

การแจ้งเตือนและตรวจจับสถานะที่เอื้อต่อการเกิดตะกรันในหออุตสาหกรรมชุบแข็ง โดยใช้ข้อมูลจากอินเทอร์เน็ตในทุกสิ่ง

FOULING PREVENTION ALERT IN QUENCH OIL TOWER PROCESS USING IOT (INTERNET OF THINGS) DATA

กายเพชร สิงห์สุวรรณ¹

ดร.ธนภัทร มั่งกะจิตร²

บทคัดย่อ

สารนิพนธ์ฉบับนี้ศึกษาวิธีการตรวจจับสถานะที่เอื้อต่อการเกิดตะกรัน ในกระบวนการหออุตสาหกรรมชุบแข็ง(Quench Oil Tower Process) โดยทำตั้งแต่ต้นจนจบ กล่าวคือเริ่มตั้งแต่การเก็บความต้องการของวิศวกรเคมี การวิเคราะห์เพื่อนำมาสร้างระบบการดึงข้อมูล แปลงข้อมูล และจัดเก็บข้อมูลอนุกรมเวลาจากเซ็นเซอร์ตามจุดต่างๆในโรงงานโดยอัตโนมัติ(Data Pipelines Implementation) เริ่มจากการออกแบบระบบโครงสร้างพื้นฐาน(Infrastructure) ทั้งแบบ On-premises และ Cloud Platform จนถึงการพัฒนาชุดคำสั่งโปรแกรม การนำข้อมูลที่จัดเก็บในระบบมานำเสนอให้ผู้ใช้งานผ่านการออกแบบแดชบอร์ดที่สื่อสารกับผู้ใช้งาน(Digital Dashboard) เพื่อให้ได้รับข้อมูลที่ถูกต้อง แม่นยำ และรวดเร็ว ในรูปแบบที่เข้าใจง่ายแบบแผนภาพข้อมูลรูปภาพ(Information Graphic) ที่สามารถเลือกดูรายละเอียดเพิ่มเติมตามต้องการได้ โดยส่วนที่สำคัญคือการแจ้งเตือนบนแดชบอร์ดที่สามารถตรวจจับสถานะที่เอื้อต่อการเกิดตะกรันได้จากค่าจากเซ็นเซอร์ที่กำหนดไว้(Alert & Monitoring) ช่วยให้การดำเนินการป้องกันได้ทันทั่วทั้ง

สุดท้ายเป็นการสร้างการพยากรณ์ล่วงหน้าโดยการเรียนรู้ของเครื่อง(Machine Learning Models) โดยตรวจจับและคาดการณ์ค่าข้อมูลที่เป็นปัจจัยที่สำคัญเอื้อต่อการเกิดตะกรันจากข้อมูลที่เก็บรวบรวมทั้งหมด โดยวิธีที่ใช้ในการศึกษาใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอน(Supervised Learning) ด้วยโครงข่าย Long Short-Term Memory (LSTM)

คำสำคัญ: ตะกรันในกระบวนการหออุตสาหกรรมชุบแข็ง, อินเทอร์เน็ตในทุกสิ่ง, แดชบอร์ด, การเรียนรู้ของเครื่อง

¹ นักศึกษาหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมข้อมูลขนาดใหญ่

² อาจารย์ที่ปรึกษาสารนิพนธ์

ABSTRACT

This independent study explores methods for detecting conditions conducive to fouling in the industrial quenching tower process. It encompasses a comprehensive approach, starting from gathering requirements from chemical engineers, analyzing and designing data extraction systems, transforming data, and automatically storing time-series data from sensors located in the refinery to database system (Data Pipelines Implementation). Designing the infrastructure (Infrastructure) both on-premises and on a cloud platform, followed by developing program scripts. The stored data is then presented to users through digital dashboards that provide accurate and timely information in an understandable format using information graphics, allowing users to view additional details as needed. A crucial aspect is the alert system on the dashboard, which can detect fouling-conducive conditions based on predefined thresholds from a set of sensors (Alert & Monitoring), enabling operators to take preventive measures promptly.

Finally, the independent study involves creating predictive models using machine learning to forecast key factors contributing to fouling based. The study uses supervised learning techniques with Long Short-Term Memory (LSTM) networks to analyze.

