่างซ่อมบำรุง ทำให้ประวัติการซ่อมกลายเป็นข้อมูลไร้โครงสร้างที่ยากต่อการสืบค้นและนำกลับมาใช้ประโยชน์ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย [4] ที่ชี้ว่าฐานข้อมูลที่ไม่เป็นระบบคือปัจจัยหลักที่ทำให้เสียเวลาดำเนินงานเกินความจำเป็นดังรูปที่ 2

The screenshot shows a web-based interface for a maintenance management system. It features a header with a logo and navigation tabs. Below the header, there are several input fields and buttons for searching or filtering data. The interface appears to be for managing maintenance records or equipment data.

รูปที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลสาเหตุและการแก้ไขปัญหาที่เป็นข้อมูลแบบไม่สมบูรณ์  
ที่มา : จากระบบบริหารจัดการงานซ่อมบำรุง

นอกจากนี้ ปัญหาช่องว่างของทักษะระหว่างช่างซ่อมบำรุงที่มีประสบการณ์และช่างรุ่นใหม่ ยังส่งผลให้เกิดการพึ่งพาผู้เชี่ยวชาญในการตัดสินใจแก้ปัญหาที่ซับซ้อน [5] สนับสนุนว่าการขาดระบบช่วยตอบปัญหาอัตโนมัติทำให้เจ้าหน้าที่ต้องรับภาระงานซ้ำซ้อนและเกิดความล่าช้า ในปัจจุบันเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ จึงเข้ามามีบทบาทสำคัญ [6] เสนอแนวคิดว่า การใช้เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถในการให้เหตุผลและตัดสินใจ ร่วมกับเทคนิค Retrieval-Augmented Generation (RAG) [7] ยืนยันว่าเป็นกลไกที่ช่วยดึงข้อมูลที่ถูกต้องจากฐานความรู้เฉพาะทางมาใช้สร้างคำตอบที่แม่นยำ

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแอปพลิเคชันผู้ช่วยซ่อมบำรุงอัจฉริยะ โดยบูรณาการเทคโนโลยี เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับเทคนิค RAG บนแพลตฟอร์ม LINE เพื่อทำหน้าที่เป็นคลังความรู้เคลื่อนที่สำหรับช่างพนักงาน ช่วยลดเวลาในการวินิจฉัยปัญหาและยกระดับประสิทธิภาพการซ่อมบำรุงให้รวดเร็วและเป็นมาตรฐานเดียวกัน

## วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อพัฒนาแอปพลิเคชันต้นแบบเอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์บนแพลตฟอร์ม n8n สำหรับวิเคราะห์ข้อมูลงานซ่อมและให้คำแนะนำแก่ช่างเทคนิคผ่าน LINE Official Account โดยมุ่งเป้าลดเวลาเฉลี่ยในการวินิจฉัยปัญหาของเครื่องจักรลงอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

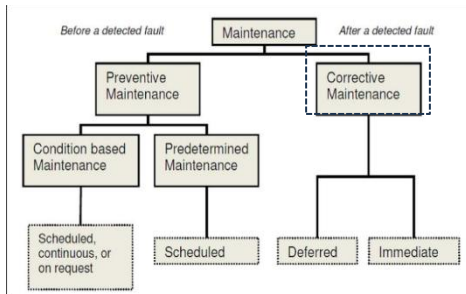
## 2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาทฤษฎีและรวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อใช้เป็นกรอบแนวคิดในการพัฒนาแอปพลิเคชันผู้ช่วยซ่อมบำรุงอัจฉริยะ โดยแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลัก ได้แก่ การบริหารจัดการงานบำรุงรักษา การจัดการองค์ความรู้ และเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ดังนี้

### 2.1 การบำรุงรักษาเชิงแก้ไข

การบำรุงรักษาเชิงแก้ไขคือการดำเนินการซ่อมแซมเครื่องจักรหลังจากที่เกิดเหตุขัดข้องหรือ

หยุดทำงานแล้ว เพื่อให้เครื่องจักรกลับมาใช้งานได้ตามปกติ ตามมาตรฐาน BS EN 13306 [8] แสดงดังในรูปที่ 3



รูปที่ 3 โครงสร้างมาตรการซ่อม BS EN 13306, 2017  
ที่มา : Types of maintenance Source BS EN 13306

ประสิทธิภาพของการบำรุงรักษาประเภทนี้สามารถวัดด้วยค่าเฉลี่ยเวลาในการซ่อมแซม (Mean Time to Repair: MTTR) [9] พิจารณาได้ดังสมการที่ (1)

$$MTTR = \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{n} \quad (1)$$

โดยที่  $T_i$  คือ เวลาที่ใช้ในการซ่อมแซมในเหตุการณ์ความขัดข้องครั้งที่  $i$  เป็นเวลารวมตั้งแต่เครื่องจักรหยุดทำงานจนกลับมาใช้งานได้ตามปกติ (เช่น เวลาในการวินิจฉัย การรอคอย การซ่อม และการทดสอบ)

$n$  คือ จำนวนเหตุการณ์ความขัดข้องทั้งหมด  
 $\sum T_i$  คือ เวลาซ่อมรวมของทุกเหตุการณ์

[10] ได้จำแนกองค์ประกอบของค่าเฉลี่ยเวลาในการซ่อมแซม ออกเป็น 4 ส่วนสำคัญ ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 องค์ประกอบของวงจรเวลาการซ่อมบำรุงเชิงแก้ไข (Corrective Maintenance Time Cycle)

| ลำดับ | องค์ประกอบเวลา                           | รายละเอียดและขอบเขต                                                             |
|-------|------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------|
| 1     | เวลาในการตรวจจับปัญหา<br>$T_{detect}$    | เริ่มตั้งแต่เครื่องจักรหยุดทำงาน จนถึงช่างเทคนิคได้รับทราบและเดินทางถึงหน่วยงาน |
| 2     | เวลาในการวินิจฉัยปัญหา<br>$T_{diagnose}$ | เวลาที่วิศวกรหาสาเหตุ ค้นหา คู่มือ และกำหนดวิธีซ่อม                             |
| 3     | เวลาในการซ่อมแซมจริง<br>$T_{repair}$     | การลงมือปฏิบัติงานทางกายภาพ เช่น การเปลี่ยนอะไหล่ หรือการปรับตั้งค่าเครื่อง     |
| 4     | เวลาในการตรวจสอบ<br>$T_{verify}$         | การทดสอบเดินเครื่องหลังซ่อมเสร็จ เพื่อยืนยันความพร้อมก่อนส่งมอบงาน              |