Keywords: Fouling in the industrial quenching tower process, Internet of Things (IoT), Digital Dashboard, Machine Learning (LSTM)

บทนำ

ในกระบวนการผลิตในโรงงานอุตสาหกรรมเคมีและปิโตรเคมี มีความจำเป็นต้องควบคุมอุณหภูมิทั้งในขั้นตอนการเพิ่มและลดอุณหภูมิของสาร (Quench Oil Tower Process) ทำให้เกิดความสัมพันธ์ที่ก่อให้เกิดความปนเปื้อน และการสะสมของสารที่ไม่ต้องการ เช่น ตะกรัน และเกลือที่ไม่ละลาย ภายในของเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อน(Fouling Trends)

เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาดังกล่าว กระบวนการที่ใช้ควบคุมอุณหภูมิปฏิกิริยาให้คงที่อย่างต่อเนื่องโดยไม่ก่อให้เกิดการปนเปื้อน คือการเพิ่มตัวทำละลายในหอกลั่น ซึ่งจะระเหยกลายเป็นไอและควบแน่นใน Condenser ก่อนไหลกลับลงสู่หอกลั่น เพื่อรักษาระดับอุณหภูมิของปฏิกิริยาให้เป็นไปตามเกณฑ์ที่กำหนด (Reflux Quality) อย่างสม่ำเสมอ

ปัจจุบันได้มีการติดตั้งเซ็นเซอร์จากอุปกรณ์ตามจุดที่จำเป็นต่าง ๆ ทั่วโรงงาน ซึ่งข้อมูลที่ได้ เช่น ความดัน อุณหภูมิ ปริมาณสารที่ไหลเวียน และปัจจัยอื่น ๆ จะถูกส่งไปยังทีมวิศวกรบน Digital Dashboards ซึ่งสามารถตรวจสอบได้ว่าอุปกรณ์ทำงานยังอย่างถูกต้อง และสามารถแก้ไขปัญหาต่าง ๆ ได้ทันที

วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อสร้าง Digital Dashboard ที่มาช่วยแจ้งเตือนและตรวจจับสถานะที่เอื้อต่อการเกิดตระกรัน โดยพัฒนาดังนี้

1. ระบบการดึงข้อมูลจาก Internet of Things (IoT) ในจุดต่าง ๆ ของโรงงานแบบอัตโนมัติ
2. การดูข้อมูลและแจ้งเตือนผ่าน Dashboard เมื่อข้อมูลที่กำหนด(Constrain) ถึงระดับที่ตั้งไว้

และ การคาดการณ์ล่วงหน้าของข้อมูลสำคัญ (Forecast)

ขอบเขตของงานวิจัย

พื้นที่ศึกษา คือหออุตสาหกรรมชุบแข็ง(Quench Oil Tower Process) ของโรงงานก๊าซธรรมชาติ โอเลฟินส์(Olefins) ทำหน้าที่แยกสารประกอบไฮโดรคาร์บอนหมู่โอเลฟินส์ (Olefins) ออกจากก๊าซธรรมชาติหรือเนฟทา(Naphtha)

โดยกระบวนการผลิตหลักในโรงงานโอเลฟินส์ เริ่มตั้งแต่การกลั่น (Distillation) ด้วยวัตถุดิบ (ก๊าซธรรมชาติหรือเนฟทา) ผ่านกระบวนการกลั่นแยกสารประกอบไฮโดรคาร์บอนออกเป็น การแยก (Separation) ผลิตภัณฑ์จากการแตกด้วยไอน้ำแยกออกเป็นส่วนประกอบต่างๆ โดยใช้เทคนิคการกลั่นแบบพิเศษ

สร้างระบบดึงประมวลผลข้อมูลอัตโนมัติ(Automate Data Flow) และรวบรวมข้อมูลเช่น ความดัน อุณหภูมิ ปริมาณสารที่ไหลเวียน และปัจจัยอื่นๆ จากอุปกรณ์ที่ตรวจจับด้วย Sensor ได้ โดยเลือกมาจากทีมวิศวกรเคมี ทั้งหมดจำนวน 145 จุด

แนวคิด ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. กระบวนการผลิตโพลีโพรพิลีน

โพลีโพรพิลีนผลิตมาจากแก๊สโพรพิลีนและแก๊สเอทิลีน กระบวนการผลิตโพลีโพรพิลีนเป็นแบบต่อเนื่องประกอบด้วย 5 ส่วน ดังนี้ การเตรียมตัวเร่งปฏิกิริยา, polymerization, การทำให้แห้ง, ตัดเม็ด, homogeneous และบรรจุผลิตภัณฑ์ ซึ่งกระบวนการผลิตนี้เกิดขึ้นในเครื่องปฏิกรณ์ในรูปสารแขวนลอยในเฟสแก๊ส ปฏิกิริยาในเครื่องปฏิกรณ์อยู่ในรูป fluidized bed ของโพลีโพรพิลีน ซึ่งมี 3 ชนิด ได้แก่ Homopolymer (no ethylene), Random copolymer (3% ethylene), Block copolymer (10-12% ethylene)

2. ตะกรัน (Fouling)

การบวนการผลิตโพลิโพรพิลีนในกระบวนการโพลิเมอร์ไรเซชันเพื่อควบคุมอุณหภูมิ โดยโพลิเมอร์ที่ออกจากเครื่องปฏิกรณ์ถูกทำให้เย็นลงเพื่อ ควบคุมน้ำหนักโมเลกุล ปัญหาส่วนใหญ่ที่พบในเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อนคือตะกรัน โดยตะกรันจะ ไปลดประสิทธิภาพการแลกเปลี่ยนความร้อนระหว่างสายร้อนและสายเย็นลง การสะสมความต้านทานตะกรันเป็นไปได้หลายลักษณะ

การเกิดตะกรันภายในผิวท่อของอุปกรณ์เครื่องแลกเปลี่ยนความร้อนสามารถแบ่งประเภทการเกิดตะกรันออกเป็น 6 ประเภท

- 1) ตะกรันที่เกิดจากการตกตะกอน (Precipitation Fouling or Crystallization Fouling)
- 2) ตะกรันที่มาจากอนุภาคเล็กๆ (Particulate Fouling)
- 3) ตะกรันที่เกิดจากปฏิกิริยาเคมี (Chemical reaction fouling)
- 4) ตะกรันที่เกิดจากการทำปฏิกิริยา (Corrosion fouling)
- 5) ตะกรันที่เกิดจากการแข็งตัวของไหล (Solidification fouling)
- 6) ตะกรันทางชีววิทยา (Biological fouling)

Classifier” เป็นแอปพลิเคชันที่ทำนายคลาสสิที่แตกต่างกันได้ ตาม Input ของสี่สามสี ได้แก่ R(แดง) G(เขียว) B(น้ำเงิน) โดยเมื่อส่งข้อมูลรหัสสีใด ๆ เข้าโมเดล ML จำแนกออกมาเป็นสีใน 11 สีตามข้อมูล Output ที่กำกับไว้ได้



ภาพที่ 1 ตะกรันที่เกิดจากการทำปฏิกิริยา (Corrosion fouling)

3. ความหมายและแนวคิดของ Internet of Things

คือ เทคโนโลยีที่ใช้แนวคิดการ เชื่อมต่อสื่อสารผ่านเครือข่ายระบบอินเทอร์เน็ตที่มีการติดตั้งระบบอิเล็กทรอนิกส์ ซอฟต์แวร์ และอุปกรณ์ เซนเซอร์ ดังกล่าวเพื่อให้อุปกรณ์หรือสิ่งต่าง ๆ เช่น อุปกรณ์สื่อสาร เครื่องใช้ไฟฟ้า ยานพาหนะ อาคาร สิ่งก่อสร้าง หรือวัตถุอื่น ๆ สามารถทำให้เกิดการเชื่อมต่อสื่อสารการแลกเปลี่ยนข้อมูล ประมวลผลข้อมูล และแสดงผลข้อมูลได้

4. การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี Internet of Things ในภาคอุตสาหกรรม

อุปกรณ์หรือเครื่องจักรซึ่งเป็น Things ในความหมาย ของเทคโนโลยี IoT ต้องเชื่อมต่อกันเป็นแบบเครือข่าย ควบคุมได้จากระบบส่วนกลาง โดยเครื่องจักรในโรงงานที่เป็นเครื่องจักรแบบเดี่ยว (Stand-Alone) เช่น จำนวนการผลิต ได้ในหน่วยของเวลาที่กำหนด ใช้ประโยชน์ในการดูภาพรวมการผลิตทั้งหมด ประโยชน์ ของการเชื่อมต่ออุปกรณ์หรือเครื่องจักรทั้งหมดนี้ ถูกต้อง แม่นยำ มีการแลกเปลี่ยนข้อมูลสื่อสาร หรือข้อมูลควบคุมระหว่างกัน และนำข้อมูล ออกมาใช้ประโยชน์ได้ ทั้งนี้การนำข้อมูลออกมาจากอุปกรณ์เครื่องจักรต่าง ๆ เชื่อมต่อกับระบบกลางเพื่อตรวจวัด เก็บรวบรวมและประมวลผลข้อมูลต่อไป