จากตารางที่ 2 แสดงแนวคิดการจำแนกวงจรเวลาการซ่อมบำรุงเชิงแก้ไข (Mean Corrective Maintenance Time :  $Mct$ ) มีองค์ประกอบย่อย ซึ่งสามารถเขียนในรูปสมการที่ (2)

$$Mct = T_{detect} + T_{diagnose} + T_{repair} + T_{verify} \quad (2)$$

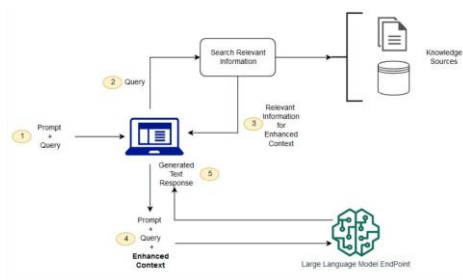
การแยกประเภทของเวลาในการซ่อมออกเป็นสัดส่วนจะพบค่าเวลาในการวินิจฉัย ( $T_{diagnose}$ ) ที่สามารถนำมาเป็นการปรับปรุงในงานวิจัยได้โดยการวัดผลเป็นเวลาค่าเฉลี่ยในการวินิจฉัย (Mean Time to Diagnose: MTTD)

## 2.2 การจัดการองค์ความรู้

การเปลี่ยนรูปแบบประสบการณ์ของช่างซ่อมบำรุงผู้เชี่ยวชาญให้เป็นสินทรัพย์ขององค์กรเป็นสิ่งจำเป็น งานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้ โมเดล SECI (SECI Model) [11] เป็นกระบวนการเปลี่ยนความรู้ฝังลึกที่อยู่ในตัวบุคคล ให้เป็นความรู้ชัดแจ้งโดยงานวิจัยนี้เน้นที่กระบวนการหรือการทำความรู้ให้เป็นแบบแผน ผ่านการบันทึกประวัติการซ่อมลงในฐานข้อมูลดิจิทัล และกระบวนการหรือการรวบรวมความรู้จากหลายแหล่งมาจัดหมวดหมู่ เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถนำไปประมวลผลและส่งต่อกลับไปยังช่างซ่อมรุ่นใหม่เพื่อการเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 2.3 เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และ RAG

การนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในงานซ่อมบำรุงกำลังได้รับความนิยมอย่างมาก โดยเฉพาะการใช้เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ [6] อธิบายว่าเป็นระบบที่มีความสามารถในการรับรู้สภาพแวดล้อม นำข้อมูลมาวิเคราะห์หาเหตุผลและตัดสินใจเลือกวิธีการแก้ปัญหาได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งแตกต่างจากระบบอัตโนมัติแบบดั้งเดิมที่ทำงานตามกฎตายตัวดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 ตัวอย่างกระบวนการ Retrieval Augmented Generation

ที่มา : (AWS, 2025) <https://aws.amazon.com/th/what-is/retrieval-augmented-generation/>

อย่างไรก็ตาม การใช้โมเดลภาษาขนาดใหญ่เพียงอย่างเดียวอาจเกิดปัญหาข้อมูลผิดพลาด หรือขาดความรู้เฉพาะทางขององค์กร เพื่อแก้ปัญหานี้ เทคนิค Retrieval-Augmented Generation (RAG) จึงถูกนำมาใช้ [7] และได้พิสูจน์แล้วว่า RAG ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตอบคำถามของปัญญาประดิษฐ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยกระบวนการทำงานเริ่มจากการค้นหาข้อมูลที่เกี่ยวข้อง จากฐานความรู้เฉพาะทาง แล้วนำข้อมูลนั้นส่งให้โมเดลภาษาขนาดใหญ่เพื่อทำการสรุปและเรียบเรียงเป็นคำตอบ วิธีการนี้ช่วยให้ช่างซ่อมบำรุงได้รับคำแนะนำที่ถูกต้องและสอดคล้องกับบริบทของเครื่องจักรในโรงงานมากที่สุด

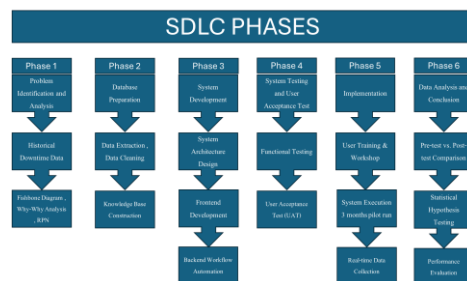
การจัดการกับความซับซ้อนของข้อมูลถือเป็นความท้าทายสำคัญในงานซ่อมบำรุง และงานวิจัย [17] ได้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของเอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ในการปฏิรูปกระบวนการจัดการองค์ความรู้ โดยเปลี่ยนการสืบค้นข้อมูลแบบดั้งเดิมให้กลายเป็นระบบอัตโนมัติที่มีประสิทธิภาพ ใน

ขณะเดียวกัน เพื่อให้นั้ใจในความถูกต้องของข้อมูล [7] ได้พิสูจน์แล้วว่า การผนวกเทคนิค RAG สามารถลดปัญหาการสร้างข้อมูลเท็จ (Hallucination) ได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเพิ่มความแม่นยำของคำตอบได้สูงถึงร้อยละ 94 ซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษา [18] ที่พบว่าระบบถาม-ตอบอัตโนมัติที่มีความแม่นยำสูงสามารถทำหน้าที่เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจในงานซ่อมบำรุงที่มีความซับซ้อนได้อย่างดียิ่ง

นอกจากนี้ การนำเสนอข้อมูลผ่านแอปพลิเคชันบนแท็บเล็ตบนแพลตฟอร์มที่คุ้นเคย เช่น LINE ยังเป็นปัจจัยความสำเร็จสำคัญ [5] ได้ศึกษาพบว่าระบบโต้ตอบอัตโนมัติช่วยลดภาระงานของเจ้าหน้าที่ และเพิ่มความพึงพอใจให้กับผู้ใช้งานในการเข้าถึงข้อมูลการแก้ไขปัญหาเบื้องต้นได้อย่างรวดเร็ว

### 3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีขั้นตอนการดำเนินงานตามวงจรการพัฒนาแบบ (System Development Life Cycle: SDLC) ประกอบด้วย 6 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ 1. การศึกษาและวิเคราะห์ปัญหา 2.การออกแบบสถาปัตยกรรมระบบ 3.พัฒนาระบบ 4.การทดสอบระบบ 5.การนำระบบไปใช้งานจริง 6.การประเมินผลและการบำรุงรักษา แบ่งได้ตามระยะดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 วงจรการพัฒนาแบบ SDLC