5. Long Short-term Memory (LSTM) Network

เป็นสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ประเภทหนึ่งที่อยู่ในกลุ่ม Recurrent Neural Networks (RNNs) ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลในระยะยาวได้ดีกว่า RNNs แบบดั้งเดิม ด้วยกลไกการทำงานของประตูเหล่านี้ ทำให้ LSTM สามารถเลือกที่จะจดจำข้อมูลที่ สำคัญและลืมข้อมูลที่ไม่สำคัญได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่งผลให้สามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลในระยะยาว ได้ดีกว่า RNNs แบบดั้งเดิม ซึ่งมักประสบปัญหาการลืมข้อมูลในระยะยาว แนวคิดหลักของ LSTMs อยู่ที่ เส้นแนวนอนด้านบนที่ทอดผ่านทั้งแผนภาพ สถานะของเซลล์ (cell state) เป็นเหมือนสายพาน (conveyor belt) ที่จะปฏิสัมพันธ์เชิงเส้นเพียงเล็กน้อยเท่านั้น จึง ง่ายสำหรับข้อมูลที่ไหลผ่านอย่างไม่เปลี่ยนแปลง

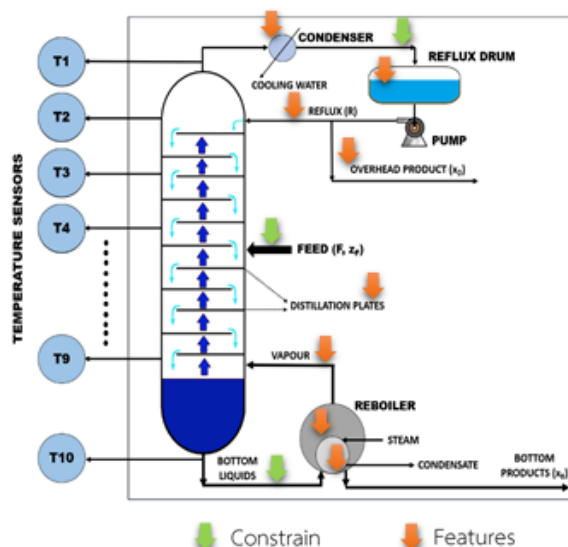
ระเบียบวิธีวิจัย

สารนิพนธ์นี้เป็นการศึกษาเพื่อการแจ้งเตือน และตรวจจับสถานะที่เอื้อต่อการเกิดตระกรัน ในหออุตสาหกรรมชุมชน ด้วย IoT โดยมีขั้นตอนการดำเนินการต่อไปนี้

1. การเก็บข้อมูล

เลือกตัวแปรโดยทีมวิศวกรเคมีที่คาดว่ามีความสอดคล้องต่อการเกิดตระกรันมากที่สุด 145 ตัวแปรจาก 82 Sensors ในจุดต่าง ๆ ของโรงกลั่นเช่น ความเข้มข้นของสารละลายเคมีต่าง ๆ ปริมาณที่ที่มีและไหลเวียน อุณหภูมิ และความดัน เป็นต้น

กำหนดควบคุมค่าสถานะที่เอื้อต่อการเกิดตระกรัน(Constrain) ที่คำนวณโดยสูตรทางปิโตรเคมี โดยพิจารณาจากกลไกการเกิดตระกรัน และประสบการณ์ ความเชี่ยวชาญ ของทีมวิศวกรเคมี เพื่อใช้เป็นเงื่อนไข (Condition) การตั้งค่ากำหนดเวลา ระยะเวลา และปริมาณสารที่ใช้ในการล้าง



ภาพที่ 2 แผนผังแสดงจุดของ Sensors

โดยกำหนดค่า Constrain 4 ตัวแปรหลักไว้ โดยตั้งค่าพารามิเตอร์ในการแจ้งเตือน(Hard Alert) เมื่อค่า Constrain ตัวใดตัวหนึ่งที่คำนวณได้จากระบบเซ็นเซอร์น้อยกว่าหรือมากกว่าที่กำหนดไว้ระบบแจ้งเตือนการล้างด้วยปริมาณสารละลาย

2. ออกแบบสถาปัตยกรรมของระบบ (System Architecture)

ติดตั้งและพัฒนา(Implement) โดยใช้ Edge Runtime Compute Node ด้วย AWS IoT Greengrass และนอกเหนือจากนั้นเป็นการใช้ Services บนระบบ AWS Cloud ทั้งหมด จนแล้วเสร็จ และบันทึกข้อมูลโดยมีสถานะแวดล้อม (Environments) ประกอบด้วย