ที่มา : วงจรการพัฒนาแบบ SDLC ดัดแปลงมาจากวิทยุตาเพชรจิรัชติกุล, 2564

#### 3.1 การศึกษาและวิเคราะห์ปัญหา

ผู้วิจัยได้ดำเนินการรวบรวมข้อมูลประวัติการซ่อมบำรุง จากระบบบริหารจัดการงานซ่อมบำรุงด้วยคอมพิวเตอร์ของโรงงานกรณีศึกษา โดยมีขอบเขต

และขั้นตอนดังนี้

1.การคัดเลือกข้อมูล: มุ่งเน้นข้อมูลของเครื่องจักร MC-01 ซึ่งเป็นเครื่องจักรที่มีความถี่ในการหยุดทำงานสูงสุด โดยดึงข้อมูลย้อนหลังเป็นระยะเวลา 24 เดือน (ตั้งแต่ 1 มกราคม 2566 ถึง 31 ธันวาคม 2567) รวมจำนวนทั้งสิ้น 554 รายการซ่อม

2.การทำความสะอาดข้อมูล: เนื่องจากข้อมูลดิบมีความไม่สมบูรณ์และขาดมาตรฐาน ผู้วิจัยจึงประยุกต์ใช้หลักการทำให้เหมือนข้อมูลตามแนวทางของงานวิจัย [12] มาใช้ในการคัดกรองข้อมูลขยะ แก้ไขค่าให้สมบูรณ์ และจัดหมวดหมู่ใหม่ โดยแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบโครงสร้างมาตรฐาน คือ อาการขัดข้อง - สาเหตุ - วิธีการแก้ไข

3.การจัดเก็บข้อมูล: ข้อมูลที่ผ่านการจัดเตรียมแล้วจะถูกบันทึกลงใน Google Sheets เพื่อทำหน้าที่เป็นฐานความรู้ สำหรับให้ระบบปัญญาประดิษฐ์เรียกใช้งาน

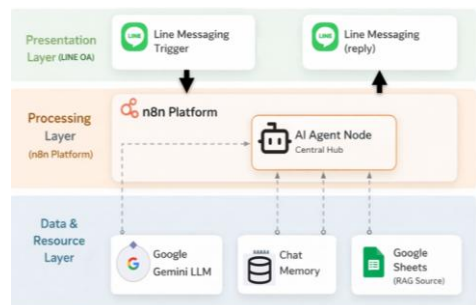
### 3.2 การออกแบบสถาปัตยกรรมระบบ

ในการออกแบบสถาปัตยกรรมระบบ ผู้วิจัยได้ทำการพิจารณาเปรียบเทียบและเลือกใช้เครื่องมือที่เหมาะสมกับบริบทของอุตสาหกรรมและพฤติกรรมของผู้ใช้งาน โดยมีเหตุผลและข้อได้เปรียบเมื่อเทียบกับเครื่องมือทางเลือก ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบและเลือกใช้เครื่องมือในการพัฒนาระบบ

| ส่วนประกอบของระบบ                   | เครื่องมือที่เลือกใช้ | เครื่องมือทางเลือกอื่น      | เหตุผลและข้อได้เปรียบหลัก                                                                                   |
|-------------------------------------|-----------------------|-----------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ส่วนติดต่อผู้ใช้ (User Interface)   | LINE Official Account | Custom App, Microsoft Teams | ผู้ใช้คุ้นเคยไม่ต้องติดตั้งเพิ่ม ช่วยลดเวลาเรียนรู้และเข้าถึงข้อมูลหน้างานได้รวดเร็ว                        |
| ระบบอัตโนมัติ (Workflow Automation) | n8n                   | Zapier, Make                | มีความยืดหยุ่นสูงในการเชื่อมต่อ API และสามารถเขียนโค้ดปรับแต่งข้อมูลที่ซับซ้อนระหว่าง LINE กับ AI ได้ดีกว่า |
| สมองกลปัญญาประดิษฐ์ (LLM)           | Google Gemini         | OpenAI, Llama 3             | ประมวลผลภาษาไทยได้ดีและเชื่อมการทำงานกับ Google Sheets ได้อย่างมีประสิทธิภาพ                                |

จากตารางที่ 3 ผู้วิจัยพัฒนาการเชื่อมต่อ API เพื่อการใช้งานระบบแอปพลิเคชันสำหรับผู้ช่วยซ่อมบำรุงและออกแบบโดยใช้สถาปัตยกรรมแบบ Serverless คือ รูปแบบการประมวลผลบนคลาวด์ (Cloud) ที่ผู้ใช้งานสามารถพัฒนาและรันแอปพลิเคชันได้โดยไม่ต้องจัดการเซิร์ฟเวอร์ (Server) ด้วยตนเอง โดยมีการทำงานร่วมกันผ่านการเชื่อมต่อ API ประกอบด้วย 4 ส่วนดังแสดงใน รูปที่ 6



รูปที่ 6 สถาปัตยกรรมระบบเอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับเทคนิค RAG

1.ส่วนติดต่อผู้ใช้ (User Interface): ใช้ LINE Official Account เป็นช่องทางหลักในการสื่อสาร เนื่องจากเป็นแอปพลิเคชันที่ช่างซ่อมบำรุงมีความคุ้นเคยและใช้งานในชีวิตประจำวันอยู่แล้ว

2.ระบบจัดการกระบวนการทำงานอัตโนมัติ ใช้ n8n [13] เป็นตัวกลาง (Middleware) ในการเชื่อมต่อ Application Programming Interface (API) ระหว่าง LINE, ฐานข้อมูล และโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ทำหน้าที่รับข้อความจากผู้ใช้งานและบริหารจัดการเส้นทางการประมวลผล (Workflow Orchestration)

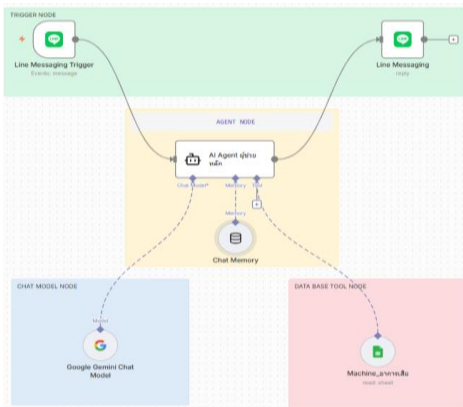
3.สมองกลปัญญาประดิษฐ์ (AI Brain) เลือกใช้ Google Gemini [14] ซึ่งเป็นโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Model: LLM) ที่มีความสามารถในการทำความเข้าใจภาษาไทยและบริบททางวิศวกรรมได้ดี ทำหน้าที่วิเคราะห์คำถามและเรียบเรียงคำตอบ

4.กลไกการดึงข้อมูลประยุกต์ใช้เทคนิค RAG [15] โดยระบบจะนำคำถามของผู้ใช้ไปค้นหาข้อมูลที่เกี่ยวข้องที่สุดจากฐานความรู้ (Google Sheets) แล้วส่งข้อมูลนั้นไปให้ เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ประมวลผล

ร่วมกับคำถาม เพื่อสร้างคำตอบที่ถูกต้องและอ้างอิงจากประสบการณ์จริงของโรงงาน

### 3.3 การพัฒนาระบบ

การพัฒนาระบบเน้นการกำหนดเงื่อนไขการทำงานของเอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ ให้เหมาะสมกับงานซ่อมบำรุงโดยมีการกำหนดกฎของการทำงานให้ปัญญาประดิษฐ์ สวมบทบาทเป็นผู้เชี่ยวชาญด้านการซ่อมบำรุงเครื่องจักรและกำหนดรูปแบบการตอบกลับให้กระชับเป็นลำดับขั้นตอนตามกระบวนการทำงานของระบบเมื่อผู้ใช้พิมพ์อาการขัดข้องเข้ามาโดยระบบ n8n ทำงานอัตโนมัติในรูปแบบของ workflow automation ดังรูปที่ 7



รูปที่ 7 การเชื่อมต่อ node workflow automation (n8n)

จากรูปที่ 7 สามารถแสดงการทำงานของระบบได้ดังต่อไปนี้

1. รับข้อความอาการขัดข้องจาก LINE OA
2. n8n ส่งข้อความไปค้นหาข้อมูลที่ใกล้เคียง (Semantic Search) ใน Google Sheets
3. นำข้อมูลประวัติการซ่อมที่พบรวมกับคำถามของผู้ใช้ ส่งไปยัง Google Gemini
4. Google Gemini สรุปวิธีการแก้ไขปัญหาและส่งกลับไปยังผู้ใช้ผ่าน LINE OA

### 3.4 การทดสอบระบบ

เก็บข้อมูลจำลองสถานการณ์ปัญหาเครื่องจักรจำนวน 30 กรณีศึกษา กำหนดเวลาตั้งแต่เริ่มรับแจ้งงานจนถึงระบุสาเหตุที่แท้จริงได้โดยทีมคณะทำงาน 5

คนที่มีประสบการณ์ทำงานมากกว่า 10 ปี ได้แก้หัวหน้าช่าง 3 คน หัวหน้าวิศวกรซ่อมบำรุง 2 คน ในการร่วมตรวจสอบความถูกต้องของคำตอบจากระบบ

### 3.5 การนำระบบไปใช้งานจริง

ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของระบบโดยเปรียบเทียบผลการดำเนินงานก่อนและหลังการใช้งานแอปพลิเคชัน โดยใช้ตัวชี้วัดคือ ค่าเฉลี่ยเวลาในการวินิจฉัยปัญหาโดยกลุ่มตัวอย่าง ช่างซ่อมบำรุงจำนวน 10 คน ที่เป็นผู้รับผิดชอบในการซ่อมบำรุงเครื่องจักร MC-01

### 3.6 การประเมินผลและการบำรุงรักษา

ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีการทดสอบผ่าน 30 กรณีศึกษา โดยคัดเลือกสถานการณ์ปัญหาที่ครอบคลุมทั้งปัญหาที่พบบ่อยและปัญหาที่มีความซับซ้อน โดยมีการควบคุมปัจจัยแทรกซ้อนดังนี้

1. ใช้กลุ่มตัวอย่างช่างเทคนิคชุดเดิมจำนวน 10 คน ในการทดสอบทั้งก่อนและหลังซ่อมเครื่องจักร MC-01
2. กำหนดจุดเริ่มต้นการจับเวลาตั้งแต่ช่างได้รับแจ้งอาการขัดข้อง จนถึงจุดที่สามารถระบุสาเหตุและวิธีแก้ไขได้ถูกต้องโดยใช้คำสั่งที่ถูกต้องและเจาะจงเพื่อให้ได้ข้อมูลตอบกลับอย่างถูกต้อง
3. แยกเวลาในการปฏิบัติงานทางกายภาพ เช่น การถอดประกอบชิ้นส่วน มาคำนวณรวม เพื่อให้เห็นใจว่าผลการลดเวลาที่เกิดขึ้นมาจากประสิทธิภาพของระบบวินิจฉัยข้อมูลอย่างแท้จริง

ใช้การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเวลาในการวินิจฉัยปัญหาและทดสอบสมมติฐานทางสถิติด้วยสถิติทดสอบที่สำหรับกลุ่มตัวอย่างที่เป็นอิสระต่อกัน (Welch's Independent Samples t-test) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ตามหลักสถิติพื้นฐานของ [16] เพื่อยืนยันประสิทธิภาพของระบบในการลดเวลาการทำงานโดยกำหนดสมมติฐานทางสถิติไว้ดังนี้

สมมติฐานหลัก ( $H_0$ ):  $\mu_1 - \mu_2 = 0$  ชั่วโมง (ค่าเฉลี่ยเวลาวินิจฉัยปัญหาระหว่างวิธีการแบบเดิมและวิธีการใหม่ ไม่มีความแตกต่างกัน)

สมมติฐานรอง ( $H_1$ ):  $\mu_1 - \mu_2 > 0$  ชั่วโมง (ค่าเฉลี่ยเวลาวินิจฉัยปัญหาของวิธีการแบบเดิมมากกว่า วิธีการใหม่อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ)

#### 4. ผลการดำเนินงาน

จากการดำเนินงานวิจัยเพื่อพัฒนาแอปพลิเคชัน ผู้ช่วยวินิจฉัยเพื่อลดระยะเวลาในกระบวนการซ่อมบำรุงเชิงแก้ไข ผู้วิจัยได้เก็บรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์ผลการประเมินประสิทธิภาพ โดยแบ่งการนำเสนอผลการดำเนินงานออกเป็น 2 ส่วนหลัก ได้แก่ 1) ผลการพัฒนาและตรวจสอบความถูกต้องของระบบ 2) ผลการทดสอบสมมติฐานการลดเวลาวินิจฉัยปัญหา

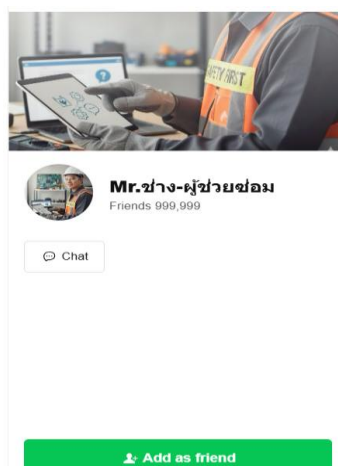
##### 4.1 ผลการพัฒนาและตรวจสอบความถูกต้องของระบบ