- 1) Factory คือ โรงกลั่นเป็นที่อยู่ของ Sensors ที่ต้องการข้อมูล โดยไม่มีการเชื่อมต่อ Internet
- 2) Data Center (on-premise) เป็นห้องระบบ Server ที่สามารถเชื่อมต่อ Internet Zone ได้
- 3) AWS Cloud(private cloud) ที่รวมทุก Services และ User Interface สำหรับผู้ใช้งาน และนักพัฒนาโดยแต่ละ Component จะมี Security Firewall คอยดูแล Policy และ Traffic เสมอ

3. การพัฒนา Data Pipelines (Implementation)

โดยระบบต้องสามารถดึงข้อมูลตั้งแต่จาก Sensor ที่อยู่ในโรงกลั่นที่ต้องการข้อมูล โดยไม่มีการเชื่อมต่อ Internet ผ่าน Data Center (on-premise) เป็นห้องระบบ Server ที่สามารถเชื่อมต่อ Internet Zone ได้ ไปจนถึงการจัดเก็บและพร้อมใช้งานที่ AWS Cloud(private cloud) ที่รวมทุก Services และ User Interface สำหรับผู้ใช้งาน และนักพัฒนา

4. สร้าง Dashboard ที่ตอบโจทย์การใช้งานข้อมูลและแจ้งเตือน

Dashboard ต้องมีความสามารถดังนี้ 1. เลือกดูข้อมูลวันที่เริ่มต้น-สิ้นสุดได้ 2. แสดงข้อมูลโดยละเอียดของตัวแปรทั้ง 4 พร้อมทั้งเงื่อนไข 3. สามารถแจ้งเตือนเมื่อตัวแปรใดตัวแปรหนึ่งถึงเงื่อนไขที่กำหนด

4. แสดงข้อมูล Parameters 10 อันดับแรกที่ Effect แต่ละตัวแปรได้ 5. แสดงข้อมูลโดยละเอียดของรายละเอียด Parameters ที่ Effect แต่ละตัวแปรได้ และ 6. ข้อมูลการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลา

5. สร้าง Machine Learning Models ที่แนะนำผู้ใช้งาน

สร้าง 4 Models เพื่อทำนาย Constrains ทั้ง 4 ตัวแปร โดยพิจารณาจากตัวแปรที่บันทึกข้อมูลมาทั้งหมด 145 ตัวแปร หากตัวแปรใดตัวแปรหนึ่งใน 4 ตัวแปรนั้น มีแนวโน้มที่จะน้อยกว่าหรือมากกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ ระบบจะแจ้งเตือนล่วงหน้าก่อนจะเหตุการณ์จะเกิดขึ้นจริง

1. เลือกฟีเจอร์ (Feature Selection) โดยเทียบกับรูปแบบค่าสัมพัทธ์แบบ Pearson, Kendall และ Spearman เพื่อหา Correlation จากค่าเฉลี่ย (Mean) ที่ดีที่สุด ในการประเมินความสัมพันธ์ระหว่างฟีเจอร์กับตัวแปรเป้าหมาย (Target Variable)

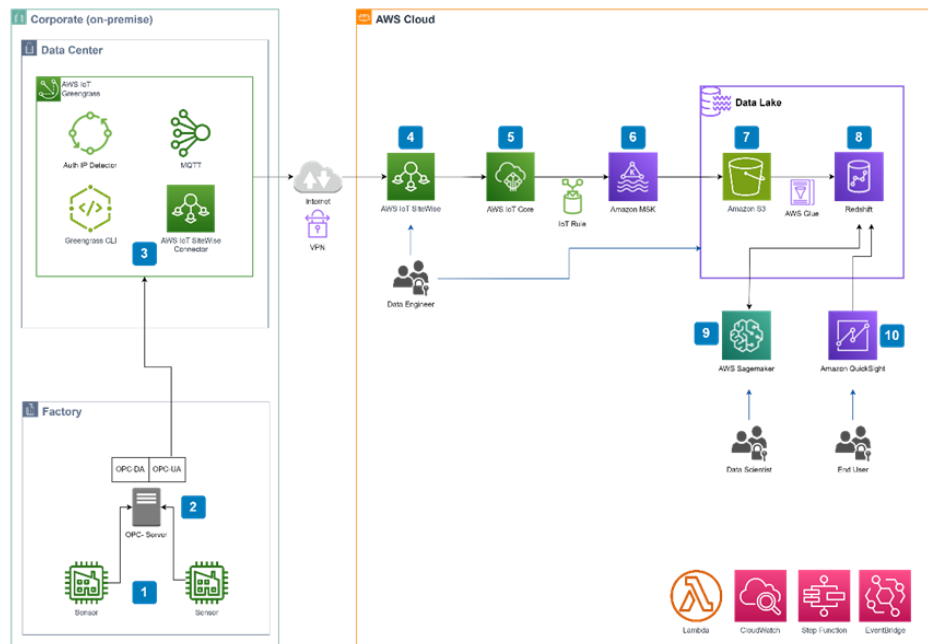
2. แปลงข้อมูล Time Series ให้เป็นชุดข้อมูล Supervised Learning แบบประกอบด้วยข้อมูลในอดีต 2 ช่วงเวลา เพราะข้อมูล Time Series ที่มีเป็นแบบ Univariate หรือมีเพียงมิติเดียว โดยใช้วิธี Forward Fill สำหรับค่าข้อมูลที่หายไป (Missing Values) ก่อนจะนำมาแปลงข้อมูล