ผู้วิจัยได้ดำเนินการสร้างแอปพลิเคชันผู้ช่วยซ่อมบำรุงผ่านแพลตฟอร์ม LINE Official Account เพื่อให้ผู้ปฏิบัติงานสามารถเข้าถึงได้ง่ายผ่าน อุปกรณ์พกพา (Mobile Devices) ดังรูปที่ 8 โดยได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของระบบร่วมกับผู้เชี่ยวชาญด้านการซ่อมบำรุง ผ่านการใช้ชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 30 กรณีศึกษา ผลการทดสอบพบว่า ระบบมีความแม่นยำในการสืบค้นข้อมูล อยู่ที่ร้อยละ 86.67 และมีความถูกต้องของเนื้อหาคำตอบสูงถึงร้อยละ 93.33 จากการทดสอบประสิทธิภาพพบว่ามี 4 กรณีศึกษาที่ระบบให้คำตอบไม่ตรงกับกรณีจริง ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์สาเหตุและกำหนดแนวทางปฏิบัติสำหรับช่างเทคนิค ดังแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การวิเคราะห์สาเหตุความผิดพลาดและแนวทางแก้ไขกรณีระบบวินิจฉัยไม่ถูกต้อง

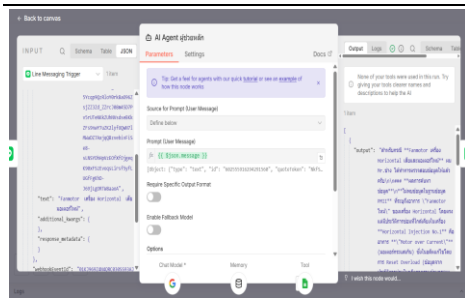
| สาเหตุความผิดพลาด                                          | จำนวน | แนวทางดำเนินการของช่างเทคนิค                                                                    |
|------------------------------------------------------------|-------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ใช้คำสั่งข้อมูลอาการขัดข้องที่ระบุเนื้อหาว่างไม่ตรงประเด็น | 2     | เพิ่มรายละเอียดเพิ่มเติม เช่น รหัสข้อผิดพลาด (Error Code) เพื่อให้ระบบสืบค้นข้อมูลได้ตรงประเด็น |
| ไม่พบประวัติการซ่อมในฐานข้อมูล                             | 1     | ตรวจสอบสาเหตุจากคู่มือมาตรฐานและแจ้งผู้ดูแลระบบเพื่อปรับปรุงฐานข้อมูลให้เป็นปัจจุบัน            |
| ปัญหาซับซ้อนที่ต้องอาศัยการตรวจหน้างาน                     | 1     | หยุดการใช้แอปพลิเคชันและติดต่อช่างผู้เชี่ยวชาญเพื่อเข้าตรวจสอบหน้างานร่วมกัน                    |

ในกรณีที่ระบบตรวจพบอาการขัดข้องที่ไม่เคยมีบันทึกในประวัติการซ่อมระบบถูกกำหนดเงื่อนไขให้แจ้งผู้ใช้งาน ไม่พบข้อมูลการซ่อมในฐานข้อมูล เพื่อป้องกันการให้ข้อมูลที่ผิดพลาด พร้อมทั้งจะนำเสนอขั้นตอนการตรวจสอบมาตรฐาน จากคู่มือผู้ผลิต แทนที่สามารถเข้าถึงได้จากอินเทอร์เน็ต ทั้งนี้จากการตรวจสอบย้อนหลังพบว่าโอกาสเกิดเหตุการณ์ในลักษณะนี้มีสัดส่วนค่อนข้างน้อยเมื่อเทียบกับฐานข้อมูลที่มีอยู่ และข้อมูลการซ่อมใหม่นี้จะถูกบันทึกเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบในอนาคต

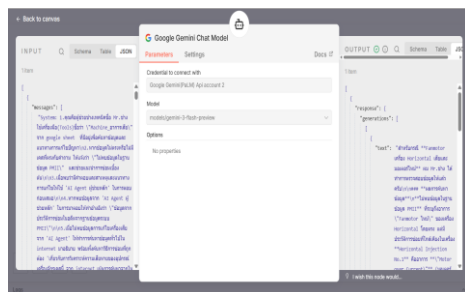


รูปที่ 8 หน้าจอการลงทะเบียนและเข้าใช้งานแอปพลิเคชัน ผู้ช่วยซ่อมบำรุงผ่านแพลตฟอร์ม LINE

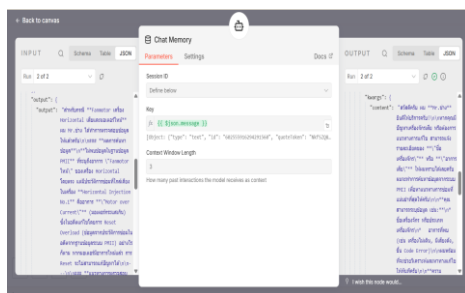
จากรูปที่ 8 แสดงเมนูการเริ่มต้นใช้งาน ช่างเทคนิคสามารถสมัครเพิ่มเพื่อนและพิมพ์ข้อความแจ้งอาการขัดข้องตามรูปแบบที่กำหนด เช่น เครื่องจักร MC-01 แจ้งเตือน (Alarm) มอเตอร์ทำงานเกินกำลัง (Overload) จากนั้นระบบจะส่งข้อมูลผ่าน API ในรูปแบบโครงสร้างข้อมูล JSON (JavaScript Object Notation) เข้าสู่ระบบการจัดการกระบวนการทำงานแบบอัตโนมัติผ่านแพลตฟอร์ม n8n ดังรูปที่ 9



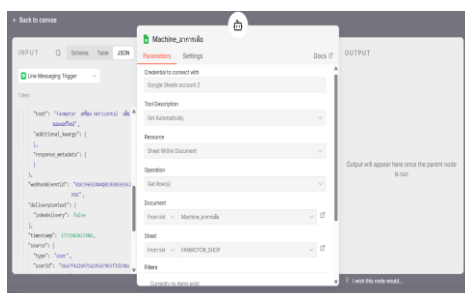
รูปที่ 9 Node AI Agent รับ-ส่งข้อมูลจาก Line Messaging



รูปที่ 10 Node AI Agent เรียกใช้งานข้อมูลจาก Google Gemini Chat Model

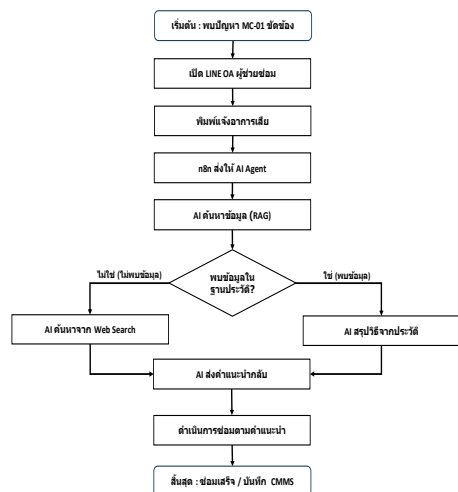


รูปที่ 11 Node AI Agent รับ-ส่งข้อมูลและจดจำบริบทผ่าน Chat Memory



รูปที่ 12 Node AI Agent เรียกใช้งานฐานข้อมูลประวัติการซ่อมจาก Google Sheets

จากกระบวนการในรูปที่ 9 ถึง 12 แสดงให้เห็นว่า Node เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ (AI Agent) ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางในการบริหารจัดการข้อมูล โดยได้รับการออกแบบคำสั่งให้สวมบทบาทเป็นผู้เชี่ยวชาญด้านการซ่อมบำรุง เมื่อได้รับความแจ้งปัญหาจากแอปพลิเคชัน LINE เอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์จะนำข้อมูลไปประมวลผลร่วมกับโมเดลภาษาและระบบหน่วยความจำ พร้อมทั้งประสานการทำงานกับเทคนิค RAG ในการสืบค้นข้อมูลจาก Google Sheets ซึ่งทำหน้าที่เป็นคลังความรู้สำหรับรวบรวมประวัติการซ่อมและคู่มือเครื่องจักร การบูรณาการกระบวนการทั้งหมดนี้ ทำให้ระบบสามารถวิเคราะห์และสร้างคำตอบที่ถูกต้องแม่นยำ และมีความเป็นธรรมชาติ ก่อนส่งคำแนะนำกลับไปยังช่างเทคนิคโรงงาน ดังแสดงแผนผังภาพรวมการทำงานทั้งหมดในรูปที่ 13



รูปที่ 13 แผนผังการทำงานของแอปพลิเคชันผู้ช่วยวินิจฉัย

เมื่อระบบประมวลผลเสร็จสิ้น จะส่งคำตอบกลับไปยังหน้าต่างสนทนาของช่างเทคนิคอย่างเป็นลำดับขั้นตอน ดังนี้

- 1.การรับแจ้งอาการขัดข้อง เมื่อช่างเทคนิคไปถึงพื้นที่หน้างาน สามารถใช้แอปพลิเคชัน LINE พิมพ์ข้อความระบุอาการขัดข้องของเครื่องจักรเพื่อทำการวินิจฉัยได้ทันที

2.การเสนอแนวทางเบื้องต้น ระบบจะวิเคราะห์ข้อมูล และนำเสนอคำแนะนำเบื้องต้นเพื่อให้ช่างเตรียม เครื่องมือหรือตรวจสอบจุดที่มักเกิดปัญหา

3.การสืบค้นประวัติและวิธีการซ่อม กรณีที่เป็นอาการ ชัดชัดที่มีประวัติการซ่อมในอดีต ระบบจะดึงข้อมูล วิธีการแก้ไขที่ถูกต้องมาแสดงผลเป็นลำดับขั้นตอน เพื่อให้ช่างดำเนินการแก้ไขตามมาตรฐาน

- ในกรณีที่ระบบไม่สามารถสืบค้นได้เพราะเป็นอาการ ชัดชัดใหม่ที่ยังไม่เคยเกิดขึ้น ระบบจะเปลี่ยนไป สืบค้นจากอินเทอร์เน็ต เช่น คู่มือหรือวิธีการตรวจเช็ค เกี่ยวข้องเบื้องต้นแทน

สวัสดีครับ ผม \*\*Mr.ช่าง\*\* ผู้ช่วยเทคนิคของคุณครับ จากการตรวจสอบข้อมูล อาการเสียของเครื่อง \*\*Stator Assembly\*\* ในกรณีที่เป็น \*\*ET4 Load 1 Alarm (หรือ ET4 Force Test NG)\*\* ผมขอสรุปข้อมูลและแนวทางแก้ไขดังนี้ครับ:

### ข้อมูลจากประวัติการซ่อมในอดีตจากฐานข้อมูลระบบ PMII จากการวิเคราะห์ประวัติการซ่อมที่เกี่ยวข้องกับอาการ \*\*ET4 / Force Test / Load NG\*\* พบว่าสาเหตุและวิธีการแก้ไขส่วนใหญ่มีดังนี้:

1. \*\*สาเหตุ: ค่าแม่เหล็ก (Flux) ของ Rotor Dummy ผิดค่า Spec ที่กำหนด\*\*  
\* \*\*แนวทางการแก้ไข:\*\* ให้ถอด \*\*Rotor Dummy\*\* ออกมาทำการชาร์จใหม่ (Charge Rotor Dummy) หรือเปลี่ยนตัวใหม่หากเสื่อมสภาพ
2. \*\*สาเหตุ: Pin Electrode สกปรกหรือเสื่อมสภาพ\*\*  
\* \*\*แนวทางการแก้ไข:\*\* ทำความสะอาด \*\*Electrode Pin\*\* หรือเปลี่ยน Pin ใหม่ (Change Electrode Pin) เนื่องจากหน้าสัมผัสอาจมีสิ่งสกปรกหรือความสกปรก ทำให้การอ่านค่าผิดพลาด
3. \*\*สาเหตุ: แรงดันลม (Air Pressure) ไม่เพียงพอ\*\*  
\* \*\*แนวทางการแก้ไข:\*\* ตรวจสอบและปรับแรงดันลมที่ชุดตัดหรือชุด Rotor (Pressure Lifter) ให้ได้ตามค่าที่กำหนด
4. \*\*สาเหตุ: ปัญหาที่ส่วนงาน (Rotor NG)\*\*  
\* \*\*แนวทางการแก้ไข:\*\* หากชาร์จ Dummy แล้วยังไม่หาย ให้ถอดตรวจสอบชิ้นงาน (Rotor) ว่ามีความผิดปกติหรือไม่ หรือลองเปลี่ยน Lot งานเพื่อทดสอบ
5. \*\*สาเหตุ: ชุดกลไก Cylinder ทำงานไม่ปรกติ\*\*  
\* \*\*แนวทางการแก้ไข:\*\* ตรวจสอบตำแหน่งของ \*\*Cylinder Position\*\* และใช้สเปรย์หล่อลื่น (เช่น WD-40) ในจุดที่ติดขัด

### คำแนะนำการซ่อมเบื้องต้น (เพิ่มเติมจาก Internet)  
หากดำเนินการตามประวัติการซ่อมแล้วอาการยังไม่หาย อาจพิจารณาประเด็นดังนี้:  
\* \*\*ตรวจสอบการเชื่อมต่อ (Wiring):\*\* ตรวจสอบสายสัญญาณระหว่างชุด Test กับ PLC ว่ามีจุดหลวมหรือขาดหรือไม่ เพราะแรงดันสะท้อนจากการทำงานอาจทำให้สายขาดได้  
\* \*\*Calibration:\*\* ตรวจสอบว่าเครื่องมือวัดในสถานี ET4 ตั้งค่าให้ถูกต้องทำการ Calibrate หรือไม่ หากเครื่องมือวัดเพี้ยนจะส่งผลให้เกิด Load Alarm ได้บ่อยครั้ง

\*\*ข้อมูลอ้างอิง:\*\* สรุปแนวทางจากประวัติการแก้ไขในระบบ PMII สำหรับเครื่อง AUTO STATOR ASSEMBLY

⚠️ \*\*ข้อควรระวังเพื่อความปลอดภัย:\*\*  
ก่อนเข้าทำการตรวจสอบหรือซ่อมแซมภายในเครื่องจักร \*\*ต้องทำการตัดกระแสไฟฟ้าและ Lockout-Tagout (LOTO)\*\* ทุกครั้ง และระวังจุดหนีบ (Pinch Point) จากชุด Cylinder และ Rotor Dummy ในขณะที่กำลังทำงานหรือทำการ Manual Test ครับ

หากต้องการข้อมูลเพิ่มเติม กรุณาติดต่อ Mr.ช่าง ได้เลยครับ!

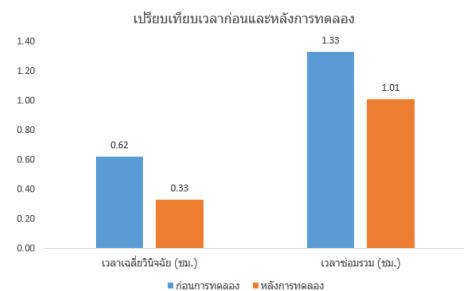
รูปที่ 14 ตัวอย่างหน้าจอแสดงผลผลลัพธ์คำแนะนำการ วินิจฉัยและขั้นตอนการซ่อมบำรุงจากเอเจนต์ ปัญญาประดิษฐ์

4.การเสริมความปลอดภัยและข้อควรระวัง ก่อนลงมือปฏิบัติงานจริง ระบบจะระบุข้อควรระวังด้านความปลอดภัยรวมถึงคำแนะนำเชิงวิเคราะห์ที่จำเป็น สำหรับงานเฉพาะด้าน เพื่อป้องกันอุบัติเหตุและลด

ข้อผิดพลาดในการปฏิบัติงาน (Human Error)

#### 4.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการลดเวลา

ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบข้อมูลเวลาก่อนการปรับปรุง (สิงหาคม - ตุลาคม 2568) และหลังการปรับปรุง (ธันวาคม 2568 - กุมภาพันธ์ 2569) โดยใช้ การสรุปผลการทดลองในแบบกราฟแท่งในรูปที่ 15



รูปที่ 15 กราฟแท่งเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเวลาในการวินิจฉัย ปัญหาและเวลาซ่อมรวมก่อนและหลังการปรับปรุง

ตารางที่ 5 ผลการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเวลาในการวินิจฉัย ปัญหาก่อนและหลังการปรับปรุง

| กลุ่มข้อมูล     | Mean  | S.D.  | t-value | p-value |
|-----------------|-------|-------|---------|---------|
| ก่อนการปรับปรุง | 0.622 | 0.142 | 16.33   | 0.000*  |
| หลังการปรับปรุง | 0.330 | 0.049 | -       | -       |

หมายเหตุ: \* มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05

ที่มา : ผลการคำนวณจากโปรแกรมทางสถิติ Minitab

ตารางที่ 6 ข้อมูลเวลาเปรียบเทียบในการซ่อมแซมและ เวลาในการวินิจฉัยปัญหาเฉลี่ยของเครื่องจักร MC-01

| กลุ่มข้อมูล     | จำนวน ข้อมูลที่ ซ่อม (N) | เวลาเฉลี่ย วินิจฉัย (ชั่วโมง) | เวลาเฉลี่ย ในการซ่อม (ชั่วโมง) |
|-----------------|--------------------------|-------------------------------|--------------------------------|
| ก่อนการปรับปรุง | 71                       | 0.622                         | 1.33                           |
| หลังการปรับปรุง | 64                       | 0.330                         | 1.01                           |

ตารางที่ 5 และ 6 แสดงถึงผลการทดลองการให้ระบบเอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับเทคนิค RAG ช่วยลดเวลาวินิจฉัยปัญหาเฉลี่ยจาก 0.622 ชม. (S.D.= 0.142) เหลือ 0.33 ชั่วโมง และเวลาซ่อมรวมเฉลี่ยจาก 1.33 ชม. เหลือ 1.01 ชั่วโมง คิดเป็นอัตราลดลงร้อยละ 46.77 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ( $t = 16.33$ ,  $p < 0.05$ ) จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก ( $H_0$ ) และสรุปได้ว่าระบบสามารถลดเวลาวินิจฉัยในกระบวนการซ่อมบำรุงเชิงแก้ไขได้อย่างมีประสิทธิภาพ

#### 4.3 การวิเคราะห์ผลลัพธ์ด้านมิติเศรษฐศาสตร์

การลดลงของเวลาซ่อมรวม จาก 1.33 ชั่วโมง เหลือ 1.01 ชั่วโมง ส่งผลให้ประหยัดเวลา 19.2 นาทีต่อครั้ง ก่อให้เกิดผลกระทบเชิงบวกทางธุรกิจอย่างชัดเจน เมื่อคำนวณรวมกับความถี่การหยุดเครื่องจักร 284 ครั้งต่อปี และอัตราค่าเสียโอกาส 425 บาทต่อเวลาที่ พบว่าระบบสามารถลดต้นทุนความสูญเสียได้สูงถึง 2,317,440 บาทต่อปี ซึ่งถือเป็นความคุ้มค่าที่โดดเด่นเมื่อเทียบกับต้นทุนการพัฒนาที่ต่ำจากการประยุกต์ใช้ LINE และ Google Sheets แสดงให้เห็นถึงศักยภาพและความพร้อมในการขยายผลระบบสู่ส่วนงานอื่นต่อไป

#### 5. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ประสบความสำเร็จในการพัฒนาแอปพลิเคชันผู้ช่วยซ่อมบำรุงอัจฉริยะโดยบูรณาการเอเจนต์ปัญญาประดิษฐ์ ร่วมกับเทคนิค RAG เพื่อแก้ปัญหาความล่าช้าในการวินิจฉัยเครื่องจักรได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติและง่ายต่อการเข้าถึงฐานข้อมูล

##### 5.1 ข้อจำกัด

งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดบางประการที่ควรพิจารณาสำหรับการนำผลการศึกษาไปประยุกต์ใช้ ได้แก่

- 1.ขอบเขตการศึกษาจำกัดอยู่เพียงกรณีศึกษาเครื่องจักร MC-01 จากโรงงานเพียงแห่งเดียว
- 2.ระบบที่พัฒนาขึ้นในงานวิจัยนี้ ยังเป็นเพียงระบบต้นแบบ (Prototype) ที่ประมวลผลจากประวัติการซ่อมบำรุงในอดีตเป็นหลัก การนำไปประยุกต์ใช้กับเครื่องจักรประเภทอื่นที่มีมาตรฐานการบันทึกที่

ต่างกันจะต้องพิจารณาความถูกต้องข้อมูลเป็นสำคัญ

#### 5.2 ข้อเสนอแนะ

เพื่อการพัฒนาและขยายผลระบบให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะดังนี้

- 1.ควรขยายขอบเขตการเก็บข้อมูลและการทดสอบประสิทธิภาพไปยังกลุ่มเครื่องจักรประเภทอื่น เพื่อประเมินความยืดหยุ่นและความแม่นยำของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ในบริบทที่แตกต่างกัน
- 2.ควรศึกษาการบูรณาการระบบผู้ช่วยซ่อมบำรุงร่วมกับข้อมูลจากเซ็นเซอร์ตรวจสภาพเครื่องจักรแบบเรียลไทม์ เพื่อยกระดับจากการช่วยวินิจฉัยหลังเกิดเหตุ ไปสู่การบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ ในอนาคต

#### กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้สำเร็จลงได้ด้วยความช่วยเหลือจากผู้บริหารและพนักงานแผนกซ่อมบำรุงของโรงงานกรณีศึกษา ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลและพื้นที่สำหรับทดลองปฏิบัติงานจริง ขอขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษาและผู้เชี่ยวชาญทุกท่านที่ตรวจสอบและให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์ ท้ายที่สุดนี้ ผู้วิจัยขอขอบคุณ สาขาวิชาการจัดการวิศวกรรมและเทคโนโลยี คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง ที่ให้การสนับสนุนทรัพยากรทางวิชาการ งานวิจัยนี้บรรลุตามเป้าหมายที่ตั้งไว้

#### เอกสารอ้างอิง

- [1] ธนาคารแห่งประเทศไทย. รายงานประจำปี 2567 [อินเทอร์เน็ต]. 2567 [เข้าถึงเมื่อ 2568 กันยายน 20]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.bot.or.th>
- [2] ศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร สำนักงานปลัดกระทรวงพาณิชย์. สถิติการค้าระหว่างประเทศของไทย [อินเทอร์เน็ต]. 2567 [เข้าถึงเมื่อ 2568 กันยายน 20]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.ops.moc.go.th>
- [3] กิตติศักดิ์ โชติโรจนวัชร, โอลดา ตีร์ตันตระกูล และอินทราภรณ์ มูลศาสตร์. การออกแบบและพัฒนาระบบช่วยวินิจฉัยปัญหาความผิดปกติของ

- อุปกรณ์ กรณีศึกษาโครงการก่อสร้างโรงไฟฟ้าพลังงานความร้อนร่วม. เอกสารสืบเนื่องจากการประชุมวิชาการระดับชาติด้านการพัฒนาการดำเนินงานทางอุตสาหกรรม ครั้งที่ 16 (CIOD 2025); 26 เมษายน 2568; กรุงเทพฯ; 2568. หน้า 32-40.
- [4] อิศริยา กุลศิริรัตน์ และวรพจน์ มีถม. การออกแบบและพัฒนาโปรแกรมการจัดการฐานข้อมูลภายในองค์กร กรณีศึกษา บริษัทผู้ผลิตน้ำมันหล่อลื่น. เอกสารสืบเนื่องจากการประชุมวิชาการระดับชาติด้านการพัฒนาการดำเนินงานทางอุตสาหกรรม ครั้งที่ 16 (CIOD 2025); 26 เมษายน 2568; กรุงเทพฯ; 2568. หน้า 214-222.
- [5] วันชัย แซ่ลิ้ม. การพัฒนาระบบโต้ตอบอัตโนมัติผ่านแอปพลิเคชันเพื่อสนับสนุนการให้บริการแก้ไขปัญหาคอมพิวเตอร์. วารสารวิชาการ ปช มท. 2564; 10(2): 56-65.
- [6] Jiang W, Hu F. Artificial Intelligence Agent-Enabled Predictive Maintenance: Conceptual Proposal and Basic Framework. Computers. 2025; 14(8): 329.
- [7] León-Paredes GA, Alba-Narváez LA, Paltin-Guzmán KD. NOVA: A Retrieval-Augmented Generation Assistant in Spanish. Applied Sciences. 2025; 15: 8175.
- [8] British Standards Institution. BS EN 13306:2017 Maintenance - Maintenance terminology. London: BSI Standards Limited; 2017.
- [9] Mobley RK. An Introduction to Predictive Maintenance. 2nd ed. Boston: Butterworth-Heinemann; 2002.
- [10] Blanchard BS. Logistics Engineering and Management. 6th ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall; 2004.
- [11] Nonaka I, Takeuchi H. The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation. New York: Oxford University Press; 1995.
- [12] Han J, Kamber M, Pei J. Data Mining: Concepts and Techniques. 3rd ed. Waltham, MA: Morgan Kaufmann; 2011.
- [13] n8n. Workflow Automation for Everyone [Internet]. 2024 [cited 2025 Sep 20]. Available from: <https://n8n.io>
- [14] Google Cloud. Generative AI agents [Internet]. 2024 [cited 2025 Sep 20]. Available from: <https://cloud.google.com/use-cases/generative-ai-agents>
- [15] Amazon Web Services. What is RAG? - Retrieval-Augmented Generation AI Explained [Internet]. 2024 [cited 2025 Sep 20]. Available from: <https://aws.amazon.com/what-is/retrieval-augmented-generation/>
- [16] Yamane T. Statistics: An Introductory Analysis. 3rd ed. New York: Harper and Row; 1973.
- [17] Barra FL, Rodella G, Costa A, Scalogna A, Carenzo L, Monzani A, et al. From prompt to platform: An agentic AI workflow for healthcare simulation scenario design. Adv Simul. 2025; 10: 29.
- [18] Chatterjee J, Dethlefs N. This new conversational AI model can be your friend, philosopher, and guide... and even your worst enemy. Patterns. 2023; 4(1): 100676.