3. ใช้เทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ Recurrent Neural Network (RNN) แบบ Long Short-Term Memory (LSTM) ที่ถูกออกแบบมาเพื่อประมวลผลลำดับข้อมูล (Sequential data) โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับการวิเคราะห์ Time Series data หรือข้อมูลเวลา ที่มีความสัมพันธ์กันตามช่วงเวลา

4. โดยเลือก Lag Time ที่เหมาะสม เพื่อไม่ให้เกิด Overfitting และใช้เทคนิค Grid Search เพื่อค้นหา Lag Time ที่ดีที่สุด (Lag Time = 3) โดยการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลพิจารณาจาก Mean Squared Error (MSE)

ผลการวิจัย

จากวิธีวิจัยตั้งแต่การเก็บรวบรวม Requirement จากทีมวิศวกรเคมี การออกแบบสถาปัตยกรรมของระบบ (System Architecture) และการพัฒนา Data Pipelines (Implementation) ได้ศึกษาเพื่อออกแบบและสร้างระบบดังนี้



ภาพที่ 3 สถาปัตยกรรมของระบบ (System Architecture)

1. ขั้นตอนการทำงาน

1.1 OPC Server (OLE for Process Control Server) สื่อสารกับระบบควบคุม Sensors (เช่น PLC, DCS) ด้วยระบบ SCADA ที่ส่งคำขออ่านค่าอุณหภูมิจากเซ็นเซอร์ไปยัง OPC Server

1.2 OPC Server รับและบันทึกข้อมูล (เช่น SCADA, HMI) โดยใช้มาตรฐาน OPC-UA (Unified Architecture) ซึ่งเป็นมาตรฐาน OPC รุ่นใหม่

1.3 AWS Greengrass ติดต่อกับ OPC Server ผ่าน AWS IoT SiteWise OPC-UA Connector ที่ Data Center เพื่อประมวลผลข้อมูลและส่งต่อข้อมูลไปยัง AWS IoT SiteWise (on-cloud)

1.4 AWS IoT SiteWise จัดเก็บและจัดการข้อมูลเซ็นเซอร์

1.5 AWS IoT Core ทำหน้าที่เป็นจุดรับข้อมูล ก่อนแปลงและกำหนดเส้นทางข้อมูล (IoT Rule) เพื่อส่งต่อข้อมูลไปยัง Amazon MSK ผ่านทางโปรโตคอล MQTT

1.6 Amazon MSK รับข้อมูล กระจายและเขียนข้อมูลต่อ โดยทำงานร่วมกับ AWS Lambda เพื่อประมวลผลข้อมูลและส่งไปยัง Amazon S3 ในรูปแบบ Object file based

1.7 AWS Glue ดึงข้อมูลจาก S3, แปลงข้อมูล, และโหลดข้อมูลไปยัง Amazon Redshift

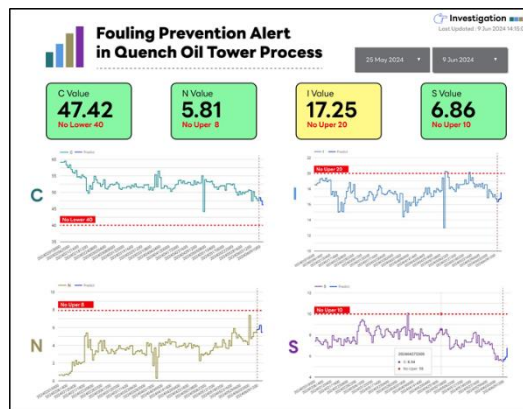
1.8 Amazon Redshift จัดเก็บข้อมูล และให้บริการข้อมูล

1.9 AWS SageMaker สร้าง, ฝึกฝน, และปรับใช้โมเดล Machine Learning

1.10 Amazon QuickSight สร้าง Dashboard และ Visualization เพื่อแสดงผลข้อมูล

โดยเชื่อมต่อ Services ต่างๆ เข้าด้วยกันผ่าน AWS Event Bridge และจัดการ workflow และกระบวนการทำงานแบบอัตโนมัติ (Orchestration) ด้วย AWS Step Function และเก็บรวบรวมข้อมูลบันทึก (Log), เมตริก (Metric), และเหตุการณ์ (Event) ของทั้งระบบลงไปที่ AWS CloudWatch เพื่อตรวจสอบปัญหา (Investigation & Trouble shooting)

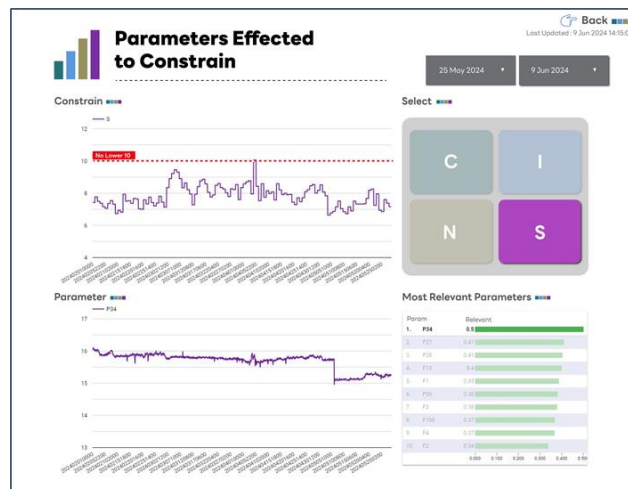
2. Dashboard ที่ตอบโจทย์การใช้งานข้อมูลและแจ้งเตือน



ภาพที่ 4 Dashboard หน้าหลัก

Dashboard หน้าหลักที่มีข้อมูลประกอบไปด้วย

- 1) ชื่อแดชบอร์ด
- 2) รายการเลือกข้อมูลวันที่เริ่มต้น-สิ้นสุด
- 3) ข้อมูลแผนภูมิรูปภาพโดยละเอียดของตัวแปรที่ 1 พร้อมทั้งเงื่อนไข
- 4) ข้อมูลแผนภูมิรูปภาพโดยละเอียดของตัวแปรที่ 2 พร้อมทั้งเงื่อนไข
- 5) ข้อมูลแผนภูมิรูปภาพโดยละเอียดของตัวแปรที่ 3 พร้อมทั้งเงื่อนไข
- 6) ข้อมูลแผนภูมิรูปภาพโดยละเอียดของตัวแปรที่ 4 พร้อมทั้งเงื่อนไข
- 7) รายละเอียดการของการแจ้งเตือนทั้ง 4 ตัวแปร โดยปรับเป็นการแสดงดังนี้
 - a. สีเขียว เข้าใกล้ Constrains น้อยกว่า 80% จากที่ตั้งไว้
 - b. สีเหลือง เข้าใกล้ Constrains มากกว่า 80% จากที่ตั้งไว้
 - c. สีแดง ค่าที่กำหนดถึงระดับ Constrains แล้ว
- 8) ข้อมูลการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ชั่วโมง



ภาพที่ 5 Dashboard หน้าตรวจสอบรายละเอียด

Dashboard หน้าตรวจสอบรายละเอียด Parameters ที่ Effect แต่ละ Constrain ประกอบด้วย

- 1) ชื่อแดชบอร์ด
- 2) รายการเลือกข้อมูลวันที่เริ่มต้น-สิ้นสุด
- 3) รายการเลือกตัวแปรที่สนใจ
- 4) ข้อมูลแผนภูมิรูปภาพโดยละเอียดของตัวแปรที่เลือก พร้อมทั้งเงื่อนไข
- 5) รายการแสดง Parameters ที่เกี่ยวข้องที่สุด 10 อันดับแรก
- 6) รายการเลือก Parameters ที่สนใจและ ข้อมูลแผนภูมิรูปภาพโดยละเอียดของ Parameter ที่เลือก

สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

สรุปผลการวิจัย

1. สามารถลดต้นทุนจากการพัฒนาระบบ ตั้งแต่โครงสร้างพื้นฐาน (Infrastructure) ไปจนถึงการพัฒนาโปรแกรมเพื่อรวบรวมและจัดเก็บข้อมูล (Data Pipeline Implementation) ที่สำคัญจาก Sensors มาใช้งานต่อไปโดยอัตโนมัติบนระบบ Cloud Platform ที่ให้บริการแบบ PaaS (Platform as a Service) ที่มีต้นทุนต่ำ และจ่ายตามการใช้งาน

2. ได้ Digital Dashboard ที่รวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ต่างๆ บนอุปกรณ์ ในรูปแบบการนำเสนอข้อมูลที่เข้าใจง่าย (Information Graphics) ช่วยให้ผู้ใช้สามารถที่จะเข้าถึงข้อมูลได้อย่างรวดเร็ว เพื่อมั่นใจได้ว่ากระบวนการกลั่นอยู่ในสภาพที่ปลอดภัย และได้รับการแจ้งเตือนก่อนที่ปัญหาอาจเกิดขึ้น

3. เพิ่มองค์ประกอบของการคาดการณ์ล่วงหน้า (Forecast) เพื่อช่วยประกอบการตัดสินใจ รูปแบบความสัมพันธ์ และแนวโน้มที่อาจนำไปสู่สถานะที่เอื้อต่อการเกิดตระกรุ่นในหออุตสาหกรรมรูป
แข็งในอนาคต

ข้อเสนอแนะ

1. ควรทำความเข้าใจ เรียนรู้เพิ่มเติมและมีทีมที่มีประสบการณ์คอยสนับสนุน(AWS Support) เพราะขาดความเชี่ยวชาญของการใช้ Components ต่างๆที่ไม่คุ้นเคย

2. ควรคำนึงถึง Features ต่างๆ ของระบบที่ต้องพัฒนาเพิ่มเติมเช่น การจัดการควบคุมสถานะของ การสอบเทียบเครื่องมือวัด (Calibration) ของ Sensors และระบบอื่นๆ ที่สร้างมาเพื่อตอบโจทย์เฉพาะธุรกิจ องค์กร โดยไม่สามารถเปรียบเทียบได้กับ Software Package ที่มีขายตามท้องตลาดทั่วไป เช่น OSIPI by AVEVA, Honeywell, AspenTech หรือ TIBCO

2. การคาดการณ์และแจ้งเตือนของสถานะการเกิดตระกรุ่นในอนาคต อาจเกิดข้อผิดพลาดขึ้นได้ ในกรณีที่มีการปรับเปลี่ยนสถานะของกระบวนการ (Plant Process Conditions) หรือในช่วงที่ตรงกับแผน ปีระบบการกลั่นตามรอบ (Maintenance Plan)

บรรณานุกรม

กุลชาติ มีทรัพย์หลาก. (2561). การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี Internet of Things ในภาคอุตสาหกรรม

(ออนไลน์). สืบค้นจาก <https://www.nectec.or.th/>

ธิรพิรุฬห์ ทองคำวิฑูรย์. (2559). เทคโนโลยี Internet of Things และข้อเสนอแนะในการบริหาร

คลื่นความถี่ในประเทศไทย. *วารสารวิชาการ กสทท. 1(10)*, 167-195.

พนิดา พงษ์ไพบูลย์, เอ็มอัชนา นรินตสุขรัตน์ และ กุลชาติ มีทรัพย์หลาก. (2563). แพลตฟอร์ม

อินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง ฐานรากสำคัญสู่การสร้างสรรค่นวัตกรรมดิจิทัล. *วารสารวิชาการ กสทท. 4(4)*, 270-287.

วิวัฒน์ มีสุวรรณ. (2559). อินเทอร์เน็ตเพื่อสรรพสิ่ง (Internet of Things) กับการศึกษา

วารสารวิชาการนวัตกรรมสื่อสารสังคม, 4(2), 83-9.

วรรณทิพา โอภาปัญญาโชติ. (2556). การสร้างแบบจำลองการก่อตัวของตะกรุ่นสำหรับเครื่อง

แลกเปลี่ยนความร้อนในกระบวนการผลิตโพลีโพรพิลีน [วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย].

- หัตพล ธีรมิตรรัตน์. (2563). การวินิจฉัยโรคพาร์กินสันโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง [วิทยานิพนธ์
ปริญญาามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์
มหาวิทยาลัย].
- เอนก ประสิทธิ์. (2554). การจำลองการเกิดตะกรันในข่างานเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อนใน
หน่วยกลั่นภายใต้ความดันบรรยากาศ [วิทยานิพนธ์ปริญญาามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย].