

การตรวจรู้คุณภาพโลหะในของเหลวเพื่อวิเคราะห์คุณสมบัติ
ในกรณีศึกษาของน้ำมันไฮดรอลิก

LIQUID CHARACTERISTICS ANALYSIS OF METAL CONTAMINANTS:
A CASE STUDY OF HYDRAULIC OIL



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2566

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

KMITL-2023-EN-D-018-103

LIQUID CHARACTERISTICS ANALYSIS OF METAL CONTAMINANTS:
A CASE STUDY OF HYDRAULIC OIL



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
DOCTOR OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2023

KMITL-2023-EN-D-018-103

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2023

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

| | |
|-----------------------------|---|
| หัวข้อวิทยานิพนธ์ | การตรวจรู้้อนุภาคโลหะในของเหลวเพื่อวิเคราะห์คุณสมบัติ ในกรณีศึกษาของน้ำมันไฮดรอลิก |
| นักศึกษา | นายสุธรรม สัทธรรมสกุล |
| รหัสประจำตัว | 58601026 |
| ปริญญา | วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต |
| สาขาวิชา | วิศวกรรมไฟฟ้า |
| พ.ศ. | 2566 |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ | รศ.ดร.วิศรุต ศรีรัตนะ |

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำเสนอการตรวจรู้้อนุภาคโลหะในของเหลวเพื่อวิเคราะห์คุณสมบัติในกรณีศึกษาของน้ำมันไฮดรอลิก ซึ่งเป็นการตรวจสอบหรือทดสอบแบบไม่ทำลาย สามารถใช้งานได้โดยการวัดจากตัวอย่างและการวัดในกระบวนการ อีกทั้งยังมีต้นทุนต่ำในการสร้าง งานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้เซนเซอร์ 2 ประเภท ได้แก่ ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ (Hall effect sensors) และกล้องถ่ายภาพจำลองภาพถ่ายน้ำมันที่มีการปนเปื้อน โดยการใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ในการวัดตัวอย่างน้ำมันและการวัดในกระบวนการพบว่ามีประสิทธิภาพในการตรวจวัดที่ร้อยละ 100 เมื่อกำหนดค่าการตรวจวัดตั้งแต่ระดับ NAS 12 ขึ้นไป ในขณะที่การทดลองประเภทที่สองเป็นการใช้กล้องถ่ายภาพเพื่อจำลองภาพถ่ายน้ำมันที่มีการปนเปื้อนอนุภาคโลหะในปริมาณที่แตกต่างกันแล้วนำภาพถ่ายนั้นไปทำการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยใช้โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก 3 ประเภท ได้แก่ อเล็กซ์เน็ต (AlexNet) อีฟิซเน็ตเน็ต บีศูนย์ (EfficientNet B0) และ ดาร์กเก็ต-19 (Darknet-19) ตามลำดับ พบว่าประสิทธิภาพของโมเดลอเล็กซ์เน็ตเป็นโมเดลที่ให้ประสิทธิภาพในการตรวจรู้เฉลี่ยที่ดีที่สุดอยู่ที่ระดับร้อยละ 80 เมื่อกำหนดค่าการตรวจรู้ค่าได้ต่ำสุดที่ระดับ NAS 12 และหากกำหนดค่าการตรวจรู้ต่ำสุดอยู่ที่ระดับ NAS 15 พบว่าประสิทธิภาพของโมเดลจะสูงขึ้นเป็นร้อยละ 91.33 แม้การตรวจรู้ด้วยการเรียนรู้เชิงลึกจะมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ แต่ก็มีจุดเด่นคือสามารถนำไปพัฒนาเพื่อตรวจวัดการปนเปื้อนของอนุภาคชนิดอื่น เช่น ของเหลวหรือฟองอากาศได้ในอนาคต ซึ่งไม่สามารถทำได้โดยการใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ เนื่องจากมีข้อจำกัดที่สามารถตรวจรู้ได้เพียงอนุภาคโลหะเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

| | |
|-----------------------|--|
| Thesis | Liquid Characteristics Analysis of Metal Contaminants: A Case Study of Hydraulic Oil |
| Student | Mr. Sutham Satthamsakul |
| Student ID. | 58601026 |
| Degree | Doctor of Engineering |
| Program | Electrical Engineering |
| Year | 2023 |
| Thesis Advisor | Assoc. Prof. Dr. Witsarut Sriratana |

ABSTRACT

This thesis presented Liquid Characteristics Analysis of Metal Contaminants: A Case Study of Hydraulic Oil which able to examine directly from test unit and process measurements as non-destructive testing (NDT), also low-cost building. This work applied two types of sensors: Hall effect sensors and contaminated oil simulated photos. Using Hall effect sensors to measure oil samples directly and process measurements, it was found that the efficiency was at 100% when the measurement values of NAS are 12 and higher. While the second type of experiment, different amounts of metal contamination photos, applied to three types of deep learning models: AlexNet, EfficientNet B0, and Darket-19 respectively, found that the efficiency of the Alexnet model returned the best average detection efficiency of 80% when NAS was 12, and if the lowest of NAS was set at 15, the model efficiency was increased to 91.33%. Although deep learning sensing was inferior to Hall effect sensors, its advantage was proper to apply to measure contamination of other types of particles, such as liquids or air bubbles as future work, while Hall effect was limited to detect metal particles in oil directly.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ต้องขอขอบพระคุณ รศ.ดร.วิศรุต ศรีรัตน์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.ทวีพล ซื่อสัตย์ ที่ทำหน้าที่เสมือนเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์อีกคน รวมถึง ศ.ดร.วรวงศ์ ตั้งศรีรัตน์ ที่ช่วยให้คำปรึกษาและช่วยเหลือด้านงานวิจัยอย่างเต็มที่ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้

และต้องขอขอบคุณ รศ.ดร.นวกัทธา หนูนาค ที่ช่วยให้แนวความคิดรวมถึงวิธีการนำเสนอ เนื้อหาภายในเล่ม ต้องขอขอบคุณ รศ.ดร.เชิดศักดิ์ มณีรัตน์รุ่งโรจน์ คณะวิทยาศาสตร์ ที่ช่วยสนับสนุนอุปกรณ์ที่ใช้ในการเตรียมตัวอย่างน้ำมันทำให้วิจัยสามารถสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี และที่ขาดไปไม่ได้คือคณาจารย์ในภาควิชาวิศวกรรมมาตรวัดและควบคุม หลาย ๆ ท่าน ได้แก่ รศ.วิริยะ กองรัตน์ รศ.ดร.สุพรรณ กุลพานิชย์ ผศ.ดร.นรินทร์ ธรรมะรักษ์วัฒน์ ที่คอยช่วยสนับสนุนภาระในด้านการเรียนการสอนของภาควิชา และท่านอื่น ๆ ที่ได้เอื้อนาม รวมถึงต้องขอขอบคุณภรรยาที่น่ารักและครอบครัวที่ช่วยกันรับภาระดูแลลูกที่น่ารักทั้งสองคนแทนให้

ขอกราบขอบพระคุณพ่อ แม่ และญาติพี่น้อง รวมถึงเพื่อน ๆ คณาจารย์และเจ้าหน้าที่ในสถาบันฯ อีกหลายท่านที่คอยให้กำลังใจ และให้การสนับสนุนช่วยเหลือในทุก ๆ ด้านจนมาถึงวันนี้ได้ สุดท้ายนี้คุณค่าและคุณประโยชน์อันใดที่จะพึงเกิดขึ้นจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้เขียนขอมอบแต่ผู้มีพระคุณทุก ๆ ท่าน และขอให้ทุก ๆ ท่านจงมีแต่ความสุขตลอดไป

สุธรรม สัทธรรมสกุล

สารบัญ

| | หน้า |
|---|------|
| บทคัดย่อภาษาไทย | I |
| บทคัดย่อภาษาอังกฤษ | II |
| กิตติกรรมประกาศ | III |
| สารบัญ | IV |
| สารบัญตาราง | VI |
| สารบัญรูป | VII |
| บทที่ 1 บทนำ | 1 |
| 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา | 1 |
| 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย..... | 3 |
| 1.3 ขอบเขตของการวิจัย..... | 3 |
| บทที่ 2 ทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... | 4 |
| 2.1 An IR-Absorption Sensor System for the Determination of Engine Oil Deterioration | 4 |
| 2.2 Oil Contamination Monitoring Based on Dielectric Constant Measurement..... | 5 |
| 2.3 Partial Discharge and Breakdown Characteristics of Moving Transformer Oil Contaminated by Metallic Particles..... | 5 |
| 2.4 Design and Development of Opto-Resistive Type Quasi-Digital Sensor and Instrument for Online Assessment of the Quality of Lubricant Oil | 6 |
| 2.5 Design High-Throughput Sensor to Detect Hydraulic Oil Contamination Based on Microfluidics..... | 6 |
| 2.6 Novelty Sensor for Detection of Wear Particles in Oil Using Integrated Microwave Metamaterial Resonators With Neodymium Magnets..... | 8 |

สารบัญ (ต่อ)

| | หน้า |
|---|------|
| บทที่ 3 การตรวจรู้อนุภาคโลหะด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์..... | 9 |
| 3.1 การตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์..... | 9 |
| 3.2 การตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์..... | 14 |
| 3.2.1 การตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคโดยใช้แม่เหล็กไฟฟ้า..... | 15 |
| 3.2.2 การตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคโดยใช้แม่เหล็กถาวร..... | 17 |
| บทที่ 4 การตรวจรู้อนุภาคของแข็งโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก..... | 22 |
| 4.1 การออกแบบระบบการตรวจรู้อนุภาคโลหะด้วยการเรียนรู้เชิงลึก..... | 23 |
| 4.2 การเตรียมตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้และตรวจสอบ..... | 26 |
| บทที่ 5 ผลการทดลองและอภิปรายผล..... | 36 |
| 5.1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์..... | 36 |
| 5.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคโดยใช้แม่เหล็กไฟฟ้า..... | 39 |
| 5.3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคโดยใช้แม่เหล็กถาวร..... | 42 |
| 5.4 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของการตรวจรู้อนุภาคของแข็งโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก..... | 46 |
| 5.5 อภิปรายผลการทดลอง..... | 50 |
| บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ | 45 |
| 6.1 สรุปผลการวิจัย | 45 |
| 6.2 ข้อเสนอแนะในการวิจัย | 45 |
| เอกสารอ้างอิง | 53 |
| ภาคผนวก ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์ | 55 |
| ประวัติผู้เขียน | 76 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และห้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

| ตารางที่ | หน้า |
|---|------|
| 3.1 การแบ่งระดับการปนเปื้อนตามมาตรฐาน NAS 1638..... | 13 |
| 3.2 แสดงค่าคาดการณ์ปริมาณอนุภาคในเชิงน้ำหนักเมื่อเทียบกับมาตรฐาน NAS 1638.. | 14 |
| 3.3 แสดงค่ามาตรฐานการยอมได้ใน การเปลี่ยนน้ำมันเกียร์..... | 14 |
| 3.4 แสดงค่าคาดการณ์ปริมาณอนุภาคในเชิงน้ำหนักเมื่อเทียบกับมาตรฐาน NAS 1638 กรณีนำอนุภาคโลหะผสมในน้ำมันไฮดรอลิกในปริมาณ 500 มิลลิลิตร..... | 16 |
| 3.5 แสดงค่าคาดการณ์ปริมาณอนุภาคในเชิงน้ำหนักเมื่อเทียบกับมาตรฐาน NAS 1638 กรณีนำอนุภาคโลหะผสมในน้ำมันไฮดรอลิกในปริมาณ 12 ลิตร..... | 21 |
| 4.1 การคำนวณอัตราส่วนผสมของน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์กับน้ำมันฐาน..... | 28 |
| 4.2 โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่มีการนำเสนอในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา..... | 35 |
| 5.1 แสดงค่าแรงดันเอาต์พุตและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์..... | 38 |
| 5.2 แสดงค่าแรงดันเอาต์พุตและค่าเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัด A..... | 44 |
| 5.3 แสดงค่าแรงดันเอาต์พุตและค่าเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัด B..... | 45 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และ VI อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

| รูปที่ | หน้า |
|--|------|
| 2.1 (ก) หลักการทำงานของเซนเซอร์ต้นแบบ (ข) รูปถ่ายเซนเซอร์ต้นแบบ..... | 4 |
| 2.2 (ก) โครงสร้างของคาปาซิทีฟเซนเซอร์ (ข) รูปถ่ายของคาปาซิทีฟเซนเซอร์..... | 5 |
| 2.3 (ก) การติดตั้งสำหรับการทดลอง (ข) แบบจำลองโมเดล | 5 |
| 2.4 (ก) แผนผังการติดตั้งสำหรับการทดลอง (ข) โครงสร้างของเซนเซอร์..... | 6 |
| 2.5 (ก) โครงสร้างของเซนเซอร์ในการตรวจวัด (ข) โครงสร้างภายในของเซนเซอร์..... | 7 |
| 2.6 อธิบายหลักการทำงานในการวัดค่าความจุจากตัวคอยล์คู่..... | 7 |
| 2.7 โครงสร้างและหลักการทำงานของเซนเซอร์..... | 8 |
| 3.1 การจัดวางตำแหน่งแม่เหล็กถาวรและฮอลล์เอฟเฟคต์สำหรับการตรวจรู้อนุภาคโลหะ | 10 |
| 3.2 ลักษณะของการวางขดน้ำมันตัวอย่างเพื่อทำการตรวจรู้อนุภาคโลหะ..... | 11 |
| 3.3 ขวดตัวอย่างของน้ำมันที่มีปริมาณการปนเปื้อนของอนุภาคโลหะที่แตกต่างกัน..... | 11 |
| 3.4 แผนผังระบบการตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคต์เซนเซอร์..... | 12 |
| 3.5 ภาพถ่ายจากกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอน กำลังขยาย 50 เท่า..... | 12 |
| 3.6 โครงสร้างส่วนของโมดูลในการตรวจวัด..... | 15 |
| 3.7 ระบบการตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคต์โดยใช้แม่เหล็กไฟฟ้า..... | 16 |
| 3.8 วงจรระบบจำลองการทำงานของระบบไฮดรอลิก..... | 18 |
| 3.9 ระบบจำลองการทำงานของระบบไฮดรอลิก..... | 19 |
| 3.10 แม่เหล็กถาวรทรงกระดุม..... | 19 |
| 3.11 ลักษณะรูปแบบและตำแหน่งการจัดวางอุปกรณ์ของโมดูลเซนเซอร์ในการวัด..... | 19 |
| 3.12 ระยะห่างและลักษณะการจัดวางโมดูลเซนเซอร์ทั้ง 3 ตัว ที่ใช้ในการตรวจวัด..... | 20 |
| 3.13 วงจรขยายสัญญาณที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟคต์เซนเซอร์โมดูล..... | 21 |
| 4.1 แผนผังการทำงานของการใช้เทคนิคแลนดมาร์กิ้งเพื่อการจำแนกปลาด้วยโวลเวอร์ชั้น 4 ภายใต้เงื่อนไขพื้นหลังที่ต่างกันด้วยการเรียนรู้เชิงลึก..... | 23 |
| 4.2 ขวดพลาสติกทรงเหลี่ยมที่ใช้จำลองแทนท่อส่งน้ำมัน..... | 24 |
| 4.3 น้ำมันไฮดรอลิกเกรด ISO 100 ยี่ห้อเทรน..... | 24 |
| 4.4 การถ่ายภาพอนุภาคโลหะด้วยกล้องไมโครสโคป..... | 25 |

สารบัญรูป (ต่อ)

| รูปที่ | หน้า |
|---|------|
| 4.5 ภาพถ่ายอนุภาคโลหะด้วยกล้องไมโครสโคป..... | 25 |
| 4.6 ภาพถ่ายขดตัวอย่างที่ใส่น้ำมันและอนุภาคโลหะไว้ภายในแล้ว..... | 26 |
| 4.7 แผนผังการทำงานของเครื่องประเมินอนุภาคโลหะด้วยการเรียนรู้เชิงลึก..... | 26 |
| 4.8 รูปเครื่องดูตัวอย่างสารละลาย หรือไมโครปิเปตต์ หลายขนาดที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้..... | 27 |
| 4.9 การชั่งอนุภาคโลหะน้ำหนัก 2,001 มิลลิกรัม หรือ 2.001 กรัม..... | 28 |
| 4.10 การผสมอนุภาคโลหะลงในน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์..... | 29 |
| 4.11 แสดงการคนน้ำมันฐานทุกครั้งก่อนใช้ไมโครปิเปตต์ในการดูน้ำมันฐานไปผสม..... | 29 |
| 4.12 น้ำมันที่ผ่านการผสมอนุภาคโลหะตามสัดส่วนที่กำหนด..... | 30 |
| 4.13 แสดงการใช้หลอดไฟแอลอีดีที่ให้แสงสีขาวส่องด้านหลังขดตัวอย่างที่ต้องการเก็บภาพ | 31 |
| 4.14 ตัวอย่างภาพถ่ายน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์ที่ได้จากกล้องไมโครสโคป..... | 31 |
| 4.15 แสดงการครอบภาพถ่ายที่ได้ก่อนนำไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก..... | 32 |
| 4.16 แสดงการเปรียบเทียบภาพถ่ายของน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์กับน้ำมันที่มีการปนเปื้อนอนุภาคโลหะในปริมาณตั้งแต่ 1 มิลลิกรัม ถึง 500 มิลลิกรัม..... | 34 |
| 5.1 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟกเซนเซอร์ในกรณีที่มีอนุภาคโลหะในน้ำมันตัวอย่างตั้งแต่ 100 ถึง 1,000 มิลลิกรัม..... | 37 |
| 5.2 ค่าแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตเฉลี่ยที่ได้จากการตรวจวัดปริมาณอนุภาคโลหะที่ต่างกัน..... | 38 |
| 5.3 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกกับปริมาณอนุภาคโลหะ..... | 39 |
| 5.4 กราฟเปรียบเทียบค่าแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกที่ได้จากการป้อนไฟฟ้ากระแสตรงให้กับขดลวดโซลินอยด์ในปริมาณที่แตกต่างกัน โดยกำหนดอุณหภูมิในระบบไว้ที่ 50 องศาเซลเซียส..... | 40 |
| 5.5 กราฟแสดงค่าแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกที่ได้จากระบบที่มีการกำหนดอุณหภูมิที่แตกต่างกันภายใต้เงื่อนไขที่มีการป้อนไฟฟ้ากระแสตรงให้กับขดลวดโซลินอยด์เท่ากับ 0.9 แอมแปร์..... | 40 |
| 5.6 กราฟเปรียบเทียบค่าแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกที่ถูกกระตุ้นด้วยไฟฟ้ากระแสสลับด้วยความถี่ที่แตกต่างกันภายใต้เงื่อนไขของระบบที่มีการกำหนดอุณหภูมิที่ 30 องศาเซลเซียส..... | 41 |

สารบัญรูป (ต่อ)

| รูปที่ | หน้า |
|--|------|
| 5.7 กราฟแสดงค่าแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟคที่ได้จากระบบที่กำหนดอุณหภูมิแตกต่างกันภายใต้เงื่อนไขที่มีการป้อนไฟฟ้ากระแสสลับให้กับขดลวดโซลินอยด์ด้วยความถี่ 500 เฮิรตซ์..... | 42 |
| 5.8 กราฟแสดงผลการตอบสนองของค่าที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง A..... | 43 |
| 5.9 กราฟแสดงผลการตอบสนองของค่าที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง B..... | 43 |
| 5.10 กราฟแสดงค่าผลการวัดเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง A | 45 |
| 5.11 กราฟแสดงค่าผลการวัดเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง B | 46 |
| 5.12 ผลการทดสอบโมเดลอิพิซเซินท์เน็ต บีศูนย์ กรณีชุดภาพสำหรับฝีกที่ไม่ทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน..... | 47 |
| 5.13 ผลการทดสอบโมเดลอิพิซเซินท์เน็ต บีศูนย์ กรณีชุดภาพสำหรับฝีกที่มีการทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน..... | 47 |
| 5.14 ผลการทดสอบโมเดลดาร์กเก็ต-19 กรณีชุดภาพสำหรับฝีกที่มีการทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน..... | 48 |
| 5.15 ผลการทดสอบโมเดลอเล็กซ์เน็ตกรณีชุดภาพสำหรับฝีกที่ไม่ทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน..... | 48 |
| 5.16 กราฟแสดงผลการเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการทำนายแยกตามปริมาณอนุภาคเปรียบเทียบกันในแต่ละโมเดลที่ทำการทดสอบ..... | 49 |

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา

น้ำมันเป็นตัวแปรที่สำคัญและส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของเครื่องจักรโดยตรง โดยเฉพาะเครื่องจักรอุตสาหกรรมที่ต้องทำงานต่อเนื่องเป็นเวลานาน เนื่องจากน้ำมันทำหน้าที่ในการหล่อลื่น ระบายความร้อน และลดการสึกหรอของชิ้นส่วนต่าง ๆ ที่มีการเคลื่อนที่อยู่ภายในระบบ ดังนั้นน้ำมันจึงมีความเกี่ยวข้องโดยตรง และเป็นสาเหตุหลักที่ทำให้เครื่องจักรเกิดความเสียหายได้จากการใช้น้ำมันที่เสื่อมสภาพ จากกรณีศึกษาที่ผ่านมา [1,2] สามารถระบุได้อย่างชัดเจนว่า น้ำมันหล่อลื่นแต่ละชนิดของเครื่องจักรจะถูกใช้อยู่ภายในระยะเวลาที่กำหนด แต่อย่างไรก็ตามเงื่อนไขที่ทำให้ น้ำมันหล่อลื่นเริ่มสภาพก่อนถึงกำหนดที่คาดการณ์ไว้ จะมีสาเหตุมาจากอนุภาคโลหะที่เกิดขึ้นทั้งภายในตัวระบบเอง ซึ่งจะเกิดจากการสึกหรอในรูปแบบต่าง ๆ ส่งผลทำให้เกิดอนุภาคขนาดเล็กสามารถแบ่งที่มามีออกได้เป็น 6 แหล่ง [3] ประกอบด้วย การสึกหรอจากชิ้นส่วนภายใน (Adhesive Wear), การสึกหรอจากการเสียดสี (Abrasive Wear), การสึกหรอจากสารกัดกร่อน (Corrosive Wear), การสึกหรอจากความล้าของชิ้นส่วน (Fatigue Wear), การสึกหรอที่เกิดจากโพรงอากาศ (Cavitation Wear) และ การสึกหรอจากการโดนกัดกร่อน (Erosive Wear) หรือการปนเปื้อนจากอนุภาคภายนอก ทั้งนี้ทำให้การบำรุงรักษาตามระยะเวลาอาจไม่เหมาะสม

ในงานวิจัยนี้เลือกนำน้ำมันไฮดรอลิกมาใช้เป็นกรณีศึกษาเท่านั้น เนื่องจากเป็นน้ำมันที่มีใช้กันอย่างแพร่หลายในภาคอุตสาหกรรม โดยคุณสมบัติของน้ำมันไฮดรอลิกนั้น มีสาเหตุมาจากแรงเสียดทานที่มากกระทำกับน้ำมันไฮดรอลิก [4] การปนเปื้อนในน้ำมันไฮดรอลิกเป็นสาเหตุหลักที่ทำให้ระบบไฮดรอลิกได้รับความเสียหาย [3] สามารถแบ่งการปนเปื้อนออกได้เป็น 3 ลักษณะ คือ การปนเปื้อนของแข็ง (solid) การปนเปื้อนของเหลว (liquid) และการปนเปื้อนของก๊าซ (Gas) [5] การปนเปื้อนที่เกิดจากของแข็งโดยเฉพาะอนุภาคโลหะ มีความเป็นไปได้สูงที่จะเกิดจากการสึกหรอของชิ้นส่วนภายในขณะทำงาน [3] และสามารถสร้างความเสียหายให้กับระบบอย่างชัดเจน เพื่อให้แน่ใจว่าคุณภาพของน้ำมันนั้นยังสามารถใช้งานได้โดยไม่มีผลกระทบต่อเครื่องจักร การตรวจสอบอนุภาคที่ปนเปื้อนในน้ำมันภายในกระบวนการในขณะที่เครื่องจักรกำลังทำงาน สามารถแจ้งเตือนปัญหาได้อย่างทัน่วงที จึงเป็นแนวทางที่เหมาะสมที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในช่วงระยะเวลาที่ยี่สิบปีที่ผ่านมา มีงานวิจัยที่นำเสนอเกี่ยวกับการตรวจวัดหรือประเมิน การปนเปื้อนในรูปแบบต่าง ๆ เป็นจำนวนมาก มีการนำเสนอเทคนิคและวิธีการที่แตกต่างกัน ส่วนใหญ่ จะใช้แสงเป็นหลัก ยกตัวอย่าง งานวิจัยที่นำเสนอการใช้วิธีการดูดซับแสงอินฟราเรดในการตรวจวัด การปนเปื้อนของน้ำมันเครื่องที่ถูกนำเสนอในปี 2004 [6] และการออกแบบและพัฒนาเซนเซอร์ที่ เปลี่ยนแปลงค่าความต้านทานตามแสงสำหรับการวัดในระบบเพื่อประเมินคุณภาพน้ำมัน ที่มีการ นำเสนอในปี 2019 [7] นอกจากการใช้เทคนิคทางแสงแล้ว ยังมีหลายเทคนิคที่มีการนำมาใช้ เช่น การ ใช้เซนเซอร์แบบคาปาซิทีฟในการตรวจสอบการปนเปื้อนของน้ำมันในระบบที่นำเสนอในปี 2009 [8] การใช้เทคนิคการทำดีสชาร์จบางส่วนเพื่อให้เกิดคุณสมบัติการพังทลายในน้ำมันหม้อแปลง เพื่อ ตรวจวัดและประเมินการปนเปื้อนอนุภาคโลหะจากอัตราการไหลที่เปลี่ยนไป ก็ได้ถูกนำเสนอในปี 2018 [9,10] หรือจะเป็นเทคนิคที่มีการสร้างคอลลอยด์ขึ้นใช้สำหรับสร้างการเหนียวนาเพื่อใช้วัดอนุภาค โลหะ ในขณะเดียวกันก็สามารถใช้คอลลอยด์ดังกล่าววัดค่าความจู่ระหว่างกันเพื่อใช้วัดละอองน้ำหรือ ฟองอากาศที่เกิดขึ้นในระบบ ได้ถูกนำเสนอในปี 2019 [11] แม้แต่การใช้ความถี่ไมโครเวฟที่มีการ ออกแบบสายอากาศมาร่วมใช้งานกับแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็กที่เป็นแม่เหล็กถาวร ก็มีการนำเสนอ ในปี 2022 [12] จากตัวอย่างงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้น จะพบว่างานวิจัยส่วนใหญ่จะเน้นไปที่การวัด ภายในระบบหรือวัดในกระบวนการในขณะที่เครื่องจักรกำลังทำงาน เนื่องจากการสีกหร่อนนั้นสามารถ เกิดขึ้นได้ตลอดเวลา การวัดในช่วงเวลาทำงานจึงทำให้สามารถแจ้งเตือนได้ทันทั่วทั้งที่ และยังสามารถ ใช้งานน้ำมันได้อย่างคุ้มค่า ทำให้ช่วยลดค่าใช้จ่ายในการเปลี่ยนถ่ายน้ำมันใหม่ให้กับระบบได้อีกด้วย

เทคนิคและวิธีการที่มีการนำเสนอนั้นมีประสิทธิภาพที่ดี แต่บางเทคนิคก็มีความยุ่งยาก และซับซ้อนในการสร้างอุปกรณ์ในการวัด หรือในงานวิจัยก็ต้องใช้ร่วมกับเครื่องมือที่มีราคาสูง งานวิจัยนี้จะอยากนำเสนอการตรวจรู้อนุภาคโลหะในน้ำมันไฮดรอลิก ด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ซึ่งมี ข้อดีคือเซนเซอร์ราคาไม่แพง และการออกแบบอุปกรณ์ต่อรวมเพื่อสร้างเป็นอุปกรณ์การวัดไม่ซับซ้อน ทั้งนี้จุดด้อยเพียงข้อเดียวของการใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์คืออนุภาคที่สามารถตรวจรูได้ จะต้องเป็น โลหะที่สามารถเหนียวนาสนามแม่เหล็กได้เท่านั้น แต่การปนเปื้อนในน้ำมันนอกจากโลหะที่สามารถ เหนียวนาสนามแม่เหล็กได้แล้วยังมีโลหะชนิดอื่นอีก รวมไปถึงของแข็งชนิดอื่นที่ไม่ใช่โลหะด้วย

นอกจากนั้น ยังมีของเหลวและก๊าซที่อาจปนเปื้อนอยู่ในน้ำมัน ในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอแนวทางใน การใช้กล้องสำหรับถ่ายภาพร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อศึกษาความเป็นไปได้ ในการนำไปใช้ ตรวจรู้อนุภาคทั้งที่เป็นของแข็ง ของเหลว และก๊าซ แต่ในงานวิจัยนี้ขอแนะนำเฉพาะการตรวจรู ้อนุภาคโลหะเท่านั้น เพื่อใช้เป็นกรณีศึกษาความเป็นไปได้ในการนำไปใช้งานต่อไปในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อตรวจรู้อนุภาคโลหะในน้ำมันด้วยเทคนิคการใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์
2. เพื่อตรวจรู้อนุภาคโลหะในน้ำมันด้วยกล้องสำหรับถ่ายภาพร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. น้ำมันไฮดรอลิกที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นน้ำมันเกรด ISO 100
2. ผงโลหะที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้แบ่งออกเป็น 2 ประเภท ประกอบด้วย อนุภาคโลหะที่เหล็จากขั้นตอนการกลึงนำมาคัดขนาดมีขนาดไม่เกิน 100 ไมครอน และอนุภาคโลหะชนิดเฟอร์ริติก 99% ที่มีการคัดขนาดมาแล้ว โดยสเปคที่ระบุมาจะมีขนาดในช่วงที่สามารถลอดผ่านตะแกรงร่อนขนาด 120 – 150 เมช (Mesh)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

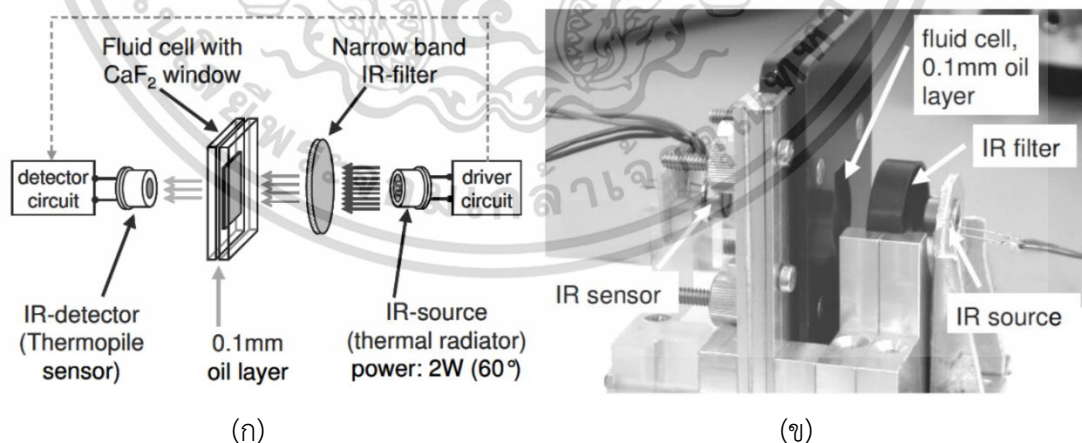
บทที่ 2

ทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะเป็นการทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจรู้อนุภาค ที่มีการปนเปื้อนอยู่ภายในของไหล ไม่ว่าจะเป็นโลหะหรือโลหะก็ตาม ซึ่งโลหะเองก็มีทั้งที่เป็นโลหะที่เหนียวนำสนามแม่เหล็กหรือที่เรียกว่าเฟอร์โรแมกเนติก (ferromagnetic) และโลหะที่ไม่เหนียวนำสนามแม่เหล็กหรือที่เรียกว่านอนเฟอร์โรแมกเนติก (non-ferromagnetic) รวมไปถึงการปนเปื้อนอื่น เช่น ละอองน้ำ หรือฟองอากาศ

2.1 An IR-Absorption Sensor System for the Determination of Engine Oil Deterioration

งานวิจัยนี้ นำเสนอเซนเซอร์ที่ใช้หลักการวัดการปนเปื้อนของน้ำมันโดยวิธีการดูดซับแสงในย่านอินฟราเรด ซึ่งจำเป็นต้องนำน้ำมันตัวอย่าง มาหยดลงในช่องทดสอบให้เป็นลักษณะของชั้นฟิล์มหนา 0.1 มิลลิเมตร โดยจะมีแหล่งกำเนิดแสงอินฟราเรดส่องผ่านชั้นฟิล์มน้ำมันไปที่ตัวรับที่อยู่อีกฝั่ง ดังแสดงตามรูปที่ 2.1 (ก) หลักการในการวัดค่าจะพิจารณาจากการแสงอินฟราเรดที่ถูกดูดซับไป เมื่อแสงผ่านชั้นฟิล์มของน้ำมันตัวอย่างที่นำมาทดสอบ และค่าที่อ่านได้จากเซนเซอร์ตัวรับแสงอินฟราเรดจะเป็นตัวบ่งบอกถึงการปนเปื้อนของน้ำมันตัวอย่าง โดยรูปที่ 2.1 (ข) จะแสดงตัวอย่างของเซนเซอร์ต้นแบบที่มีการสร้างจริง [6]

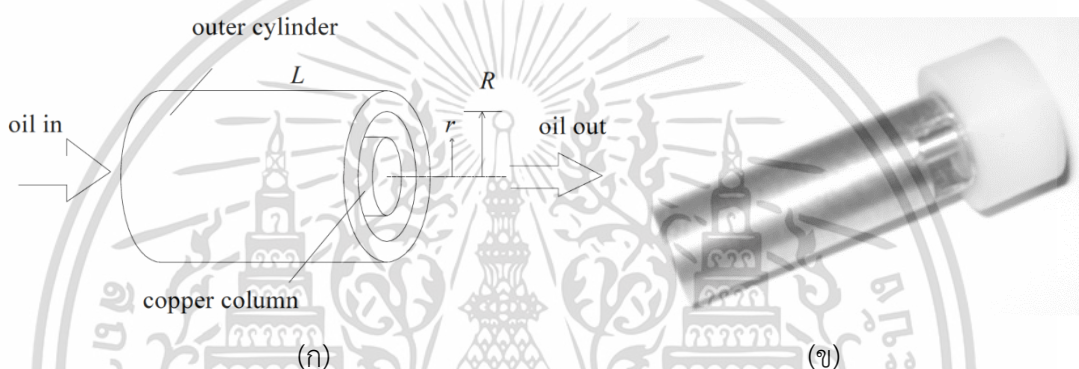


รูปที่ 2.1 (ก) หลักการทำงานของเซนเซอร์ต้นแบบ (ข) รูปถ่ายเซนเซอร์ต้นแบบ
ที่มา: An IR-Absorption Sensor System for the Determination of Engine Oil Deterioration 2004 [6]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 Oil Contamination Monitoring Based on Dielectric Constant Measurement

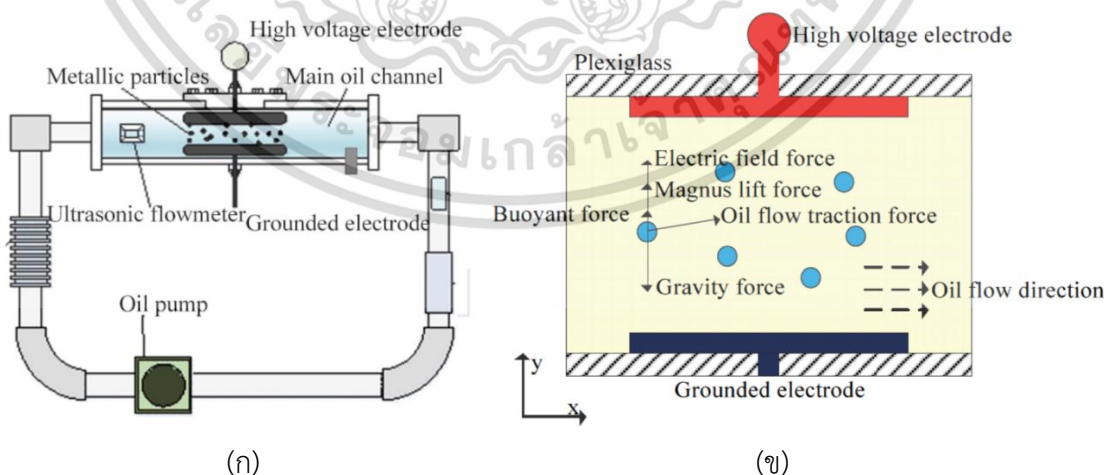
งานวิจัยนี้ นำเสนอการตรวจสอบการปนเปื้อนของน้ำมันในระบบ โดยอาศัยการวัดค่าคงที่ไดอิเล็กตริก ซึ่งเป็นหลักการของคาปาซิทีฟเซนเซอร์เป็นการวัดค่าการเก็บประจุระหว่างท่อทองแดงด้านในที่เป็นตัวนำ กับท่อภายนอกที่เป็นตัวนำเช่นกัน ดังแสดงโครงสร้างตามรูปที่ 2.2 (ก) โดยในกรณีที่เป็นอากาศจะมีค่าความจุอยู่ที่ 5.31 pF และรองรับช่วงการเปลี่ยนแปลงประมาณ $\pm 10\%$ คืออยู่ที่ประมาณ 0.5pF เมื่อมีการปนน้ำมันเข้าไปภายในตัวเซนเซอร์จะทำให้ค่าความจุนี้เปลี่ยนแปลงไป ซึ่งวิธีนี้มีข้อดีคือสามารถที่จะติดตั้งในกระบวนการได้ และสามารถวัดได้ตลอดระยะเวลาที่ระบบทำงานอยู่ [8]



รูปที่ 2.2 (ก) โครงสร้างของคาปาซิทีฟเซนเซอร์ (ข) รูปถ่ายของคาปาซิทีฟเซนเซอร์

ที่มา: Oil Contamination Monitoring Based on Dielectric Constant Measurement 2009 [8]

2.3 Partial Discharge and Breakdown Characteristics of Moving Transformer Oil Contaminated by Metallic Particles



รูปที่ 2.3 (ก) การติดตั้งสำหรับการทดลอง (ข) แบบจำลองโมเดล

ที่มา: Partial Discharge and Breakdown Characteristics of Moving Transformer Oil

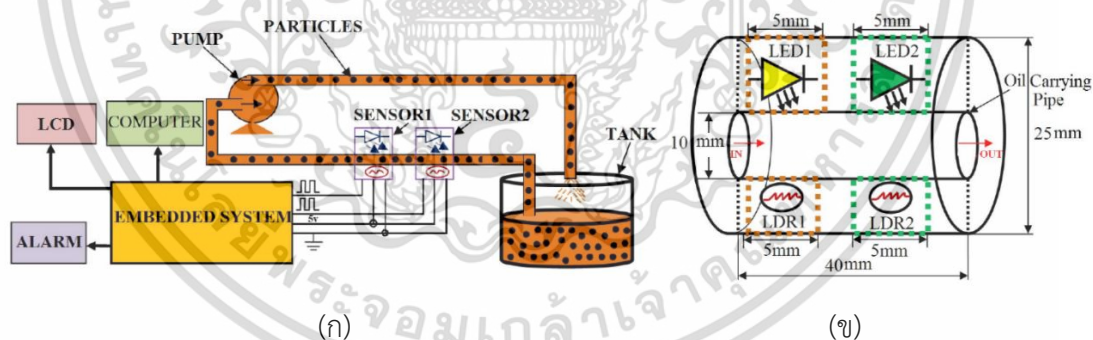
Contaminated by Metallic Particles 2018 [9,10]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

งานวิจัยนี้ นำเสนอการทำดีสซาร์จบางส่วนและคุณสมบัติการพังทลายการเคลื่อนที่ของน้ำมันหม้อแปลงที่มีการปนเปื้อนอนุภาคโลหะแสดงตัวอย่างการติดตั้งตามรูปที่ 2.3 (ก) ซึ่งหลักการในการทำให้เกิดการดีสซาร์จบางส่วนนั้น อาศัยกระแสไฟฟ้าแรงดันสูงทำให้เกิดสภาวะการพังทลาย ซึ่งจะส่งผลทำให้คุณสมบัติของน้ำมันเปลี่ยนไป ทำให้อัตราการไหลของน้ำมันนั้นเปลี่ยนแปลงตามไปด้วย ดังแสดงตามรูปที่ 2.3 (ข) โดยสิ่งที่เกิดขึ้นจะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับปริมาณของอนุภาคโลหะที่อยู่ในน้ำมัน [9,10]

2.4 Design and Development of Opto-Resistive Type Quasi-Digital Sensor and Instrument for Online Assessment of the Quality of Lubricant Oil

งานวิจัยนี้ นำเสนอการออกแบบและพัฒนาเซนเซอร์ที่เปลี่ยนค่าความต้านทานตามแสง สำหรับการวัดในระบบเพื่อประเมินคุณภาพของน้ำมันหล่อลื่น ซึ่งเป็นการวัดในขณะทำงานดังแสดงตามรูปที่ 2.4 (ก) สำหรับโครงสร้างของตัวเซนเซอร์แสดงตามรูปที่ 2.4 (ข) จะใช้ตัวกำเนิดที่เป็นแอลอีดีสีเหลืองและแสงอินฟราเรดพร้อมตัวรับแสงเป็นแอลดีอาร์ รวม 2 ชุด โดยหลักเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินคุณภาพของน้ำมันหล่อลื่นนั้นจะพิจารณาจากสีของน้ำมัน ตามมาตรฐาน ASTM D1500 ที่ได้รับการพัฒนาโดย American Society for Testing and Materials ที่มีการกำหนดสีของผลิตภัณฑ์ปิโตรเลียมที่สามารถสังเกตได้ด้วยตา [7]



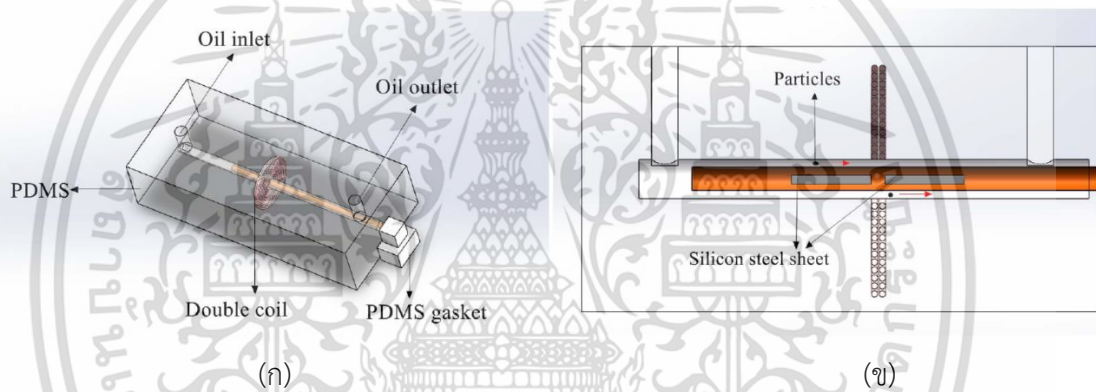
รูปที่ 2.4 (ก) แผนผังการติดตั้งสำหรับการทดลอง (ข) โครงสร้างของเซนเซอร์

ที่มา: Design and Development of Opto-Resistive Type Quasi-Digital Sensor and Instrument for Online Assessment of the Quality of Lubricant Oil 2019 [7]

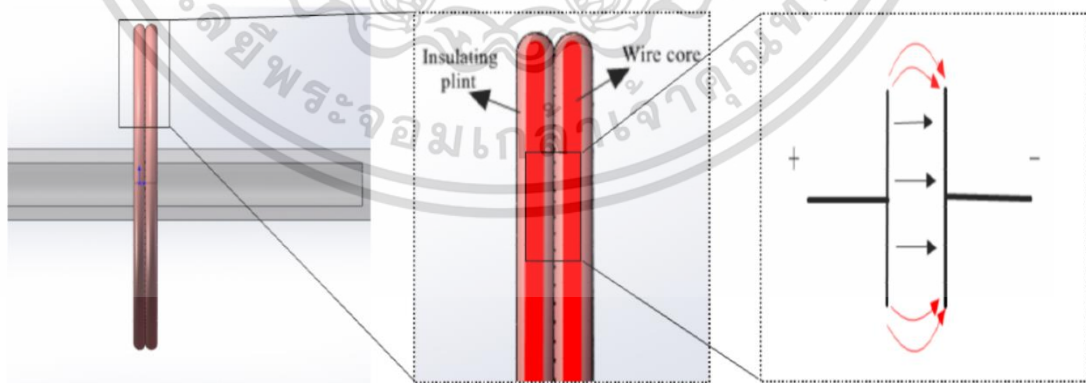
2.5 High-Throughput Sensor to Detect Hydraulic Oil Contamination Based on Microfluidics

งานวิจัยนี้ นำเสนอเซนเซอร์การไหลสูงสำหรับตรวจจับการปนเปื้อนในน้ำมันไฮดรอลิกบนพื้นฐานของการไหลแบบจุลภาค เซนเซอร์ชนิดนี้มีคุณสมบัติเด่นที่สามารถตรวจวัดได้ทั้งอนุภาคที่เป็นเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เฟอร์โรแมกเนติกแม่เหล็กสามารถเหนี่ยวนำได้ และแบบไม่เป็นเฟอร์โรแมกเนติก โดยอาศัยหลักการการเหนี่ยวนำ ดังแสดงลักษณะโครงสร้างของเซนเซอร์ตามรูปที่ 2.5 (ก) ที่มีคอยล์คู่ที่เป็นตัวสร้างการเหนี่ยวนำให้กับแผ่นเหล็กซิลิกอนสองแผ่น ที่ติดตั้งอยู่ภายในตัวเซนเซอร์ดังแสดงตามรูปที่ 2.5 (ข) โดยการวัดค่าจะเป็นการวัดค่าอินดักแตนซ์ที่เกิดขึ้นจากการเหนี่ยวนำของคอยล์ทั้งสองตัว เมื่อมีอนุภาคโลหะใดก็ตามไหลผ่านเข้ามาผ่านในท่อ จะทำให้ค่าการเหนี่ยวนำมีการเปลี่ยนแปลง นอกจากนี้ยังมีโหมดที่สามารถตรวจจับละอองน้ำหรือฟองอากาศในน้ำมันไฮดรอลิกได้อีกด้วย โดยใช้หลักการของคาปาซิทีฟคือค่าความจุที่เกิดขึ้นระหว่างคอยล์ทั้งสองตัว เมื่อค่าคงตัวไดอิเล็กทริกของน้ำมันไฮดรอลิกเปลี่ยนแปลงไป อันมีผลมาจากละอองน้ำหรือฟองอากาศเกิดขึ้นขณะไหล จะทำให้ค่าความจุมีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งในการวัดค่าทั้งสองกรณีสามารถทำได้โดยการปรับเปลี่ยนที่สวิทช์สำหรับใช้ในการเลือกโหมดการตรวจจับ [11]



รูปที่ 2.5 (ก) โครงสร้างของเซนเซอร์ในการตรวจวัด (ข) โครงสร้างภายในของเซนเซอร์



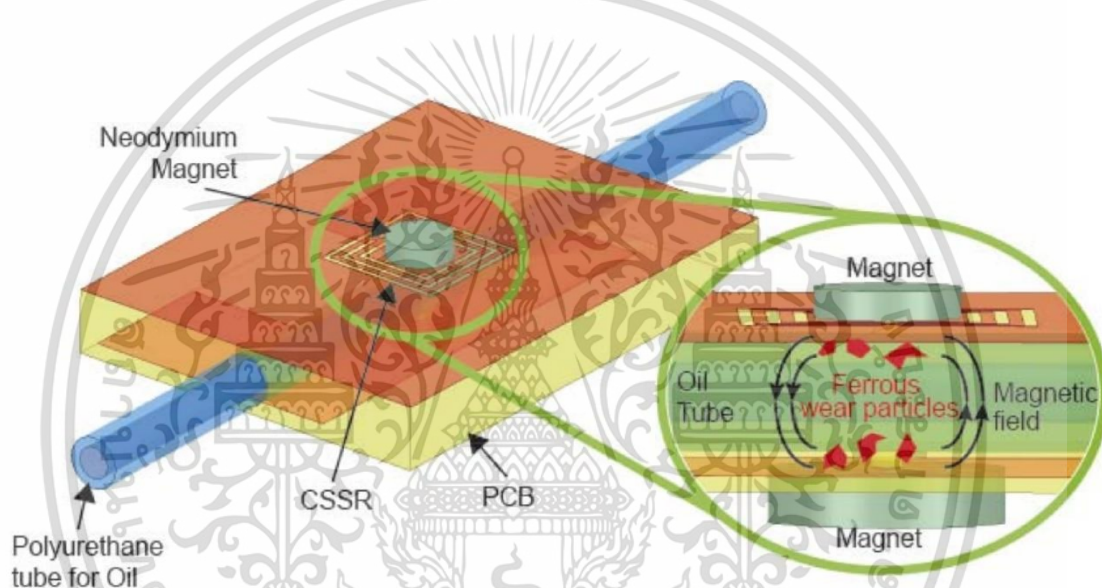
รูปที่ 2.6 อธิบายหลักการทำงานในการวัดค่าความจุจากตัวคอยล์คู่

ที่มา: High-Throughput Sensor to Detect Hydraulic Oil Contamination Based on Microfluidics 2019 [11]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6 Novelty Sensor for Detection of Wear Particles in Oil Using Integrated Microwave Metamaterial Resonators With Neodymium Magnets

งานวิจัยนี้นำเสนอเซนเซอร์สำหรับวัดอนุภาคโลหะในน้ำมันที่มีการใช้ไมโครเวฟเรโซเนเตอร์ร่วมกับแม่เหล็กถาวร โดยอาศัยแม่เหล็กถาวรสองตัวในการสร้างสนามแม่เหล็ก เพื่อเป็นตัวกระตุ้นสนามแม่เหล็กที่จะเกิดขึ้นจากอนุภาคโลหะในน้ำมันที่ไหลผ่านท่อ ส่วนตัวเซนเซอร์ที่ใช้ในการวัดจะเป็นลักษณะของสายอากาศแบบไมโครสติปหรือแผ่นวงจรมิมพ์ ที่ออกแบบให้สามารถรับความถี่ได้ดีในย่านไมโครเวฟ แสดงโครงสร้างตามรูปที่ 2.7 โดยในการตรวจวัดจำเป็นต้องอาศัยเครื่องวิเคราะห์วิเคราะห์เครือข่าย (VNA : Vector Network Analyzer) มาใช้เป็นเครื่องวัด [12]



รูปที่ 2.7 โครงสร้างและหลักการทำงานของเซนเซอร์

ที่มา: Novelty Sensor for Detection of Wear Particles in Oil Using Integrated Microwave Metamaterial Resonators With Neodymium Magnets 2022 [12]

บทที่ 3

การตรวจรู้อนุภาคโลหะด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์

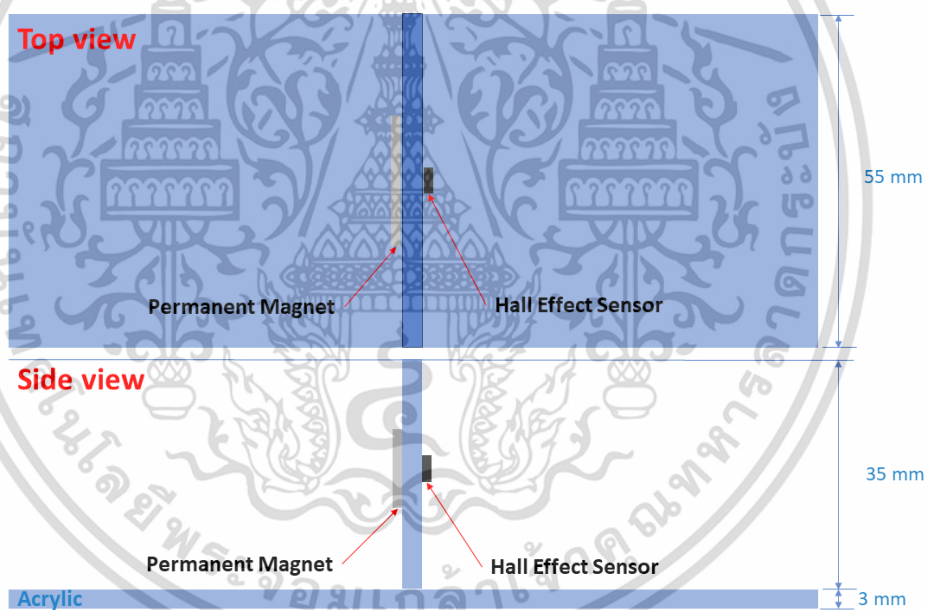
ในบทนี้นำเสนอการดำเนินการวิจัย ในการตรวจรู้อนุภาคโลหะโดยใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ ด้วยคุณสมบัติของฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์นั้น มีความสามารถในการตรวจวัด หรือประเมินปริมาณ ความเข้มข้นของสนามแม่เหล็กที่เข้ามาอยู่ใกล้กับตัวเซนเซอร์ การนำไปประยุกต์ใช้เพื่อตรวจรู้อนุภาค โลหะนั้นสามารถทำได้ แต่จะไม่สามารถวัดได้โดยตรงต้องอาศัยการออกแบบและการจัดวางตำแหน่ง ของแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็กให้เหมาะสม โดยอาศัยอนุภาคโลหะเป็นตัวกลางในการกำเนิด สนามแม่เหล็ก ซึ่งเป็นปัจจัยที่ทำให้ปริมาณความเข้มข้นของสนามแม่เหล็กนั้นเปลี่ยนแปลงไปตาม ปริมาณของอนุภาคโลหะ ซึ่งจะแบ่งวิธีการที่ใช้ในการตรวจรู้อนุภาคโลหะในงานวิจัยนี้ออกเป็น 2 วิธี ประกอบด้วย การตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ และการตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์

3.1 การตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์

การตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ ในกรณีนี้ต้องมีการนำน้ำมันที่ ต้องการตรวจรู้อนุภาคโลหะใส่ลงในขวดตัวอย่างก่อนนำไปทำการวัด ในการออกแบบนั้นจะ ใช้แม่เหล็กถาวรเป็นแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็ก โดยจัดวางตำแหน่งของฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์และ แม่เหล็กถาวรไว้ด้านหนึ่งอีกด้านหนึ่งเป็นตำแหน่งที่ใช้ในการวางขวดตัวอย่าง ที่จะนำมาทำการ ทดสอบ ซึ่งจะถูกคั่นไว้ด้วยแผ่นอะคริลิก ดังแสดงตามรูปที่ 3.1 ความหนาที่มากขึ้นของแผ่นอะคริลิก นั้น จะส่งผลโดยตรงกับความเข้มข้นของสนามแม่เหล็กที่เกิดจากตัวแม่เหล็กถาวรที่มากกระทำต่อเซนเซอร์ และจะลดลงตามความหนาที่เพิ่มขึ้น สำหรับในรูปที่ 3.2 เป็นลักษณะของการวางขวดน้ำมันตัวอย่าง เพื่อทำการตรวจรู้อนุภาคโลหะ โดยก่อนทำการทดสอบเพื่อตรวจรู้อนุภาคจะต้องทำการเขย่าขวดน้ำมันให้ อนุภาคโลหะกระจายออกไปให้ทั่วก่อน ดังแสดงตามรูปขวดตัวอย่างน้ำมันที่มีปริมาณการปนเปื้อน อนุภาคโลหะที่แตกต่างกันตามรูปที่ 3.3 ซึ่งจะเห็นว่าอนุภาคโลหะมีการกระจายตัวลอยปนเปื้อนอยู่ใน น้ำมัน ดังนั้นในสภาวะเริ่มต้นอนุภาคโลหะที่ลอยอยู่ในน้ำมันนั้นจะอยู่ห่างจากตัวแม่เหล็กถาวร แต่ก็มี ผลกระทบที่เกิดขึ้นจากสนามแม่เหล็กที่เกิดขึ้นเช่นกัน แต่จะไม่มากเท่ากับที่มีปริมาณการที่อนุภาค โลหะมีการกระจุกตัวกันใกล้กับแม่เหล็กถาวร แต่ก็ทำให้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์นั้นให้ค่าแรงดันไฟฟ้า

ในระดับหนึ่ง เมื่อเวลาผ่านไปอนุภาคโลหะจะถูกแรงดึงดูดของแม่เหล็กถาวรค่อย ๆ ดูดเข้ามาใกล้กับ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

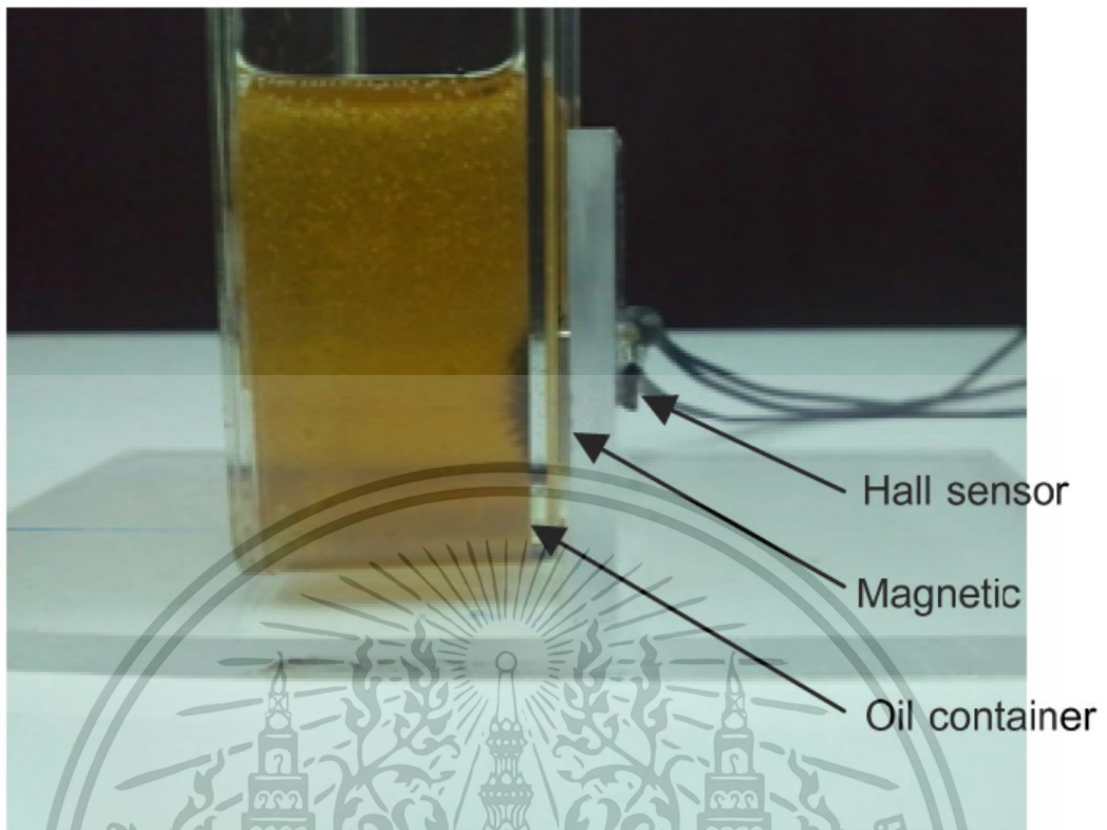
ตัวแม่เหล็กถาวร ซึ่งจะส่งผลทำให้ค่าแรงดันไฟฟ้าจากเซนเซอร์เพิ่มขึ้นตามปริมาณอนุภาคโลหะที่สะสมเพิ่มขึ้น และเข้าสู่สถานะที่แรงดันไฟฟ้านั้นมีเสถียรภาพ เมื่ออนุภาคโลหะทั้งหมดนั้นถูกดูดเข้ามารวมกันบริเวณด้านหน้าของแม่เหล็กถาวรทั้งหมดตามรูปที่ 3.2 แผนผังที่แสดงส่วนประกอบต่างๆ ของระบบการตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์แสดงตามรูปที่ 3.4 จากรูปแสดงให้เห็นว่าน้ำมันที่มีการปนเปื้อนอนุภาคโลหะ จะมีปฏิสัมพันธ์โดยตรงกับแม่เหล็กถาวร ซึ่งจะส่งผลต่อปริมาณความเข้มของสนามแม่เหล็กที่เกิดขึ้น โดยมีฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์เป็นตัวตรวจจับและส่งสัญญาณออกไปในรูปแบบของแรงดันไฟฟ้า ส่งต่อให้กับวงจรแปลงสัญญาณอนาล็อกเป็นดิจิทัล (ADC : Analog to Digital Converter) เพื่อให้ส่งต่อให้กับไมโครคอนโทรลเลอร์ที่เป็นตัวกลางในการส่งผ่านข้อมูลไปบันทึกที่เครื่องคอมพิวเตอร์เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ผลต่อไป เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟคมีระดับความแตกต่างไม่มากนัก ในงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้วงจรแปลงสัญญาณอนาล็อกเป็นดิจิทัลที่มีความละเอียดในการแปลงสัญญาณ 12 บิต



รูปที่ 3.1 การจัดวางตำแหน่งแม่เหล็กถาวรและฮอลล์เอฟเฟคสำหรับการตรวจรู้อนุภาคโลหะ

การทดลองในงานวิจัยนี้ ได้นำเศษอนุภาคโลหะที่เหลือจากขั้นตอนการกลึงของเครื่องกลึง ซึ่งเป็นโลหะที่อยู่ในกลุ่มของมาร์เทนซิติก (Martensitic) และ เฟอร์ริติก (Ferritic) ที่มีคุณสมบัติทางแม่เหล็ก โดยจะคัดเลือกอนุภาคโลหะที่มีความละเอียดมากกว่านั้นมาใช้ อนุภาคโลหะที่จะนำมาใช้นั้นได้นำไปถ่ายภาพด้วยกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอน (SEM : scanning electron microscope) ที่กำลังขยายภาพเท่ากับ 50 เท่า ดังแสดงตามรูปที่ 3.5 ซึ่งขนาดของผงโลหะจะอยู่ระหว่างขนาด 1-100 ไมครอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

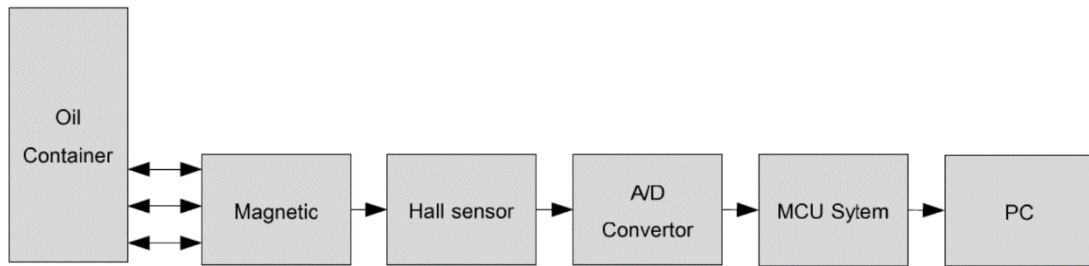


รูปที่ 3.2 ลักษณะของการวางขวดน้ำมันตัวอย่างเพื่อทำการตรวจรู้อนุภาคโลหะ

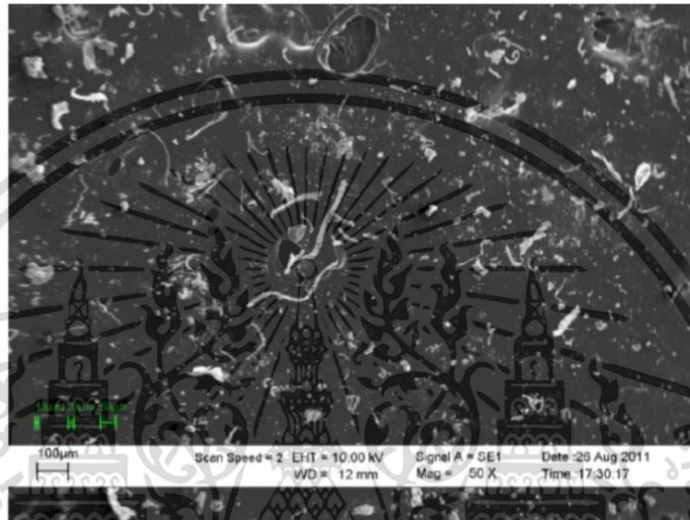


รูปที่ 3.3 ขวดตัวอย่างของน้ำมันที่มีปริมาณการปนเปื้อนของอนุภาคโลหะที่แตกต่างกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้เขียนได้เห็นใบเซอร์เชียนที่ผ่านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.4 แผนผังระบบการตรวจรู้คุณภาพโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์



รูปที่ 3.5 ภาพถ่ายจากกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอน กำลังขยาย 50 เท่า

สำหรับน้ำมันที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้เลือกใช้น้ำมันไฮดรอลิกเกรด ISO 100 ซึ่งเป็นเกรดที่นิยมใช้กันในภาคอุตสาหกรรม สำหรับอัตราส่วนในการจำลองการปนเปื้อนของน้ำมันกับอนุภาคโลหะนั้น อ้างอิงจากมาตรฐาน NAS 1638 ที่มีการนับจำนวนของอนุภาคและแบ่งระดับของการปนเปื้อนออกเป็น 14 ระดับเริ่มตั้งแต่ NAS 00 จนถึง NAS 12 ดังแสดงตามตารางที่ 3.1 การเพิ่มขึ้นของจำนวนอนุภาคในแต่ละระดับจะเป็นการเพิ่มขึ้นเป็นเท่าตัว ระดับการปนเปื้อนที่เกินกว่าระดับ 12 สามารถกำหนดได้โดยการคาดการณ์ [13] จากการวัดปริมาณการปนเปื้อนของอนุภาคโลหะจะนำไปเปรียบเทียบกับปริมาณการปนเปื้อนตามมาตรฐาน NAS 1638 เพื่อยืนยันประสิทธิภาพในการตรวจวัดและความน่าเชื่อถือของผลการวัด จากค่ามาตรฐานของ NAS 1638 นั้นเป็นการทดสอบการวัดความสะอาดของน้ำมันโดยพิจารณาจากค่าที่วัดได้จากเครื่องนับอนุภาค ซึ่งบ่งบอกถึงปริมาณของสิ่งสกปรกที่ปนเปื้อนอยู่ในน้ำมัน โดยมีการแบ่งระดับของขนาดอนุภาคออกเป็น 5 ระดับ ตามขนาดของอนุภาค คือ ขนาด $5-15 \mu\text{m}$, $15-25 \mu\text{m}$, $25-50 \mu\text{m}$, $50-100 \mu\text{m}$, และมากกว่า $100 \mu\text{m}$ ต่อปริมาตรน้ำมัน 100 มิลลิลิตร ตามตารางที่ 3.1 แต่อย่างไรก็ตามแนวทางในการจำลองการปนเปื้อนอนุภาคโลหะในงานวิจัยนี้ ใช้วิธีการชั่งน้ำหนักแทนการนับจำนวนอนุภาค ซึ่งในงานวิจัย [14] เป็นการวัดระดับการปนเปื้อนของอนุภาคโลหะในปริมาตร 1,000 มิลลิลิตร โดยใช้การ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คาดการณ์ในกรณีที่ระดับการปนเปื้อนมากกว่าระดับ 12 เมื่อนำมาเทียบเคียงกับงานวิจัยนี้ที่ใช้ ปริมาณน้ำมันเพียง 25 มิลลิลิตร จะสามารถเทียบปริมาณอนุภาคโลหะได้ตามตารางที่ 3.2 แต่อย่างไรก็ตามในกรณีศึกษาของงานวิจัยนี้เป็นน้ำมันไฮดรอลิก เบอร์ ISO 100 ที่มีการใช้งานกันอย่างแพร่หลายในอุตสาหกรรม เช่น น้ำมันเกียร์ซึ่งมีการอ้างอิงถึงปริมาณการปนเปื้อนอนุภาคโลหะที่ยอมรับได้มากที่สุดตามมาตรฐานน้ำมันเกียร์ในระบบปิด L-CKC [15] ตามแสดงในตารางที่ 3.3 ที่ระบุว่าค่าสูงสุดที่ต้องมีการเปลี่ยนถ่ายน้ำมันเมื่อมีความไม่บริสุทธิ์ของน้ำมันมากกว่าหรือเท่ากับ 0.5% หรือเทียบเท่ากับมาตรฐาน NAS 18 ดังนั้นในงานวิจัยนี้ จะใช้การปนเปื้อนอนุภาคโลหะเริ่มต้นที่ระดับ NAS 12 โดยใช้ค่าประมาณที่ 1 มิลลิกรัม และเพิ่มปริมาณอนุภาคให้มีปริมาณที่มากขึ้น ต่างกันทั้งหมดรวม 17 ค่า ประกอบด้วย 1, 2, 5, 10, 20, 40, 80, 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900 และ 1,000 มิลลิกรัม

ตารางที่ 3.1 การแบ่งระดับการปนเปื้อนตามมาตรฐาน NAS 1638

| Maximum Contamination Limits per 100 ml / 3.38 fl oz | | | | | |
|--|-----------|---------|---------|----------|-------|
| Class | 5 -15 | 15 - 25 | 25 - 50 | 50 - 100 | >100 |
| 00 | 125 | 22 | 4 | 1 | 0 |
| 0 | 250 | 44 | 8 | 2 | 0 |
| 1 | 500 | 89 | 16 | 3 | 1 |
| 2 | 1,000 | 178 | 32 | 6 | 1 |
| 3 | 2,000 | 356 | 63 | 11 | 2 |
| 4 | 4,000 | 712 | 126 | 22 | 4 |
| 5 | 8,000 | 1,425 | 253 | 45 | 8 |
| 6 | 16,000 | 2,850 | 506 | 90 | 16 |
| 7 | 32,000 | 5,700 | 1,012 | 180 | 32 |
| 8 | 64,000 | 11,400 | 2,025 | 360 | 64 |
| 9 | 128,000 | 22,800 | 4,050 | 720 | 128 |
| 10 | 256,000 | 45,600 | 8,100 | 1,440 | 256 |
| 11 | 512,000 | 91,200 | 16,200 | 2,880 | 512 |
| 12 | 1,024,000 | 182,400 | 32,400 | 5,760 | 1,024 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.2 แสดงค่าคาดการณ์ปริมาณอนุภาคในเชิงน้ำหนักเมื่อเทียบกับมาตรฐาน NAS 1638

| Contamination degree (NAS 1638) | mg/1,000 ml | mg/25 ml |
|---------------------------------|-------------|----------|
| 12 | 50 | 1.25 |
| 13 | 100 | 2.5 |
| 14 | 200 | 5 |
| 15 | 400 | 10 |
| 16 | 800 | 20 |
| 17 | 1,600 | 40 |
| 18 | 3,200 | 80 |
| 19 | 6,400 | 160 |
| 20 | 12,800 | 320 |
| 21 | 25,600 | 640 |

ตารางที่ 3.3 แสดงค่ามาตรฐานการยอมไม่ได้ในการเปลี่ยนน้ำมันเกียร์

| Item | Exchanging oil Standard |
|--|-------------------------|
| Appearance | Abnormity |
| Movement viscosity (40°C) rate of change / % > | +15 or -20 |
| Moisture / % | 0.5 |
| Mechanical impurities /% ≥ | 0.5 |
| Copper corrosion (100°C), 3h/degree ≥ | 3b |
| Timken OK value /N ≤ | 133.4 |

3.2 การตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์

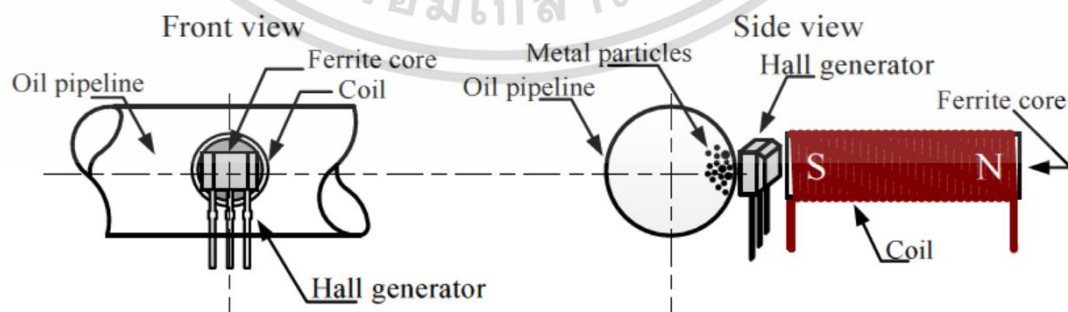
การตรวจรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์นั้น ยังมีข้อจำกัดในการใช้งานจริง เนื่องจากต้องทำการสุ่มตัวอย่างน้ำมันเพื่อมาใช้ในการทดสอบ ในงานวิจัยนี้จึงได้มีการนำเสนอแนวทางในการตรวจรู้อนุภาคโลหะในอีกลักษณะหนึ่งคือการตรวจวัดในกระบวนการ ซึ่งเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการตรวจวัดมากกว่าในแง่การใช้งาน เนื่องจากเป็นการประเมินในลักษณะเรียลไทม์ (Real time) ตลอดเวลาที่เครื่องกำลังทำงาน ทำให้สามารถแจ้งเตือนได้ทันที โดยงานวิจัยนี้จะแบ่งการตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ ออกเป็น 2 แบบ แบ่งแยกตามแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็ก กล่าวคือ การใช้แม่เหล็กไฟฟ้าเป็นแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็ก และ

การใช้แม่เหล็กถาวรเป็นแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็ก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

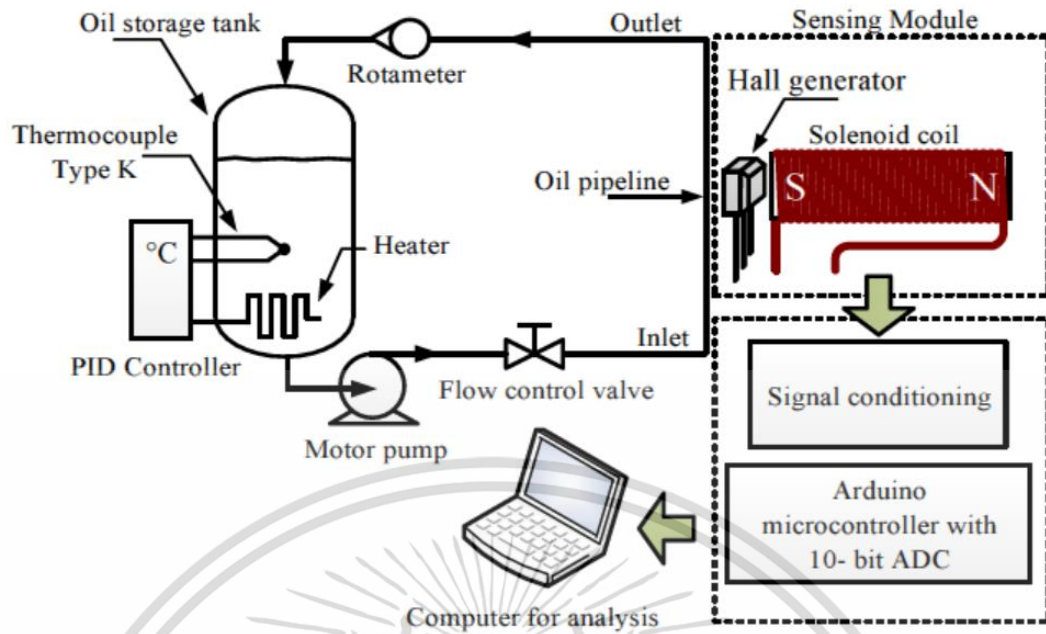
3.2.1 การตรวจรู้้อนภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคโดยใช้แม่เหล็กไฟฟ้า

การตรวจรู้้อนภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ ที่ใช้สนามแม่เหล็กที่กำเนิดขึ้นจากแม่เหล็กไฟฟ้า มีการออกแบบตัวกำเนิดสนามแม่เหล็กไฟฟ้าด้วยขดลวดทองแดงที่พันลงบนแกนเฟอร์ไรท์ ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนเงื่อนไขในการป้อนกระแสไฟฟ้าได้ทั้งกระแสตรงและกระแสสลับ โดยขดลวดโซลินอยด์ที่พันขึ้นนั้น มีค่าความเหนี่ยวนำเท่ากับ 22.421 มิลลิเฮนรี สามารถสร้างสนามแม่เหล็กได้เท่ากับ 1.61 มิลลิเทสลา สำหรับในส่วนตัวตรวจวัดจะใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์เป็นอุปกรณ์หลักในการตรวจวัด ดังแสดงตามรูปที่ 3.6 โดยระบบที่ได้ทำการออกแบบนั้นเป็นระบบจำลองที่สร้างขึ้นเพื่อจำลองระบบการทำงานของระบบไฮดรอลิกแสดงตามรูปที่ 3.7 จากแผนภาพดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าระบบ จะประกอบไปด้วยถังเก็บน้ำมันซึ่งภายในมีการติดตั้งฮีตเตอร์ (Heater) ที่ควบคุมด้วยตัวควบคุมแบบพีไอดี (PID Controller) เพื่อใช้สร้างความร้อนให้กับน้ำมันภายในระบบที่มีการควบคุมอุณหภูมิ โดยมีเทอร์โมคัปเปิล (Thermocouple) ในการตรวจวัดอุณหภูมิภายในถังเก็บน้ำมัน มีปั๊มทำหน้าที่ในการขับให้น้ำมันมีการเคลื่อนไปในระบบและมีวาล์วสำหรับควบคุมอัตราการไหล แต่ทั้งนี้ด้วยข้อจำกัดในหลายด้าน เช่น ปั๊มน้ำมันที่ใช้จำลองทำระบบก็ไม่ใช่ปั๊มที่ใช้งานในระบบไฮดรอลิกจริง ทำให้ระบบจำลองที่สร้างนั้น ไม่สามารถรองรับน้ำมันที่มีความหนืดสูง ๆ ได้ ในงานวิจัยส่วนนี้จึงเลือกใช้ใช้น้ำมัน ไฮดรอลิกเกรด ISO VG32 ซึ่งมีความหนืดน้อยมาใช้ในการทดลอง โดยมีระบบทำความร้อนในการอุ่นน้ำมันให้ร้อนขึ้น เพื่อให้ความหนืดของน้ำมันนั้นลดลงทำให้มอเตอร์สามารถขับเคลื่อนน้ำมันภายในระบบได้ สำหรับสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์จะถูกป้อนให้กับวงจรปรับระดับสัญญาณก่อนจะถูกส่งเข้าสู่ตัวไมโครคอนโทรลเลอร์ ผ่านวงจรแปลงสัญญาณอนาล็อกเป็นดิจิตอลที่มีความละเอียดในการแปลงสัญญาณ 10 บิต ก่อนจะถูกส่งข้อมูลผ่านเข้าไปบันทึกในเครื่องคอมพิวเตอร์เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ผลต่อไป



รูปที่ 3.6 โครงสร้างส่วนของโมดูลในการตรวจวัด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.7 ระบบการตรวจรู้อนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟกต์โดยใช้แม่เหล็กไฟฟ้า

ตารางที่ 3.4 แสดงค่าคาดการณ์ปริมาณอนุภาคในเชิงน้ำหนักเมื่อเทียบเคียงกับมาตรฐาน NAS 1638 กรณีนำอนุภาคโลหะผสมในน้ำมันไฮดรอลิกในปริมาณ 500 มิลลิกรัม

| Contamination degree (NAS 1638) | mg/1,000 ml | mg/500 ml |
|---------------------------------|-------------|-----------|
| 12 | 50 | 25 |
| 13 | 100 | 50 |
| 14 | 200 | 100 |
| 15 | 400 | 200 |
| 16 | 800 | 400 |
| 17 | 1,600 | 800 |

ในการทดลองจะใช้น้ำมันในปริมาณเท่ากับ 500 มิลลิกรัม ใส่ลงในระบบ โดยทยอยใส่ อนุภาคโลหะเริ่มจากน้ำหนักเริ่มต้น 200 มิลลิกรัม หรือเทียบเคียงกับมาตรฐาน NAS 15 ตามตารางที่ 3.4 และเพิ่มขึ้นทีละ 100 มิลลิกรัม เป็น 300, 400 และ 500 มิลลิกรัม ตามลำดับ ซึ่งปริมาณอนุภาค โลหะที่ผสมลงในน้ำมันสูงสุดที่ 500 มิลลิกรัม เทียบเคียงกับมาตรฐาน NAS 1638 ก็เกินจากมาตรฐาน NAS 16 มาเพียงเล็กน้อย ในส่วนของกระแสไฟฟ้าที่ป้อนให้กับขดลวดโซลินอยด์นั้น จะป้อนด้วย ไฟฟ้ากระแสตรงขนาด 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 และ 1 แอมแปร์ แรงดัน 0.1 โวลต์ เพื่อทดสอบการ ตอบสนองที่มีต่ออนุภาคโลหะที่อยู่ในน้ำมันภายในระบบ โดยควบคุมอุณหภูมิของน้ำมันภายในระบบ

ไว้ที่ 32 องศาเซลเซียส สำหรับการป้อนไฟฟ้ากระแสสลับนั้นจะป้อนด้วยแรงดันที่เท่ากัน แต่ป้อนด้วย เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

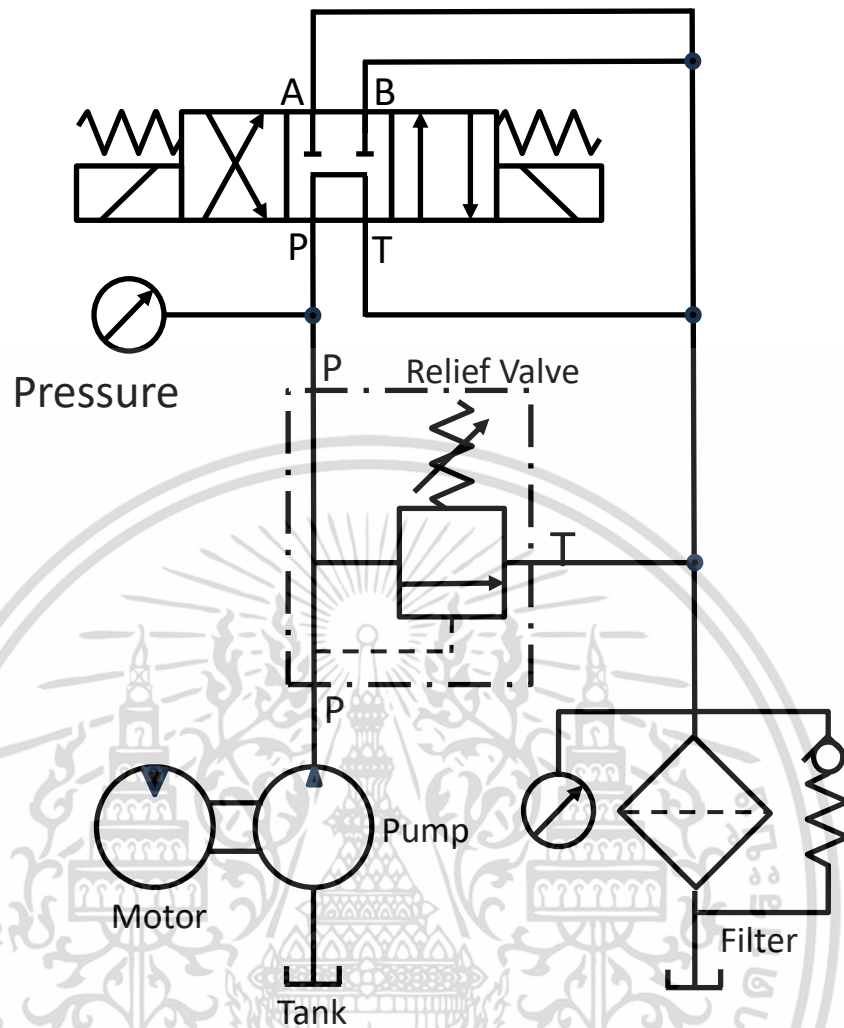
ความถี่ที่แตกต่างกัน 3 ความถี่ ตั้งแต่ 0.5, 1.0 และ 1.5 กิโลเฮิร์ตซ์ โดยการทดลองทั้งที่ป้อนกระแสไฟฟ้าให้กับขดลวดโซลินอยด์ไม่ว่าจะเป็นกระแสตรงหรือกระแสสลับ ก็จะมีเงื่อนไขที่เหมือนกันคือการใช้ความถี่ตั้งแต่ 25 องศาเซลเซียส ซึ่งเป็นอุณหภูมิควบคุมภายในห้องปรับอากาศ และควบคุมอุณหภูมิด้วยการควบคุมการให้ความร้อนด้วยฮีตเตอร์ ที่ควบคุมด้วยตัวควบคุมแบบพีไอดี ให้มีอุณหภูมิตั้งแต่ 30 องศาเซลเซียส จนถึง 100 องศาเซลเซียส โดยกำหนดให้อุณหภูมิเพิ่มขึ้นเป็นขั้นแต่ละขั้นมีค่าเท่ากับ 10 องศาเซลเซียส

3.2.2 การตรวจรู้สถานะโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟกต์โดยใช้แม่เหล็กถาวร

การใช้แม่เหล็กถาวรเป็นตัวกำเนิดสนามแม่เหล็ก เป็นไอเดียการออกแบบที่ทำให้ระบบมีความซับซ้อนน้อยลงและกินพลังงานไฟฟ้าน้อยลงอีกด้วย เนื่องจากระบบจะต้องทำการตรวจสอบอนุภาคโลหะตลอดระยะเวลาที่เครื่องจักรทำงาน ดังนั้นพลังงานไฟฟ้าที่สูญเสียไปจากการสร้างสนามแม่เหล็กด้วยพลังงานไฟฟ้า จึงเป็นการสูญเสียพลังงานจำนวนมากไปในขณะทำการตรวจวัด สำหรับการออกแบบระบบการตรวจรู้สถานะโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟกต์เซนเซอร์ จะเลือกใช้แม่เหล็กถาวรเป็นแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็ก โดยเริ่มต้นได้ทำการออกแบบและสร้างระบบจำลองการทำงานของระบบไฮดรอลิกขั้นใหม่ให้มีความใกล้เคียงระบบที่มีการใช้งานจริง ดังแสดงรูปวงจรถามรูปที่ 3.8 และรูปที่ 3.9 จะเป็นรูปถ่ายของระบบจำลองการทำงานของระบบไฮดรอลิก ซึ่งประกอบไปด้วยแท่งเก็บน้ำมันขนาดความจุ 40 ลิตร เป็นฐาน และมีอุปกรณ์อื่นประกอบอยู่ด้านบน

ระบบจำลองที่สร้างขึ้น แม้ว่าจะเรียกว่าระบบจำลอง แต่ก็เป็นการจำลองระบบที่มีการใช้งานอยู่จริง เพียงแต่ยกมาเพียงส่วนของถังเก็บน้ำมันและปั๊มไฮดรอลิกที่ถูกขับเคลื่อนด้วยมอเตอร์ขนาด 2 แรงม้า และมีวาล์วควบคุมทิศทางด้วยไฟฟ้าซึ่งมีจุดต่อที่น้ำมันไฮดรอลิก 2 จุด คือ A และ B ซึ่งโดยปกติแล้วจุด A จะเป็นจุดต่อที่นำไปต่อกับอุปกรณ์ขับเคลื่อนต่าง ๆ ในระบบ แต่ในงานวิจัยนี้ไม่มีในส่วนของอุปกรณ์ต่าง ๆ จึงทำการวนสายน้ำมันกลับเข้ามาที่จุด B ซึ่งเป็นจุดที่รับน้ำมันที่กลับเข้ามาที่ถังเก็บเลย โดยจะมีการติดตั้งระบบกรองสำหรับกรองเศษอนุภาคต่าง ๆ ก่อนน้ำมันจะลงสู่ถังพัก แต่เนื่องจากในการวัดทดสอบต้องการทดสอบการตรวจวัดปริมาณอนุภาคโลหะ ในกรณีที่มีปริมาณที่แตกต่างกัน จึงมีความจำเป็นต้องนำตัวกรองในระบบออกก่อนขณะทำการทดสอบเพื่อไม่ให้อนุภาคโลหะใดหายไปขณะทำการทดสอบ แต่อาจทำให้แรงดันในระบบกำลังทำงานอาจลดน้อยลงเนื่องจากไม่มีตัวกรองอยู่ในระบบ ทำการตรวจวัดอาจมีความแตกต่างกันในการใช้งานจริง ดังนั้นเพื่อให้ผลการทดสอบสามารถนำมาวิเคราะห์แนวโน้มความเป็นไปได้ ในการออกแบบการตรวจวัดนั้น จึงให้มีการวัดทั้งหมด 2 จุด คือ หลังจากจุด A และก่อนเข้าจุด B

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



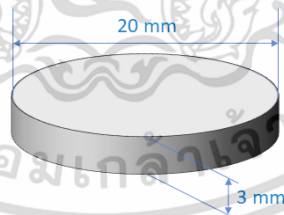
รูปที่ 3.8 วงจรระบบจำลองการทำงานของระบบไฮดรอลิก

การออกแบบโมดูลเซนเซอร์สำหรับการตรวจวัด เลือกใช้แม่เหล็กถาวรทรงกระดุม ที่ผลิตจากวัสดุที่เป็นเฟอร์ไรต์ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 20 มิลลิเมตร ความหนา 3 มิลลิเมตร ที่ให้ความเข้มสนามแม่เหล็กสูงสุดอยู่ที่ 298.94 มิลลิเทสลา ลักษณะของแม่เหล็กทรงกระดุมแสดงดังรูปที่ 3.10 สำหรับอุปกรณ์อื่นประกอบไปด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ และแผ่นโพลีสไตรีนที่มีความหนา 7 มิลลิเมตร สำหรับใช้เป็นตัวกลางเพื่อรักษาระยะห่างในการเหนี่ยวนำสนามแม่เหล็ก ที่เกิดขึ้นจากสนามแม่เหล็กถาวรที่กระทำกับอนุภาคโลหะที่ไหลปะปนอยู่กับน้ำมันไฮดรอลิกภายในท่อ โดยมีลักษณะรูปแบบและตำแหน่งการจัดวางแสดงตามรูปที่ 3.11 สำหรับในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบให้โมดูลเซนเซอร์มีลักษณะเป็นอาเรียจำนวน 3 โมดูล วางในลักษณะที่เรียงต่อกันเป็นแนวยาวตามแนวของท่อส่งน้ำมันไฮดรอลิก ซึ่งระยะห่างระหว่างจุดกึ่งกลางของเซนเซอร์ หรือแม่เหล็กถาวรแต่ละตัว จะอยู่ห่างกันเป็นระยะห่าง 80 มิลลิเมตร ดังแสดงตำแหน่งในการจัดวางตามรูปที่ 3.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.9 ระบบจำลองการทำงานของระบบไฮดรอลิก



รูปที่ 3.10 แม่เหล็กถาวรทรงกระดุม

Pipeline

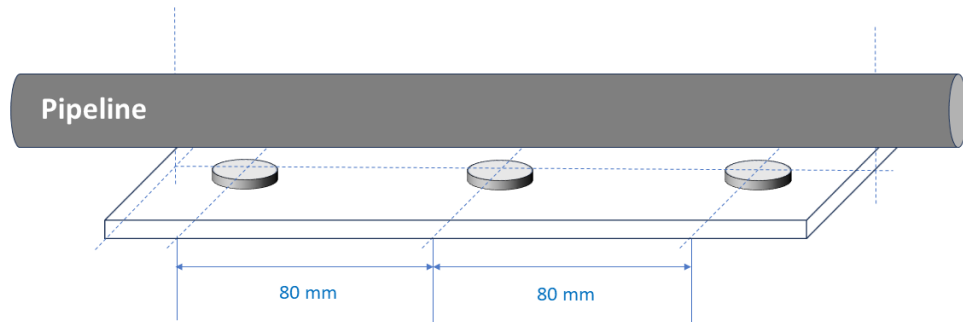
Polycarbonate Coupling

7 mm

Permanent Magnet

Hall Effect Sensor

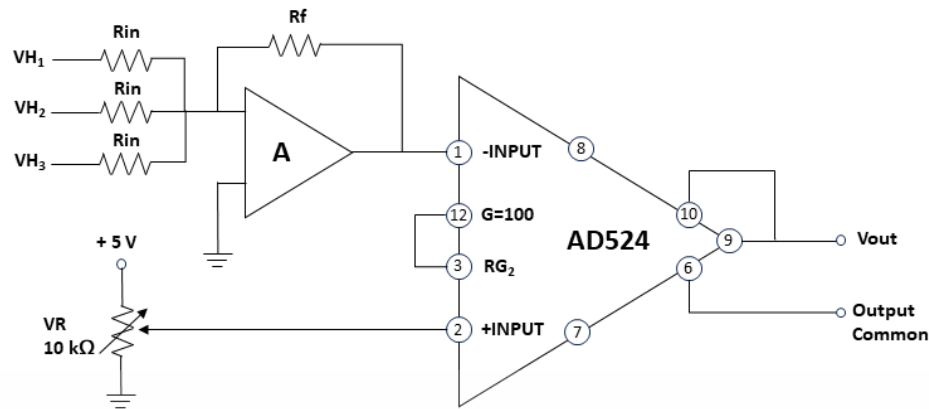
รูปที่ 3.11 ลักษณะรูปแบบและตำแหน่งการจัดวางอุปกรณ์ของโมดูลเซนเซอร์ในการวัด
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.12 ระยะห่างและลักษณะการจัดวางโมดูลเซนเซอร์ทั้ง 3 ตัว ที่ใช้ในการตรวจวัด

ฮอลเอฟเฟคเซนเซอร์ที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นของแบรนด์อัลเลโกรโมโครซิสเต็มส์ รุ่น A1301 ที่ให้สัญญาณเอาต์พุตเป็นแรงดันไฟฟ้าที่มีความเป็นเชิงเส้นสัมพันธ์กับความเข้มข้นแม่เหล็ก ในกรณีที่ไม่มีสนามแม่เหล็กเข้ามาใกล้ตัวเซนเซอร์ จะให้ค่าแรงดันไฟฟ้าอยู่ที่ 50% ของแรงดันไฟฟ้าอ้างอิง ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้แรงดันไฟฟ้าอ้างอิงที่ 5 โวลต์ ป้อนให้กับเซนเซอร์ ดังนั้นแรงดันไฟฟ้าปกติขณะที่ไม่มีสนามแม่เหล็กจะอยู่ที่ 2.5 โวลต์ การเปลี่ยนแปลงค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงของแรงดันไฟฟ้าจะขึ้นอยู่กับทิศทางและมุมของเส้นแรงสนามแม่เหล็กที่มากระทำกับเซนเซอร์ แต่สำหรับในงานวิจัยนี้ได้มีการออกแบบการจัดวางเซนเซอร์กับแม่เหล็กถาวรไว้ติดกัน ตามรูปที่ 3.11 ทำให้ค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้นั้นจะมีค่า ๆ หนึ่ง และจะมีการเปลี่ยนแปลงเมื่อมีอนุภาคโลหะไหลท้อในบริเวณที่ทำการติดตั้งชุดโมดูลเซนเซอร์เอาไว้ โดยสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากฮอลเอฟเฟคเซนเซอร์นั้นจะให้แรงดันที่แตกต่างไม่มากนัก เพื่อให้การวัดมีความแม่นยำมากขึ้น จึงได้ออกแบบให้มีชุดเซนเซอร์โมดูล 3 ชุด วางเรียงกันเป็นอาร์เรย์ การออกแบบวงจรเพื่อรวมค่าแรงดันไฟฟ้าจากเซนเซอร์ทั้งสามตัวด้วยวงจรรวมแรงดัน (Summing Amplifier Circuit) จะใช้ออปแอมป์เป็นตัวขยายสัญญาณ กำหนดให้เกณฑ์การขยายของวงจรนี้เท่ากับ 1 หรือไม่มีการขยายสัญญาณ โดยจะให้ค่าความต้านทาน R_f และ R_{in} ทุกตัวเป็นค่าเดียวกัน กำหนดให้มีค่าเท่ากับ $1 \text{ k}\Omega$ จากนั้นเอาต์พุตที่ได้จากวงจรรวมแรงดัน จะถูกส่งต่อไปยังวงจรอินสตุเมนต์แอมป์ที่สร้างจากไอซีเบอร์ AD524 ซึ่งกำหนดให้มีอัตราขยายเท่ากับ 100 เท่า ซึ่งค่าที่จะทำขยายนั่นจะเป็นค่าแรงดันที่ได้จากวงจรรวมแรงดันที่เข้าที่ขาอินพุตลบ จะนำมาเปรียบเทียบกับค่าแรงดันอ้างอิงที่เข้าที่ขาอินพุตบวก ตามวงจรในรูปที่ 3.13 สำหรับการทดสอบจะต้องทำการตั้งค่าเริ่มต้นก่อน โดยให้สถานะเริ่มต้นคือในกรณีที่ไม่มีอนุภาคโลหะ ต้องทำการปรับตัวต้านทานปรับค่าได้ให้มีค่าใกล้เคียงกับค่าแรงดันที่ได้จากวงจรรวมแรงดัน เมื่อผ่านวงจรขยายเกณฑ์หนึ่งร้อยเท่า ก็จะทำให้แรงดันอยู่ค่าหนึ่ง หลังจากนั้นเมื่อมีอนุภาคโลหะไหลปะปนกับน้ำมันภายในท้อ ค่าแรงดันที่ได้จากชุดฮอลเอฟเฟคเซนเซอร์โมดูลก็จะมีค่าเพิ่มขึ้นและทำให้ค่าเอาต์พุตของวงจร เพิ่มขึ้นตามปริมาณของ

อนุภาคโลหะที่ไหลอยู่ภายในท้อ
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.13 วงจรขยายสัญญาณที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟกเซนเซอร์โมดูล

ในการทดลองจะใช้น้ำมันในปริมาณ 12 ลิตร ใส่ลงในถังเก็บ โดยเริ่มต้นใส่อนุภาคโลหะเริ่มจากน้ำหนักเริ่มต้น 0.6 กรัม หรือเทียบเคียงกับมาตรฐาน NAS 12 ตามตารางที่ 3.5 และใส่เพิ่มขึ้นอีก 0.6, 1.2, 2.4 และ 4.8 กรัม ตามลำดับ คิดเป็นน้ำหนักอนุภาคโลหะรวมเท่ากับ 9.6 กรัม เทียบเคียงระดับ NAS 16 ก่อนจะใส่เพิ่มขึ้นทีละ 9.6 กรัม เพิ่มไปเรื่อย ๆ จนมีน้ำหนักของอนุภาคโลหะรวมเท่ากับ 76.8 กรัม หรือเทียบเคียงกับมาตรฐาน NAS 19

ตารางที่ 3.5 แสดงค่าคาดการณ์ปริมาณอนุภาคในเชิงน้ำหนักเมื่อเทียบเคียงกับมาตรฐาน NAS 1638 กรณีนำอนุภาคโลหะผสมในน้ำมันไฮดรอลิกในปริมาณ 12 ลิตร

| Contamination degree (NAS 1638) | mg/1,000 ml | g/12 L |
|---------------------------------|-------------|--------|
| 12 | 50 | 0.6 |
| 13 | 100 | 1.2 |
| 14 | 200 | 2.4 |
| 15 | 400 | 4.8 |
| 16 | 800 | 9.6 |
| 17 | 1,600 | 19.2 |
| | 2,400 | 28.8 |
| 18 | 3,200 | 38.4 |
| | 4,000 | 48.0 |
| | 4,800 | 57.6 |
| | 5,600 | 67.2 |
| 19 | 6,400 | 76.8 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

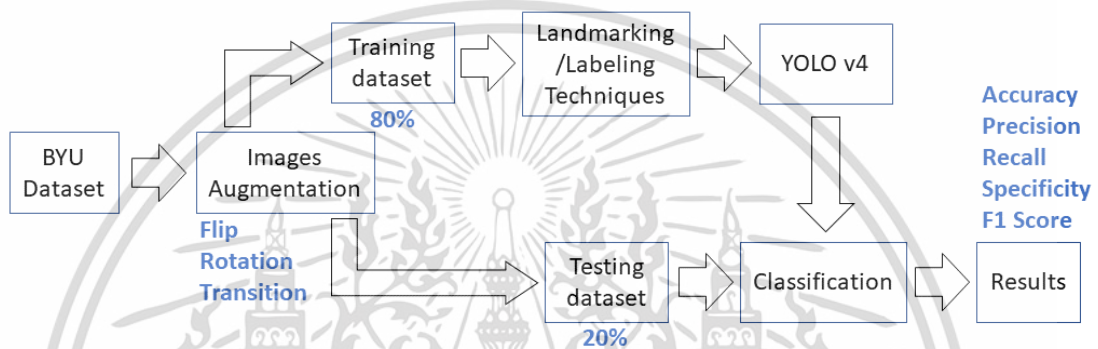
การตรวจรู้คุณภาพของแข็งโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

ในบทนี้นำเสนอการดำเนินการวิจัย ในการตรวจรู้คุณภาพของแข็งโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งต้องอาศัยภาพที่ได้จากกล้องเข้ามาใช้ร่วมกับในการเรียนรู้เชิงลึก เนื่องจากเทคนิคดังกล่าวใช้การจับภาพจึงสามารถตรวจรู้คุณภาพของแข็งทุกชนิดที่ปนเปื้อนอยู่ในน้ำมัน ไม่จำกัดเฉพาะอนุภาคโลหะที่มีคุณสมบัติทางแม่เหล็กเท่านั้น แต่ยังสามารถจับโลหะชนิดอื่นได้ เช่น สแตนเลส ทองเหลือง หรืออลูมิเนียม หรือแม้แต่อนุภาคอื่นที่ไม่ใช่โลหะแต่เป็นของแข็งแต่ได้ นอกจากนั้นแม้ว่าการเสื่อมสภาพของน้ำมันไฮดรอลิกส่วนใหญ่จะเกิดจากอนุภาคของแข็งก็ตาม แต่ปัจจัยอื่นที่มีผลต่อความเสื่อมสภาพของน้ำมันไฮดรอลิก ก็ยังมีอีก 2 ปัจจัย คือ ของเหลวและก๊าซ ซึ่งของเหลวในระบบส่วนใหญ่จะเป็นน้ำที่เกิดการความแตกต่างของอุณหภูมิ ทำให้เกิดการกลั่นตัวเป็นน้ำปนเปื้อนอยู่ในน้ำมันทำให้สีของน้ำมันเปลี่ยนไปเป็นลักษณะขาวขุ่น และก๊าซที่เป็นอากาศที่ปะปนเข้าไปในระบบทำให้เกิดเป็นฟองอากาศ ด้วยหลักการที่มีการนำกล้องมาจับภาพทำให้สามารถสังเกตเห็นการปนเปื้อนทั้งหมดที่กล่าวมาได้ ทั้งนี้ต้องอาศัยการเรียนรู้เชิงลึกร่วมด้วย เพื่อสอนให้ระบบมีความสามารถในการแยกแยะการปนเปื้อนในลักษณะต่าง ๆ แต่สำหรับงานวิจัยนี้จะจำลองของแข็งที่เป็นการปนเปื้อนในน้ำมันเป็นอนุภาคโลหะเท่านั้นเพื่อใช้เป็นกรณีศึกษา หากความเป็นไปได้ในการนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ในการวิเคราะห์การปนเปื้อนของน้ำมันจากอนุภาคโลหะ และอาจพัฒนาต่อยอดเพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์การปนเปื้อนของน้ำมันด้วยอนุภาคของแข็งชนิดอื่น รวมถึงปัจจัยอื่นด้วยในอนาคต

จากงานวิจัยการใช้เทคนิคแลนด์มาร์กิ้งเพื่อการปรับปรุงการจำแนกชนิดของปลาด้วยโพลีเมอร์ชั้น 4 ภายใต้เงื่อนไขพื้นหลังที่ต่างกัน [16] ซึ่งเป็นการใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อนำมาแยกแยะชนิดของปลาดังแสดงตามแผนผังในรูปที่ 4.1 โดยในขั้นตอนแรกต้องมีการเตรียมรูปภาพจำนวน 2 ชุด สำหรับใช้ในการฝึกและการทดสอบ และในงานวิจัยนี้เลือกใช้รูปภาพปลาชุดตัวอย่างจาก Robotic vision lab ของมหาวิทยาลัย BYU (Brigham Young University) [17] โดยก่อนจะแยกรูปภาพออกเป็น 2 ชุด ได้ทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ (Images Augmentation) ก่อนแบ่งชุดภาพออกเป็น 80/20 จากนั้นนำชุดภาพ 80% เข้าไปใช้ในการฝึก โดยมีการเปรียบเทียบเทคนิคในการกำหนดขอบเขตของวัตถุ 2 เทคนิค ระหว่าง เทคนิคการตีกรอบของวัตถุ (Labeling Technique) กับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เทคนิคการกำหนดหลักเขตวัตถุ (Landmarking Technique) ที่เป็นเทคนิคใหม่ที่งานวิจัยนี้นำเสนอ รูปภาพที่ผ่านการกำหนดขอบเขตแล้วจะถูกนำไปฝึกการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโวล สำหรับไว้นำไปใช้เป็นโมเดลสำหรับจำแนกชนิดของปลาต่อไป เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกดังกล่าวสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับการออกแบบการประเมินอนุภาคของแข็งโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกได้เช่นกัน โดยจะเริ่มต้นจากการหาชุดรูปภาพสำหรับใช้ในการฝึกการเรียนรู้เชิงลึกและสำหรับทดสอบ ในงานวิจัยนี้เป็นเพียงการศึกษาความเป็นไปได้ ในการนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ในการตรวจรูอนุภาคของแข็ง ก่อนที่จะนำไปสร้างเป็นระบบจริงที่มีการวัดในกระบวนการต่อไป



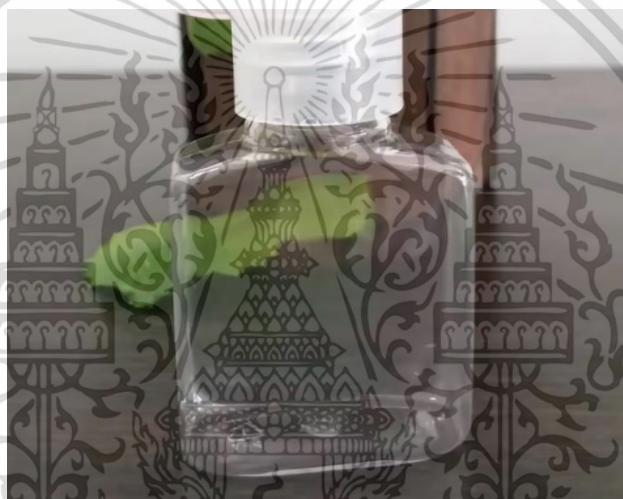
รูปที่ 4.1 แผนผังการทำงานของ การใช้เทคนิคแลนด์มาร์กิ้งเพื่อการจำแนกปลาด้วยโวลเวอร์ชัน 4 ภายใต้เงื่อนไขพื้นหลังที่ต่างกันด้วยการเรียนรู้เชิงลึก [16]

4.1 การออกแบบระบบการตรวจรูอนุภาคโลหะด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

การออกแบบระบบการประเมินอนุภาคโลหะด้วยการเรียนรู้เชิงลึกในงานวิจัยนี้ จะเป็นการจำลองชุดภาพให้มีความใกล้เคียงกับน้ำมันที่มีการไหลเวียนอยู่ภายในระบบให้มากที่สุด เนื่องจากยังไม่มี การสร้างชุดจำลองระบบไฮดรอลิกจริงขึ้นมา ซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้ขวดพลาสติกทรงเหลี่ยม ดังแสดงตามรูปที่ 4.2 แทนท่อส่งน้ำมันที่มีการทำช่องมองภาพที่โปร่งใสเอาไว้ สำหรับขนาดของขวดนั้นมีความกว้างและความสูงประมาณ 4 เซนติเมตร ส่วนความลึกประมาณ 1.8 เซนติเมตร ความจุของขวดเท่ากับ 30 มิลลิลิตร น้ำมันไฮดรอลิกที่นำมาใช้ในการวิจัยนี้เป็นเกรด ISO 100 ยี่ห้อเทรน ดังแสดงตามรูปที่ 4.3 ส่วนอนุภาคของแข็งที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ เลือกใช้เป็นอนุภาคโลหะที่มีการคัดขนาดของอนุภาคมาแล้ว โดยสเปคที่ระบุมาจะเป็นอนุภาคโลหะชนิดเฟอร์ริติก 99% มีขนาดในช่วงที่สามารถลอดผ่านตะแกรงร่อนขนาด 120 – 150 เมช (Mesh) เมื่อนำไปถ่ายภาพขยายด้วยกล้องไมโครสโคปดังแสดงตามรูปที่ 4.4 แล้ว ขนาดใหญ่สุดน่าจะไม่เกิน 70 ไมครอน แสดงตามรูปที่ 4.5 โดยในการทดลองจะนำน้ำมันไฮดรอลิกในปริมาณ 25 มิลลิลิตรใส่ลงในขวดพร้อมกับใส่อนุภาคโลหะตามปริมาณที่กำหนดลงไป ในขวดดังแสดงรูปตัวอย่างตามรูปที่ 4.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การออกแบบการเก็บรูปภาพชุดตัวอย่าง ที่เป็นการจำลองการไหลของน้ำมันไฮดรอลิกในระบบโดยเฉพาะในส่วนที่สัมผัสกับน้ำมัน และเพื่อให้กล้องสามารถจับภาพได้อย่างชัดเจน อีกฝั่งตรงข้ามของกล้องก็จำเป็นต้องออกแบบให้โปร่งแสงและใช้ไฟส่องให้แสงเข้าที่รูรับแสงของกล้อง เพื่อให้ภาพถ่ายที่ได้นั้นมีความสว่างเพียงพอ ทำให้เห็นรายละเอียดของน้ำมันและอนุภาคที่ลอยอยู่ได้อย่างชัดเจน สำหรับขั้นตอนการดำเนินการแสดงตามแผนภาพดังรูปที่ 4.7 ชุดภาพต้นฉบับที่เก็บมาในแต่ละตัวอย่างจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนอย่างละครึ่ง ซึ่งในงานวิจัยนี้เก็บภาพทั้งหมด 20 ภาพต่อหนึ่งตัวอย่าง ครึ่งหนึ่งจะถูกนำไปใช้ในการฝึก ซึ่งการฝึกก็จะแบ่งเป็น 2 ตัวเลือก คือการฝึกโดยใช้เฉพาะภาพต้นฉบับ กับการฝึกแบบที่นำภาพต้นฉบับไปดำเนินการทำซ้ำภาพ ด้วยการกลับภาพทั้งแนวตั้งและแนวนอน และการปรับความตัดกันของสี (Contrast) ก่อนนำภาพไปใช้ในการฝึก

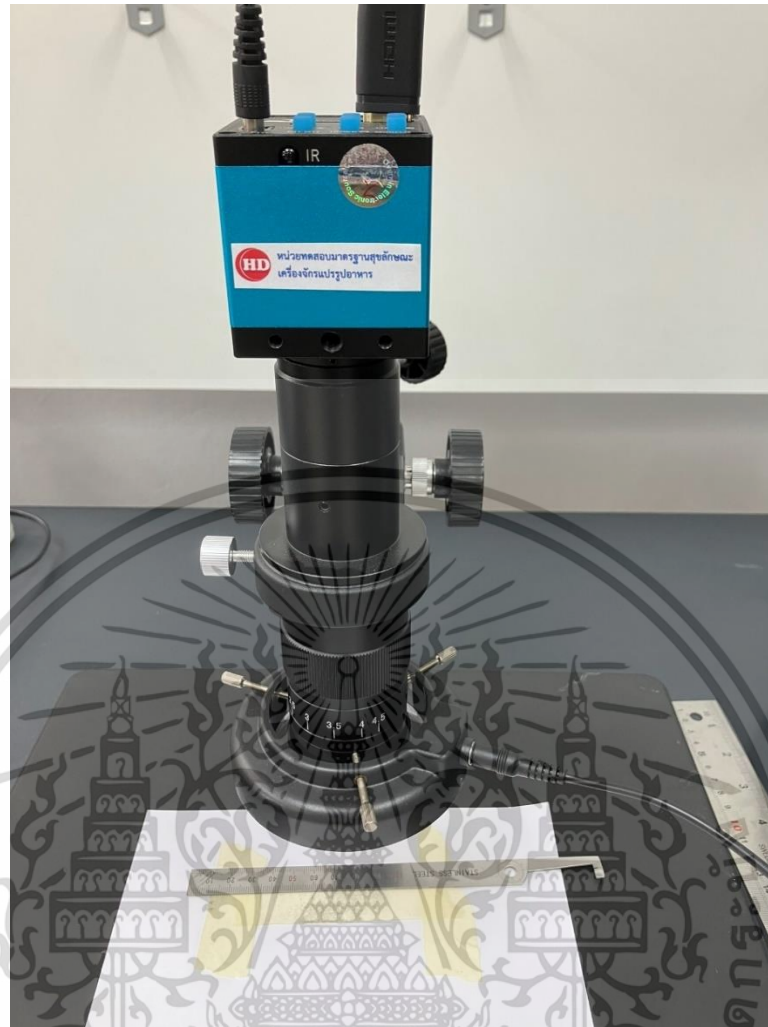


รูปที่ 4.2 ขวดพลาสติกทรงเหลี่ยมที่ใช้จำลองแทนท่อส่งน้ำมัน

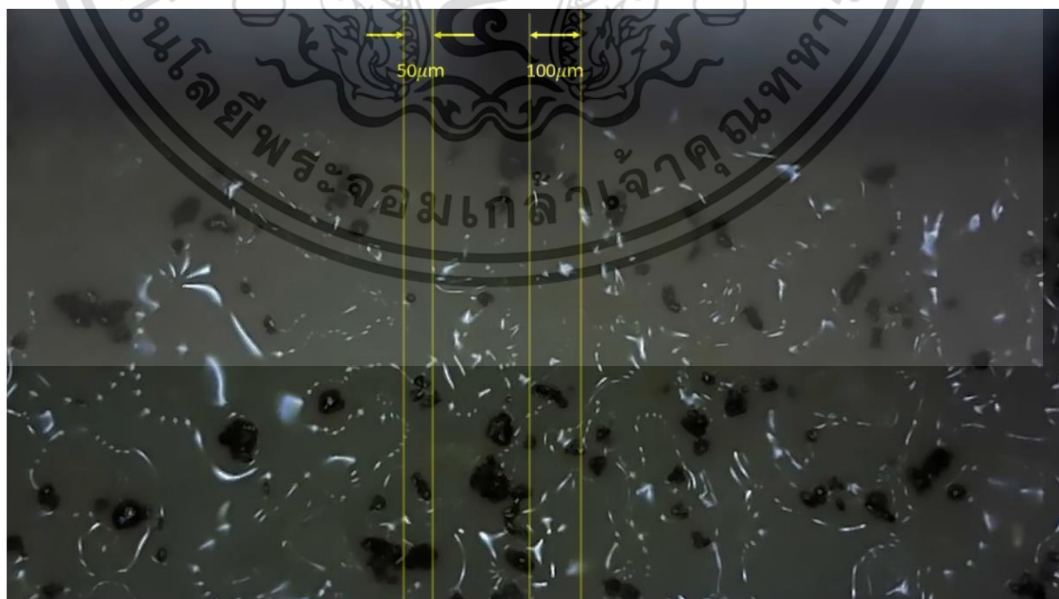


รูปที่ 4.3 น้ำมันไฮดรอลิกเกรด ISO 100 ยี่ห้อทราน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เฉพาะในโครงการวิจัยเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

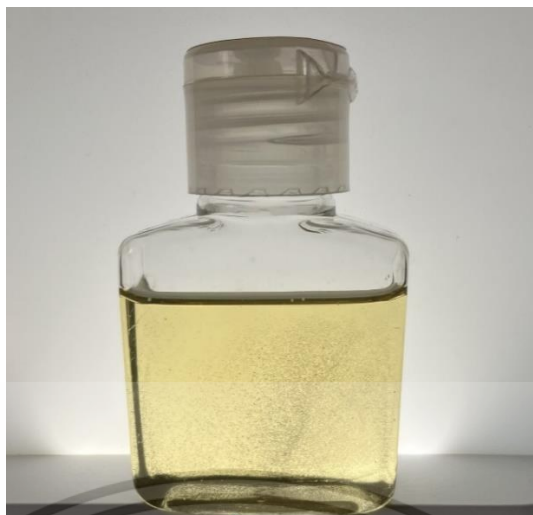


รูปที่ 4.4 การถ่ายภาพอนุภาคโลหะด้วยกล้องไมโครสโคป

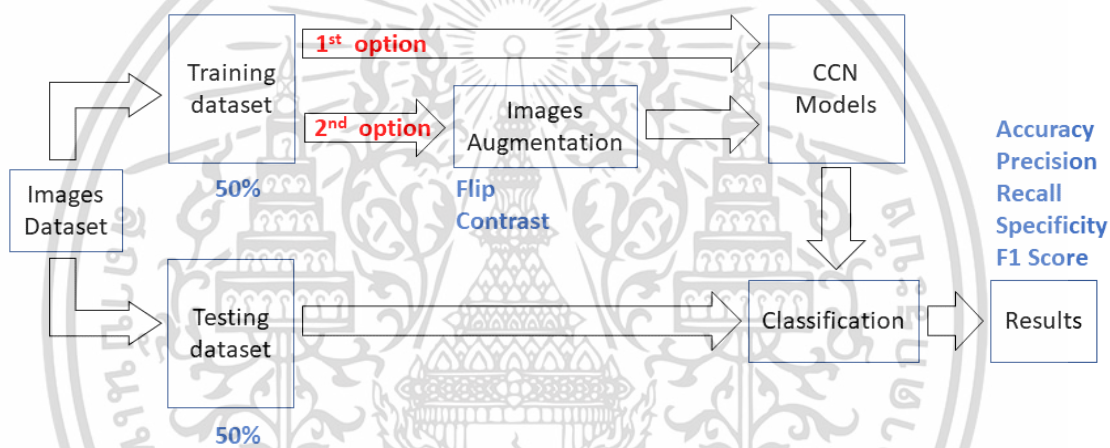


รูปที่ 4.5 ภาพถ่ายอนุภาคโลหะด้วยกล้องไมโครสโคป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 ภาพถ่ายขวดตัวอย่างที่ใส่น้ำมันและอนุภาคโลหะไว้ภายในแล้ว



รูปที่ 4.7 แผนผังการทำงานของเครื่องประเมิณอนุภาคโลหะด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

4.2 การเตรียมตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้และตรวจสอบ

การเตรียมขวดใส่น้ำมันพร้อมอนุภาคโลหะที่มีปริมาณน้อยที่สุดเพียง 1 มิลลิลิตรนั้นเป็นเรื่องที่ค่อนข้างยากและมีโอกาสที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนได้สูงมาก แนวทางการแก้ปัญหาคือต้องอาศัยหลักการของการเจือจางสารละลาย โดยการผสมน้ำมันและอนุภาคโลหะที่มีปริมาณความเข้มข้นสูงสุดให้เป็นน้ำมันฐานก่อน หลังจากนั้นจึงนำน้ำมันฐานนั้นมาผสมกับน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์ในอัตราส่วนที่คำนวณไว้ เพื่อให้การตรวจปริมาณน้ำมันมีความถูกต้องมากที่สุดจะต้องใช้เครื่องดูดจ่ายสารละลาย หรือไมโครปิเปตต์ (Micropipette) ดังแสดงตามรูปที่ 4.8 ซึ่งไมโครปิเปตต์ตัวเล็กที่สุดที่นำมาใช้นั้นมีความสามารถในการตวงของเหลวได้ต่ำที่สุดถึง 2 ไมโครลิตร งานวิจัยในส่วนนี้เลือกที่จะใช้ความเข้มข้นสูงสุดของอนุภาคโลหะเพียง 500 มิลลิลิตร ต่อน้ำมันไฮดรอลิก 25 มิลลิลิตร เท่านั้น

เนื่องจากการวิจัยการประเมินอนุภาคโลหะด้วยฮอลล์เอฟเฟกก่อนหน้านี้ ใช้ความเข้มข้นสูงสุดถึงเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1,000 มิลลิกรัม ซึ่งเป็นค่าที่สูงเกินไปและไม่มีความเป็นไปได้ที่จะมีปริมาณอนุภาคโลหะปนเปื้อนมากในปริมาณขนาดนั้น เนื่องจากในการใช้งานจริงหากปริมาณอนุภาคโลหะสูงในระดับนั้นจริงเครื่องจักรน่าจะได้รับความเสียหายอย่างแน่นอน สำหรับขั้นตอนการผสมน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์กับอนุภาคโลหะ ได้ทำการคำนวณอัตราส่วนผสมไว้ตามตารางที่ 4.1 โดยในขั้นตอนแรกจะทำการตวงน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์ในปริมาณ 100 มิลลิลิตร เพื่อนำมาผสมเป็นน้ำมันฐานจากที่คำนวณปริมาณที่ต้องใช้ทั้งหมดคือ 83.0875 มิลลิลิตร ส่วนอนุภาคโลหะที่ใช้ก็จะเพิ่มในอัตราส่วนเดียวกันคือ 4 เท่า นั่นหมายถึงต้องใช้อนุภาคโลหะประมาณ 2,000 มิลลิกรัม หรือ 2 กรัม ดังแสดงตามรูปที่ 4.9 ซึ่งมีความคลาดเคลื่อนไป 1 มิลลิกรัม คิดเป็น 0.05% ซึ่งสามารถยอมรับได้ เนื่องจากเมื่อผสมกับน้ำมันไฮดรอลิกเป็นน้ำมันฐานแล้วจะเป็นความคลาดเคลื่อนที่น้อยมาก ลำดับต่อไปคือนำอนุภาคโลหะใส่ลงในน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์ที่เตรียมไว้ดังแสดงตามรูปที่ 4.10 น้ำมันฐานที่ได้จากการผสมอนุภาคโลหะเข้าไปแล้วนั้น ในการใช้ไมโครปิเปตต์ดูดน้ำมันเพื่อนำไปใช้ในการผสมแต่ละครั้งจะต้องมีการคนก่อนทุกครั้งดังแสดงตามรูปที่ 4.11 เนื่องจากอนุภาคโลหะมีความหนาแน่นสูงกว่าน้ำมันมาก เมื่อปล่อยทิ้งไว้ชั่วระยะเวลาหนึ่งจะเกิดการตกตะกอนและนอนกัน ดังนั้นเพื่อให้ส่วนผสมของน้ำมันฐานมีปริมาณความเข้มข้นที่สม่ำเสมอ จึงจำเป็นต้องทำการคนก่อนทุกครั้งก่อนที่จะดูดเพื่อนำไปผสม เมื่อทำการผสมน้ำมันตามสัดส่วนที่คำนวณไว้ในตารางที่ 4.1 แล้วก็จะได้น้ำมันผสมอนุภาคโลหะที่จะนำไปใช้ทั้งหมด รวม 14 ขวด ดังแสดงตามรูปที่ 4.12 เมื่อรวมกับน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์อีกหนึ่งขวด ก็จะได้น้ำมันตัวอย่างทั้งหมด จำนวน 15 ขวด



รูปที่ 4.8 รูปเครื่องดูดจ่ายสารละลาย หรือไมโครปิเปตต์ หลายขนาดที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 การคำนวณอัตราส่วนผสมของน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์กับน้ำมันฐาน

| iron powder (mg) | Oil (ml) | Base Oil (ml) | Pure Oil (ml) |
|---------------------|-------------|------------------|------------------|
| 500 | 25 | 25 | 0 |
| 400 | 25 | 20 | 5 |
| 300 | 25 | 15 | 10 |
| 200 | 25 | 10 | 15 |
| 100 | 25 | 5 | 20 |
| 80 | 25 | 4 | 21 |
| 40 | 25 | 2 | 23 |
| 20 | 25 | 1 | 24 |
| 10 | 25 | 0.5 | 24.5 |
| 5 | 25 | 0.25 | 24.75 |
| 2.5 | 25 | 0.125 | 24.875 |
| 2 | 25 | 0.1 | 24.9 |
| 1.25 | 25 | 0.0625 | 24.9375 |
| 1 | 25 | 0.05 | 24.95 |
| sum | 350 | 83.0875 | 266.9125 |



รูปที่ 4.9 การชั่งอนุภาคโลหะน้ำหนัก 2,001 มิลลิกรัม หรือ 2.001 กรัม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.10 การผสมอนุภาคโลหะลงในน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์



รูปที่ 4.11 แสดงการคนน้ำมันฐานทุกครั้งก่อนใช้ไมโครปีเปตตีในการดูน้ำมันฐานไปผสม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.12 น้ำมันที่ผ่านการผสมอนุภาคโลหะตามสัดส่วนที่กำหนด

การเก็บภาพตัวอย่างเพื่อนำไปใช้สำหรับการเรียนรู้เชิงลึกจะใช้กล้องไมโครสโคป ยี่ห้อ Mustool รุ่น G1200 ที่มีกำลังขยายภาพสูงสุดถึง 1,200 เท่า ในการเก็บภาพ โดยต้องอาศัยไฟส่องให้ ความสว่างเพื่อให้ภาพที่ถ่ายได้มีรายละเอียดที่ชัดเจนดังแสดงตามรูปที่ 4.13 ซึ่งไฟที่ใช้จะเป็นชนิด แอลอีดีที่ให้แสงสีขาว กำลังไฟ 6 วัตต์ จากรูปจะเห็นมีอนุภาคโลหะลอยอยู่ในน้ำมันอย่างชัดเจน แต่เนื่องจากงานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อจำลองการไหลเวียนของน้ำมันไฮดรอลิกในระบบ ที่ต้องมีการ เคลื่อนที่อยู่ตลอดเวลา และเป็นการจำลองสถานการณ์ที่เลวร้ายที่สุดคือมีฟองอากาศเกิดขึ้นในระบบ เป็นจำนวนมาก ซึ่งจะเป็นอุปสรรคต่อการวิเคราะห์ภาพเป็นอย่างมาก ดังนั้นก่อนการถ่ายทุกครั้งจะ ทำการเขย่าขวดแรง ๆ หลาย ๆ ครั้งเพื่อให้เกิดฟองอากาศและให้อนุภาคโลหะมีการกระจายตัว ดัง แสดงตามรูปที่ 4.14 ไฟล์ภาพที่ถ่ายได้จะอยู่ในฟอร์แมต JPEG ความละเอียด Full HD (1920x1080) ความละเอียด 2 ล้านพิกเซล แต่เนื่องจากการจำลองให้กล้องจับภาพเฉพาะน้ำมันที่ไหลเวียนใน ระบบเท่านั้น จึงต้องทำการครอป (Crop) ภาพเฉพาะในส่วนพื้นที่ตรงกลางดังแสดงตามรูปที่ 4.15 ซึ่ง จะมีขนาดความกว้าง 1100 ความสูง 800 พิกเซล เท่ากันทุกภาพ สำหรับการเก็บภาพตัวอย่างจะเก็บ ทั้งหมดตัวอย่างละ 20 ภาพ เพื่อนำมาใช้เป็นภาพสำหรับฝึก 15 ภาพ คิดเป็น 75% และที่เหลืออีก 5 ภาพ คิดเป็น 25% ใช้สำหรับการตรวจสอบ

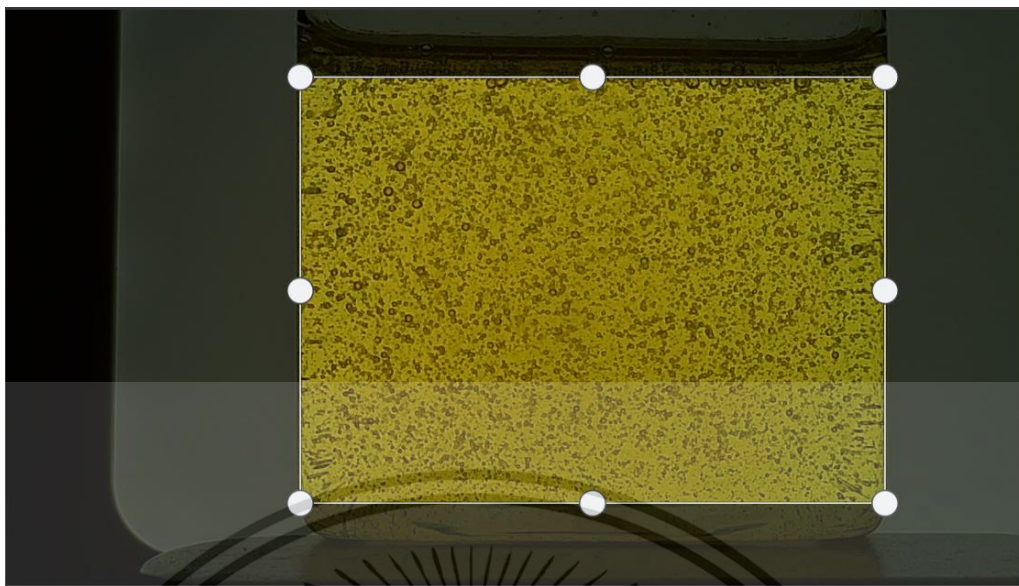
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.13 แสดงการใช้หลอดไฟแอลอีดีที่ให้แสงสีขาวส่องด้านหลังขวดตัวอย่างที่ต้องการเก็บภาพ



รูปที่ 4.14 ตัวอย่างภาพถ่ายน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์ที่ได้จากกล้องไมโครสโคป เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.15 แสดงการครอบภาพถ่ายที่ได้ก่อนนำไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก

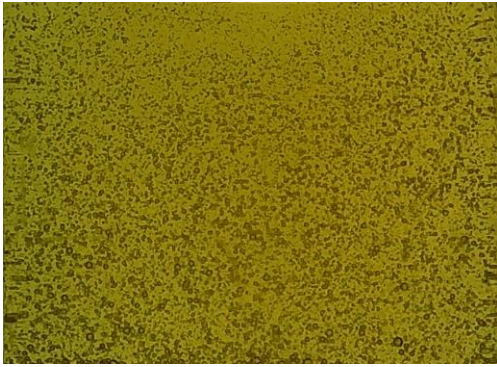
ภาพถ่ายตัวอย่างของน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์และน้ำมันที่มีการปนเปื้อนอนุภาคโลหะ ในปริมาณที่ต่างกันไป ตั้งแต่ 1 มิลลิกรัม จนถึง 500 มิลลิกรัม ดังแสดงตามรูปที่ 4.16 (ก) ถึง (จ) ตามลำดับ จากรูปดังกล่าวจะพบว่าหากพิจารณาเปรียบเทียบกันจะสามารถมองเห็น และระบุได้ว่าแต่ละภาพมีความแตกต่างกัน แต่หากพิจารณาทีละภาพ จะพบว่าศักยภาพของมนุษย์ไม่สามารถประเมินหรือระบุได้ว่าภาพดังกล่าวนั้นมีปริมาณการปนเปื้อนอนุภาคโลหะอยู่ในระดับใด เนื่องจากความแตกต่างของภาพนั้นมีไม่มากนัก และมีความคล้ายคลึงกันค่อนข้างมาก นอกจากว่าจะให้บ่งบอกเป็นแนวโน้มว่ามากหรือน้อย มนุษย์จึงจะสามารถระบุได้ หรือมีภาพให้เปรียบเทียบก็สามารถที่จะระบุได้ แต่หากเป็นกระบวนการเรียนรู้เชิงลึกที่มีการเรียนรู้ และจดจำภาพของการปนเปื้อนในปริมาณต่าง ๆ และมีการจัดทำกระบวนการสำหรับการตรวจรู้อาไว้แล้ว เมื่อนำภาพถ่ายตัวอย่างเข้าไปตรวจสอบก็สามารถที่จะระบุปริมาณการปนเปื้อนของอนุภาคโลหะได้ทันที

การเรียนรู้เชิงลึกมีการพัฒนามาอย่างต่อเนื่องตั้งแต่ปี 2012 เป็นเวลากว่าทศวรรษ และมีการนำเสนอโมเดลใหม่ ๆ อย่างต่อเนื่อง โดยในช่วงแรกโมเดลที่มีการนำเสนอจะเป็นการใช้งานในลักษณะการจำแนกหรือแยกแยะภาพ (Image classification) และต่อมาเริ่มมีการนำเสนอการนำไปใช้งานในลักษณะของการตรวจจับวัตถุ (Object detection) โดยแต่ละโมเดลจะมีการระบุว่ามีความสามารถในการนำไปใช้งานในลักษณะแบบใด บางโมเดลอาจเหมาะเฉพาะจำแนกแยกแยะภาพ หรือเหมาะเฉพาะกับการตรวจจับวัตถุ หรือบางโมเดลก็ระบุว่ามีประสิทธิภาพทั้งสองอย่าง การเลือกโมเดลที่เหมาะสมสำหรับนำมาใช้ในงานวิจัยนี้จึงเป็นประเด็นสำคัญที่ควรนำมาพิจารณา เพื่อหา

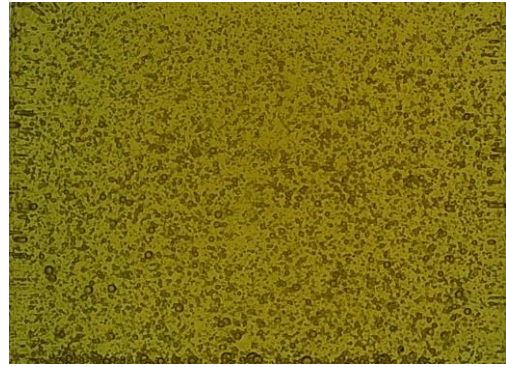
โมเดลที่เหมาะสมที่สุดในการนำมาใช้งาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

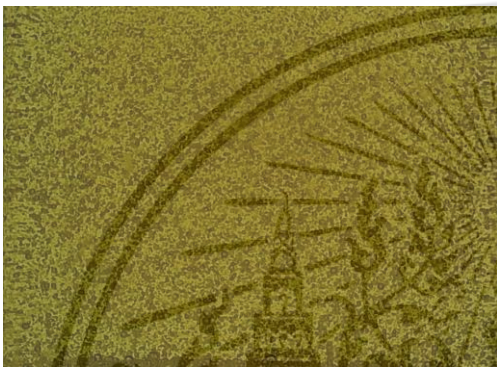
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



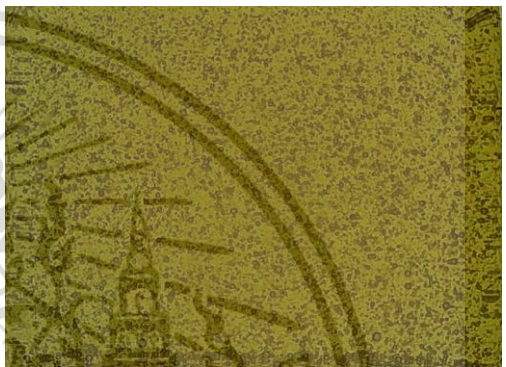
(ก) น้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์



(ข) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 1 มิลลิกรัม



(ค) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 1.25 มิลลิกรัม



(ง) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 2 มิลลิกรัม



(จ) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 2.5 มิลลิกรัม



(ฉ) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 5 มิลลิกรัม



(ช) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 10 มิลลิกรัม



(ซ) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 20 มิลลิกรัม

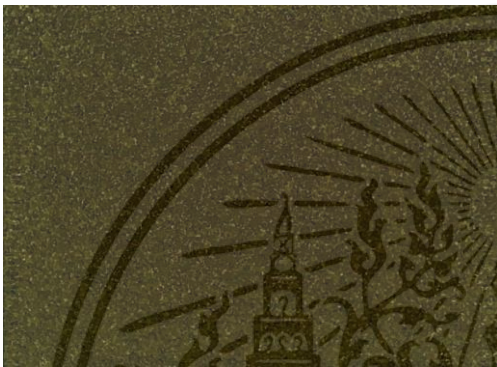
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ง) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 80 มิลลิกรัม



(ญ) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 100 มิลลิกรัม



(ฉ) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 200 มิลลิกรัม



(ช) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 300 มิลลิกรัม



(ฐ) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 400 มิลลิกรัม



(ฑ) น้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อน 500 มิลลิกรัม

รูปที่ 4.16 แสดงการเปรียบเทียบภาพถ่ายของน้ำมันไฮดรอลิกบริสุทธิ์กับน้ำมันที่มีการปนเปื้อน
อนุภาคโลหะในปริมาณตั้งแต่ 1 มิลลิกรัม ถึง 500 มิลลิกรัม

ในงานวิจัยนี้จะทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก ที่มีเป็นจำนวนมากดังแสดงตามตารางที่ 4.2 โดยใช้หลักการในการเลือกจากลักษณะการนำไปใช้งานซึ่งประกอบไปด้วย การจำแนกแยกแยะ การตรวจจับวัตถุ และทำงานได้ทั้งสองลักษณะ โดยโมเดลที่ใช้สำหรับการจำแนกแยกแยะจะเลือกเป็น อเล็กซ์เน็ต (AlexNet) เนื่องจากเป็นโมเดลแรกที่ถูกเสนอในเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การจำแนกแยกแยะภาพ ส่วนการตรวจจับวัตถุจะเลือกเป็น ดาร์กเน็ต-19 (Darknet-19) ที่นิยมใช้กันมากในงานด้านการตรวจจับวัตถุในภาพซึ่งตัวโมเดลเองจะเป็นแกนหลักของโมเดลการตรวจจับวัตถุคือ โยโล สำหรับโมเดลสุดท้ายที่มีความสามารถทำงานได้ดีทั้งสองลักษณะจะเลือกเป็น อีฟิซเซนต์เน็ต บี ศูนย์ (EfficientNet B0) ของค่าย กูเกิ้ล (Google) ซึ่งเป็นโมเดลที่ได้รับการยอมรับว่าเป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพในการทำงานที่ดีที่สุด และใช้ทรัพยากรน้อย

ตารางที่ 4.2 โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่มีการนำเสนอในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา [18]

| Backbone | Year | # of parameters | trained task |
|---|------|-----------------|--------------------|
| AlexNet [6] | 2012 | 60M | Img-class |
| VGG-16 [10] | 2014 | 138M | Img-class |
| VGG-19 [10] | 2014 | 144M | Img-class |
| Inception-V1 (GoogleNet) [16] | 2014 | 5 M | Img-class |
| ResNet-18 [17] | 2015 | 11.7 M | Img-class |
| ResNet-34 [17] | 2015 | 25.6 M | Img-class |
| ResNet-50 [17] | 2015 | 26 M | Img-class |
| ResNet-101 [17] | 2015 | 44.6 M | Img-class |
| ResNet-152 [17] | 2015 | 230M | Img-class |
| Inception-v2 [20] | 2015 | 21.8M | Img-class |
| Inception-v3 [20] | 2015 | 21.8M | Img-class |
| Inception-ResNet-V2 [21] | 2015 | 55 M | Img-class, obj-det |
| Darknet-19 2015 [28] | 2015 | 20.8 M | Obj-det |
| Xception [41] | 2017 | 22.9 M | Img-class |
| SqueezeNet 2016 [36] | 2016 | 1.24M | Img-class |
| ShuffleNet[42](g = 1) | 2017 | 143M M | Img-class, obj-det |
| ShuffleNet-v2[43](g = 1) | 2018 | 2.3 M | Img-class, obj-det |
| DenseNet-100 (k = 12) [18] | 2018 | 7.0M | Img-class |
| DenseNet-100 (k = 24) [18] | 2018 | 27.2M | Img-class |
| DenseNet-250 (k = 24) [18] | 2018 | 15.3M | Img-class |
| DenseNet-190 (k = 40) [18] | 2018 | 25.6M | Img-class |
| DetNet [35] | 2018 | - | Img-class, obj-det |
| EfficientNet B0 to B7 [44] | 2020 | 5.3 M, to 66M | Img-class, obj-det |
| MobileNet [38] | 2017 | 4.2 M | Img-class, obj-det |
| MobileNet-v2 [39] | 2017 | 3.4 M | Img-class, obj-det |
| WideResNet-40-4 [37] | 2016 | 8.9 M | Img-class, obj-det |
| WideResNet-16-8 [37] | 2016 | 11 M | Img-class, obj-det |
| WideResNet-28-10 [37] | 2016 | 36.5 M | Img-class, obj-det |
| SWideRNet ($w_1=0.25, w_2=0.25, l=0.75$) [47] | 2020 | 7.77 M | Panoptic-seg |
| SWideRNet ($w_1=1, w_2=1, l=1$) [47] | 2020 | 168.77 M | Panoptic-seg |
| SWideRNet ($w_1=1, w_2=1, l=6$) [47] | 2020 | 836.59 M | Panoptic-seg |
| SWideRNet ($w_1=1, w_2=1.5, l=3$) [47] | 2020 | 946.69 M | Panoptic-seg |
| HRNet W32, W48 [45] | 2019 | 28.5M, 63.6M | Human-Pose- est |
| HRNet V2 [45] | 2020 | - | Semantic-seg |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

ผลการทดลองและอภิปรายผล

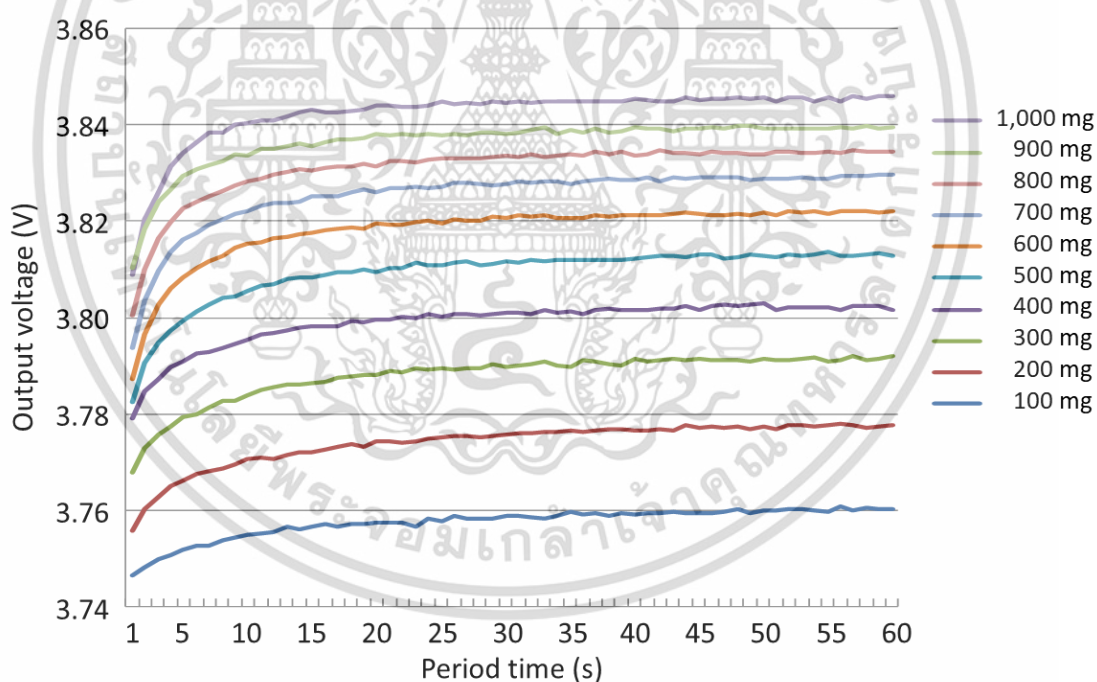
การทดสอบประสิทธิภาพในการตรวจจรรู้อนุภาคโลหะในบทนี้ จะประกอบไปด้วยผลการทดลองจาก 2 หลักการ คือ การใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์เป็นอุปกรณ์ในการตรวจจรรู้อนุภาคโลหะ และการใช้กล้องถ่ายภาพร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก โดยหลักการที่ใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์นั้น จะแบ่งออกอีกเป็น 2 ลักษณะ คือการตรวจวัดจากตัวอย่าง และการตรวจวัดภายในกระบวนการ ซึ่งการตรวจวัดภายในกระบวนการจะแบ่งย่อยออกอีกเป็น 2 วิธี คือ อาศัยแม่เหล็กไฟฟ้าเป็นแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็ก และการใช้แม่เหล็กถาวรเป็นแหล่งกำเนิดสนามแม่เหล็ก

5.1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการตรวจจรรู้อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์

จากผลการทดลองค่าแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตที่ได้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์นั้น ค่าที่ได้จะเป็นไปในลักษณะที่ค่อย ๆ เพิ่มขึ้นตามระยะเวลา จนเข้าสู่สภาวะอิ่มตัว ดังแสดงตามรูปที่ 5.1 โดยในกราฟแสดงค่าเปรียบเทียบผลการทดลองเฉพาะกรณีที่มีปริมาณอนุภาคโลหะตั้งแต่ 100 มิลลิกรัม ขึ้นไปเท่านั้น เนื่องจากค่าที่น้อยกว่า 100 มิลลิกรัม การเพิ่มขึ้นของค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้มีค่าน้อยมาก จึงไม่ได้นำมาแสดงเอาไว้กราฟเปรียบเทียบ เมื่อพิจารณาจากผลการทดลองก็จะพบว่าค่าแรงดันไฟฟ้าจากฮอลล์เอฟเฟคก็เพิ่มขึ้นตามปริมาณของอนุภาคโลหะที่เพิ่มขึ้น ซึ่งการที่แรงดันไฟฟ้าค่อย ๆ เพิ่มขึ้นจนเข้าสู่สภาวะคงที่ ก็เป็นไปตามความสัมพันธ์ระหว่างความหนืดของน้ำมันและความเข้มข้นของเส้นแรงแม่เหล็กที่เกิดจากแม่เหล็กถาวร [19] ซึ่งในงานวิจัยนี้ทั้งสองค่าเป็นค่าคงที่เนื่องจากใช้น้ำมันในการทดสอบเพียงชนิดเดียว และใช้แม่เหล็กถาวรตัวเดียวกัน ดังนั้นในการพิจารณาปริมาณของอนุภาคโลหะ จึงพิจารณาจากแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตที่ระดับสูงสุดในช่วงที่เข้าสู่สภาวะคงที่แล้ว ซึ่งในการทดลองแต่ละตัวอย่างจะทำการวัดตัวอย่างละ 10 ครั้ง แล้วนำค่าสูงสุดมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยเป็นแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตที่วัดได้รวมถึงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลการวัดทั้ง 10 ครั้ง ของแต่ละตัวอย่างแสดงตามค่าในตารางที่ 5.1 ซึ่งค่าแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตในตารางที่ 5.1 เมื่อนำไปทำเป็นกราฟดังแสดงตามรูปที่ 5.2 จะพบว่าแนวโน้มการเพิ่มขึ้นของค่าแรงดันเอาต์พุตนั้นสัมพันธ์กับปริมาณอนุภาคโลหะนั้นเป็นไปในทิศทางเดียวกันและมีลักษณะที่เกือบจะเป็นเชิงเส้น แต่หากพิจารณาจากค่าในตารางที่ 5.1 จะพบว่าประสิทธิภาพในการแยกแยะปริมาณอนุภาคโลหะนั้น หากปริมาณอนุภาคโลหะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

น้อยกว่า 5 มิลลิกรัม หรือเทียบเท่ากับมาตรฐาน NAS 14 ค่าแรงดันเอาต์พุตที่ได้จะไม่มี ความแตกต่างกันเลย จะเริ่มเห็นความแตกต่างคือตั้งแต่ 10 มิลลิกรัมขึ้นไป หรือเทียบเท่ากับมาตรฐาน NAS 15 แต่ความแตกต่างของแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตก็มีเพียงแค่ระดับ 2 มิลลิโวลต์ เท่านั้น โดย อัตราส่วนการเปลี่ยนแปลงของปริมาณอนุภาคโลหะต่อแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตจะอยู่ที่ประมาณ 10 : 2 มิลลิกรัมต่อมิลลิโวลต์ นั้นหมายถึงความละเอียดในการวัดจะอยู่ที่ระดับ 10 มิลลิกรัม แต่หาก พิจารณาในด้านการนำไปใช้งาน โดยยึดจากมาตรฐานการปนเปื้อนของน้ำมันเกียร์ที่ระบุไว้ว่าอนุภาค โลหะต้องไม่เกิน 0.5% ซึ่งเทียบเท่ากับมาตรฐาน NAS 18 เมื่อคำนวณจากปริมาณน้ำมันที่ใช้ คือ 25 มิลลิลิตร จะได้ค่าของอนุภาคโลหะปนเปื้อนไม่ควรเกิน 80 มิลลิกรัม นั้นแสดงให้เห็นว่าการตรวจรู้ อนุภาคโลหะจากตัวอย่างด้วยฮอลล์เอฟเฟกเซนเซอร์นั้น ก็เพียงพอและสามารถนำมาใช้งานได้สำหรับ การตรวจรู้การปนเปื้อนอนุภาคโลหะของน้ำมันไฮดรอลิก แต่อาจยังมีข้อจำกัดในเรื่องของการ ทดสอบ ที่ต้องมีการนำน้ำมันตัวอย่างภายในระบบออกมา เพื่อนำมาใช้ในการตรวจรู้ปริมาณอนุภาค โลหะกับเครื่องทดสอบ

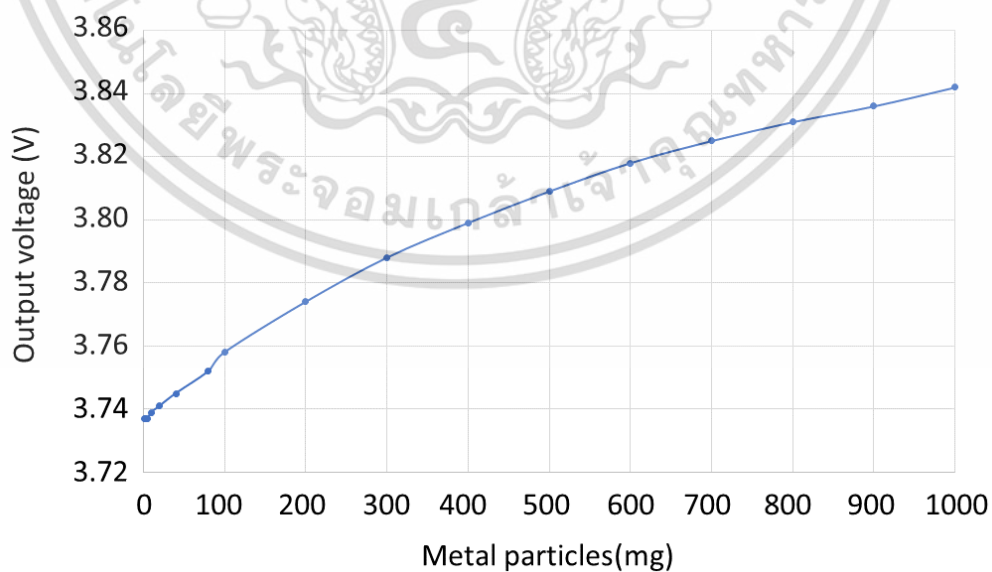


รูปที่ 5.1 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟกเซนเซอร์ ในกรณีที่มีอนุภาคโลหะในน้ำมันตัวอย่างตั้งแต่ 100 ถึง 1,000 มิลลิกรัม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.1 แสดงค่าแรงดันเอาต์พุตและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ได้จากฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์

| Metal Particles (mg) | Output voltage (V) | Standard deviation (S.D.) |
|----------------------|--------------------|---------------------------|
| 1 | 3.737 | 0.00026 |
| 2 | 3.737 | 0.00046 |
| 5 | 3.737 | 0.00017 |
| 10 | 3.739 | 0.00022 |
| 20 | 3.741 | 0.00029 |
| 40 | 3.745 | 0.00040 |
| 80 | 3.752 | 0.00038 |
| 100 | 3.758 | 0.00028 |
| 200 | 3.774 | 0.00029 |
| 300 | 3.788 | 0.00033 |
| 400 | 3.799 | 0.00030 |
| 500 | 3.809 | 0.00055 |
| 600 | 3.818 | 0.00038 |
| 700 | 3.825 | 0.00060 |
| 800 | 3.831 | 0.00055 |
| 900 | 3.836 | 0.00054 |
| 1,000 | 3.842 | 0.00096 |

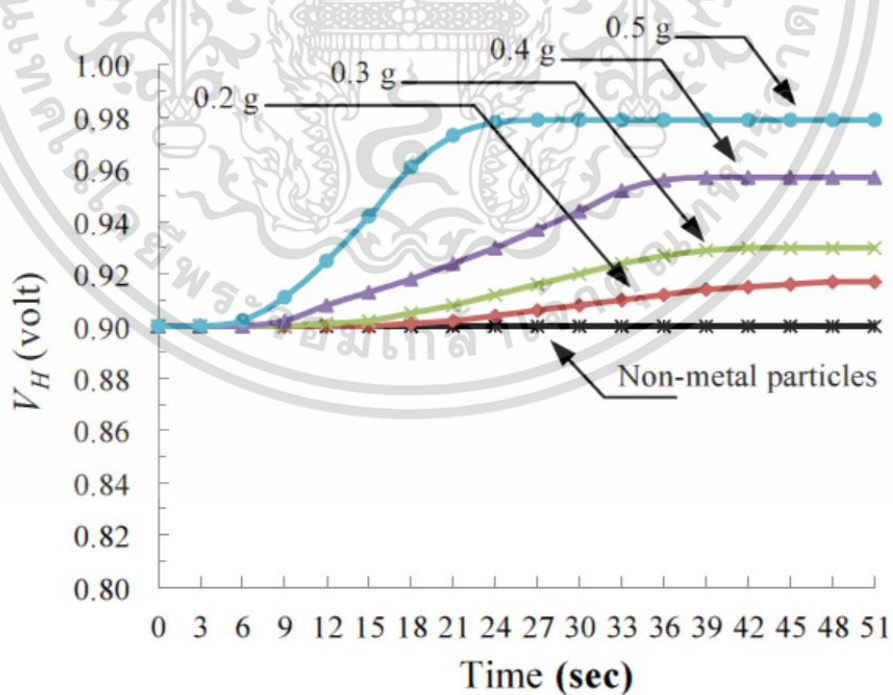


รูปที่ 5.2 ค่าแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตเฉลี่ยที่ได้จากการตรวจวัดปริมาณอนุภาคโลหะที่ต่างกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการตรวจรู้อุณหภูมิโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟกต์โดยใช้แม่เหล็กไฟฟ้า

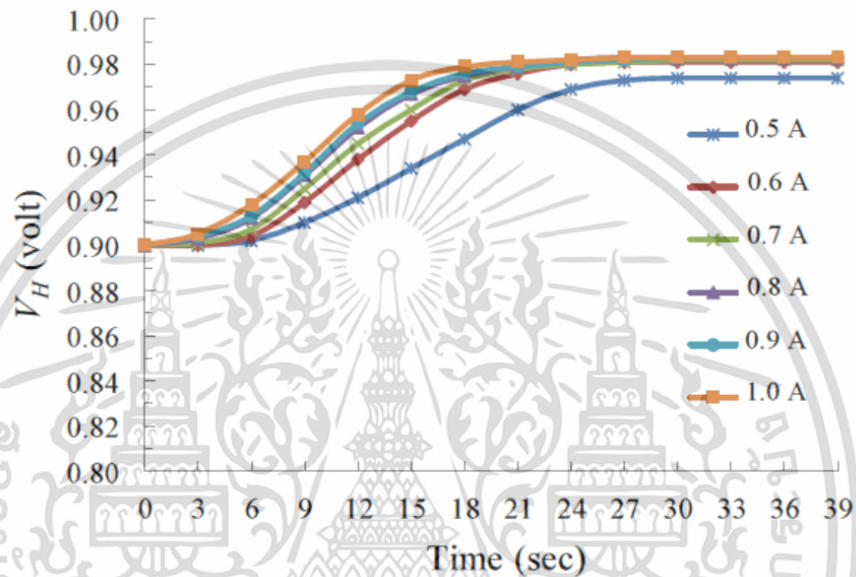
ในการทดสอบจะป้อนไฟฟ้ากระแสตรงขนาด 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 และ 1 แอมแปร์ แรงดัน 0.1 โวลต์ ให้กับขดลวดโซลินอยด์ เพื่อทดสอบการตอบสนองของอนุภาคโลหะที่อยู่ในน้ำมัน ขณะที่มีการไหลเวียนอยู่ในระบบ ซึ่งจะควบคุมอุณหภูมิไว้ที่ 32 องศาเซลเซียส จากผลการทดสอบพบว่าหากใช้ปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ต่ำกว่า 0.9 แอมแปร์ แรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตที่ได้จะแทบไม่มีความแตกต่างกัน ทำให้แยกความแตกต่างของปริมาณอนุภาคโลหะที่มีน้ำหนักน้อยได้ยากมาก แต่เมื่อเพิ่มกระแสไฟฟ้าไปถึง 1 แอมแปร์ ขดลวดโซลินอยด์จะเกิดความร้อนที่สูงมาก ค่ากระแสที่เหมาะสมควรอยู่ที่ระดับ 0.9 แอมแปร์ โดยผลการทดลองแสดงตามกราฟในรูปที่ 5.3 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าค่าปริมาณของอนุภาคโลหะที่เพิ่มขึ้น จะทำให้ค่าเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกต์เซนเซอร์นั้นสูงขึ้นตามไปด้วย ดังนั้นเพื่อให้การวัดในกรณีต่าง ๆ ได้ค่าการวัดที่เห็นผลการวัดที่ชัดเจน จึงกำหนดให้ปริมาณอนุภาคโลหะที่จะนำมาใช้ในการทดลองต่อ ๆ ไปมีปริมาณเท่ากับ 500 มิลลิกรัม ทั้งหมด เนื่องจากค่าดังกล่าวเมื่อเทียบกับมาตรฐาน NAS 1638 แล้ว ก็อยู่ในระดับที่เกินจาก NAS 15 มาเพียงเล็กน้อย ยังมีปริมาณการปนเปื้อนที่น้อยกว่ามาตรฐานการเปลี่ยนน้ำมันเกียร์ที่กำหนดไว้ที่ NAS 18 อยู่มากพอสมควรจึงมีความเหมาะสมที่จะมาไปใช้ในการทดสอบ



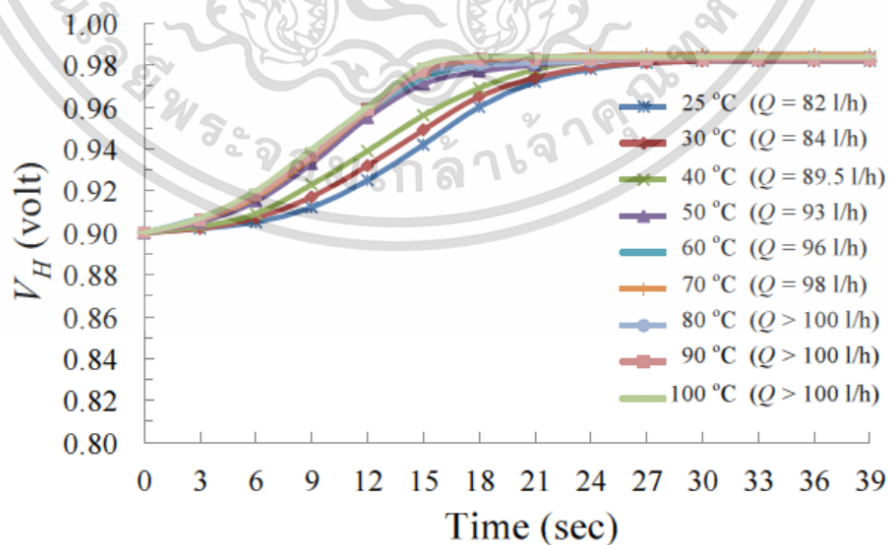
รูปที่ 5.3 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกต์กับปริมาณอนุภาคโลหะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 5.4 เป็นกราฟเปรียบเทียบกรณีที่ป้อนกระแสไฟฟ้าที่มีปริมาณที่ต่างกันอย่างได้เงื่อนไขที่กำหนดให้ความร้อนเท่ากับ 50 องศาเซลเซียส ปริมาณอนุภาคโลหะเท่ากับ 500 มิลลิกรัม และเมื่อเปลี่ยนเงื่อนไขเป็นการปรับเปลี่ยนอุณหภูมิของน้ำมันภายในระบบให้มีค่าตั้งแต่ 25, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 และ 100 องศาเซลเซียส โดยคงที่กระแสไฟฟ้าไว้ที่ 0.9 แอมแปร์ จะได้กราฟดังแสดงตามรูปที่ 5.5 จะเห็นว่าอุณหภูมิจะมีผลในช่วงเวลาเริ่มต้นเนื่องจากความความหนืดของน้ำมันช่วงอุณหภูมิต่ำ แต่แรงดันไฟฟ้าในช่วงที่เสถียรแล้วจะมีค่าใกล้เคียงกัน



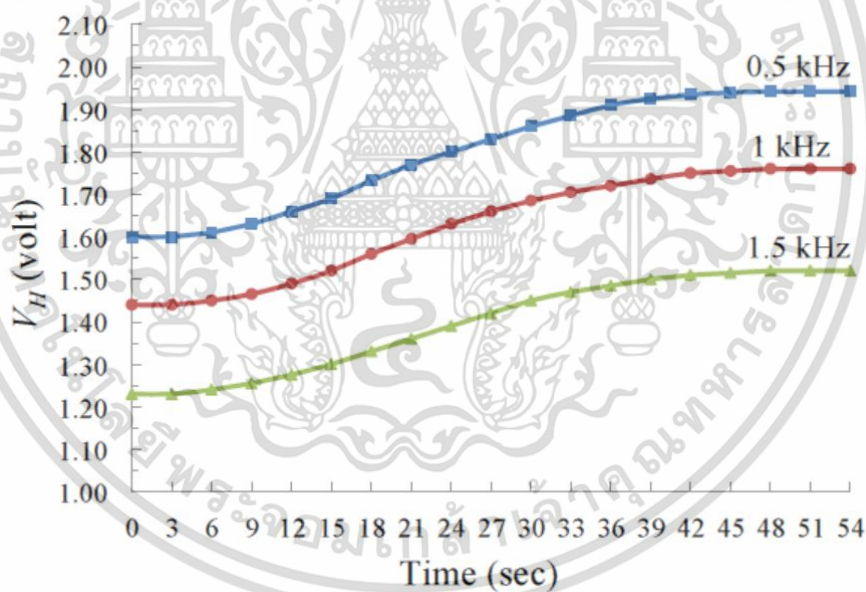
รูปที่ 5.4 กราฟเปรียบเทียบค่าแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกต์ที่ได้จากการป้อนไฟฟ้ากระแสตรงให้กับขดลวดโซลินอยด์ในปริมาณที่ต่างกันอย่างได้เงื่อนไขที่กำหนดอุณหภูมิในระบบไว้ที่ 50 องศาเซลเซียส



รูปที่ 5.5 กราฟแสดงค่าแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟกต์ที่ได้จากระบบที่มีการกำหนดอุณหภูมิที่

แตกต่างกันภายใต้เงื่อนไขที่มีการป้อนไฟฟ้ากระแสตรงให้กับขดลวดโซลินอยด์เท่ากับ 0.9 แอมแปร์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ ห้ามนำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของลิขสิทธิ์ หากมีผู้ใดฝ่าฝืนจะดำเนินการตามกฎหมายต่อไป

การทดลองต่อไปจะทำการทดสอบโดยป้อนไฟฟ้ากระแสสลับด้วยแรงดันที่เท่ากัน ให้กับขดลวดโซลินอยด์แต่ป้อนความถี่ที่แตกต่างกันตั้งแต่ 500, 1,000 และ 1,500 เฮิรตซ์ โดยยังคงเงื่อนไขให้ปริมาณอนุภาคโลหะเท่าเดิมคือ 500 มิลลิกรัม และกำหนดอุณหภูมิของระบบที่ 30 องศาเซลเซียส เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของการเปลี่ยนแปลงความถี่ดังแสดงตามกราฟในรูปที่ 5.6 จากผลการทดลองจะพบว่าความถี่ต่ำมีแนวโน้มที่จะให้ค่าแรงดันเอาต์พุตของเซนเซอร์ที่มากกว่า ดังนั้นในการทดลองถัดไป จะทำการทดสอบภายใต้เงื่อนไขที่กำหนดให้กระตุ้นขดลวดโซลินอยด์ด้วยไฟฟ้ากระแสสลับความถี่ 500 เฮิรตซ์ โดยปรับเปลี่ยนอุณหภูมิการทำงานของระบบเพื่อดูผลการตอบสนองของแรงดันเอาต์พุตของเซนเซอร์ ผลการทดลองแสดงตามรูปที่ 5.7 จากผลการทดลองจะพบว่ามีความคล้ายคลึงกับกรณีที่กระตุ้นด้วยไฟฟ้ากระแสตรง คือแรงดันเอาต์พุตในกรณีที่อุณหภูมิสูงจะให้ค่าที่สูงกว่าแต่จะแตกต่างกันในช่วงสภาวะเสถียร กล่าวคือในกรณีที่ใช้ไฟฟ้ากระแสตรงกระตุ้นค่าเอาต์พุตช่วงที่เสถียรแล้วไม่ว่าอุณหภูมิเท่าใดก็ตามจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกัน ต่างกับการกระตุ้นด้วยไฟฟ้ากระแสสลับที่ค่าเอาต์พุตที่ได้จะแตกต่างกันตลอดทุกช่วงเวลา

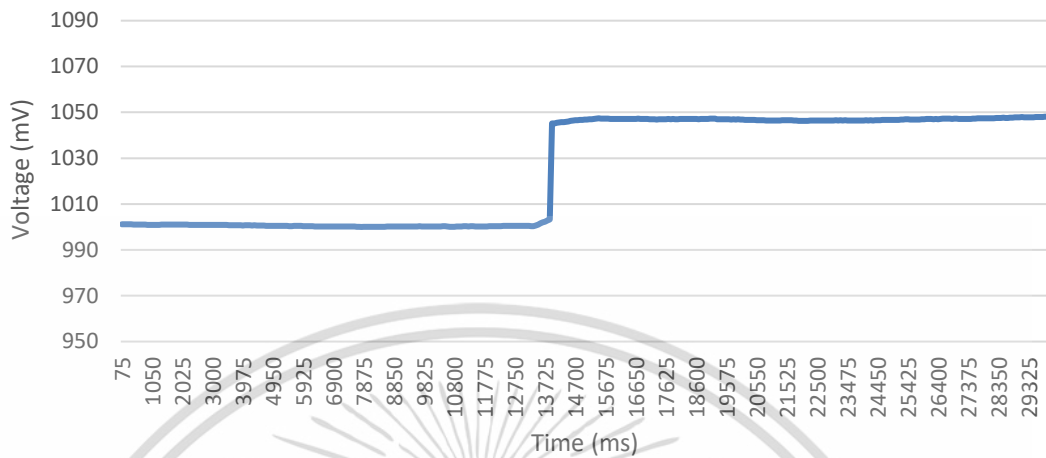


รูปที่ 5.6 กราฟเปรียบเทียบค่าแรงดันเอาต์พุตของฮอลล์เอฟเฟคที่ถูกกระตุ้นด้วยไฟฟ้ากระแสสลับด้วยความถี่ที่แตกต่างกันภายใต้เงื่อนไขของระบบที่มีการกำหนดอุณหภูมิที่ 30 องศาเซลเซียส

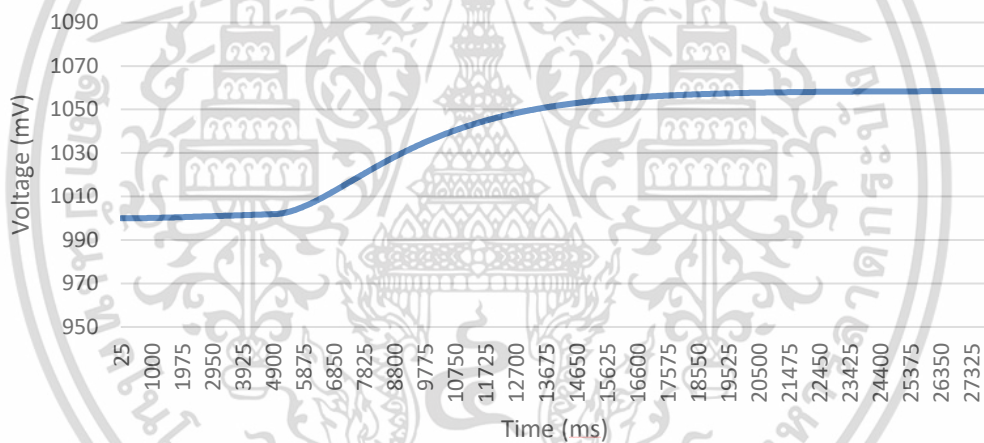
การประเมินอนุภาคโลหะในกระบวนการด้วยฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ ด้วยการใส่ขดลวดโซลินอยด์เป็นตัวกำเนิดสนามแม่เหล็ก ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ กระตุ้นด้วยไฟฟ้ากระแสตรง และกระแสสลับ จากผลการทดลองข้างต้นพอจะสรุปได้ว่าการกระตุ้นด้วยไฟฟ้ากระแสสลับนั้น จะให้ค่าแรงดันเอาต์พุตที่เซนเซอร์ที่สูงกว่า แต่ค่าเอาต์พุตที่ได้ในแต่ละอุณหภูมิจะแตกต่างกันตลอดทุก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โลหะในปริมาณที่แตกต่างกันทั้งหมด 7 กรณี ซึ่งแต่ละกรณีจะทำการทดลองซ้ำทั้งหมด 3 ครั้งต่อกรณี โดยการทดลองทั้งสองส่วนนั้นจะทำการทดลองเหมือนกันทั้ง 2 จุดวัด คือ A และ B ที่กล่าวมาข้างต้น



รูปที่ 5.8 กราฟแสดงผลการตอบสนองของค่าที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง A



รูปที่ 5.9 กราฟแสดงผลการตอบสนองของค่าที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง B

การทดลองในส่วนแรก เป็นการทดลองเพื่อดูผลการตอบสนองที่ได้จากเซนเซอร์โมดูล ในจุดวัดที่ต่างกัน 2 ตำแหน่ง คือ จุด A และ B ภายใต้เงื่อนไขเดียวกันทั้งหมด ยกเว้นตำแหน่งในการวัด โดยผลการวัดที่จุด A ดังแสดงตามรูปที่ 5.8 จะเห็นว่าในช่วงเริ่มต้นค่าที่วัดได้เป็นค่าที่ใกล้เคียงกับค่าขณะที่ยังไม่มือนุภาคโลหะ และค่าจะเพิ่มแบบทันทีทันใดและที่ค่าที่คงที่อยู่ในระดับนั้น นั่นแสดงว่าในสภาวะเริ่มต้นที่ระบบเริ่มทำงาน ป้อนน้ำมันไฮดรอลิกเริ่มป้อนน้ำมันเข้าสู่ระบบ ดังนั้นในช่วงแรกขณะที่ยังไม่มือน้ำมันที่มีอนุภาคโลหะปนเปื้อนอยู่ไหลผ่านเซนเซอร์โมดูล ค่าที่ได้จากตัว เซนเซอร์โมดูลก็จะเป็นค่าเริ่มต้น และเมื่อมือน้ำมันที่มีอนุภาคโลหะไหลผ่านก็สามารถตรวจวัดได้ทันที ส่วนผล

การวัดที่จุด B แสดงดังรูปที่ 5.9 จะเห็นการเพิ่มขึ้นของค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์โมดูลเป็นแบบค่อย ๆ

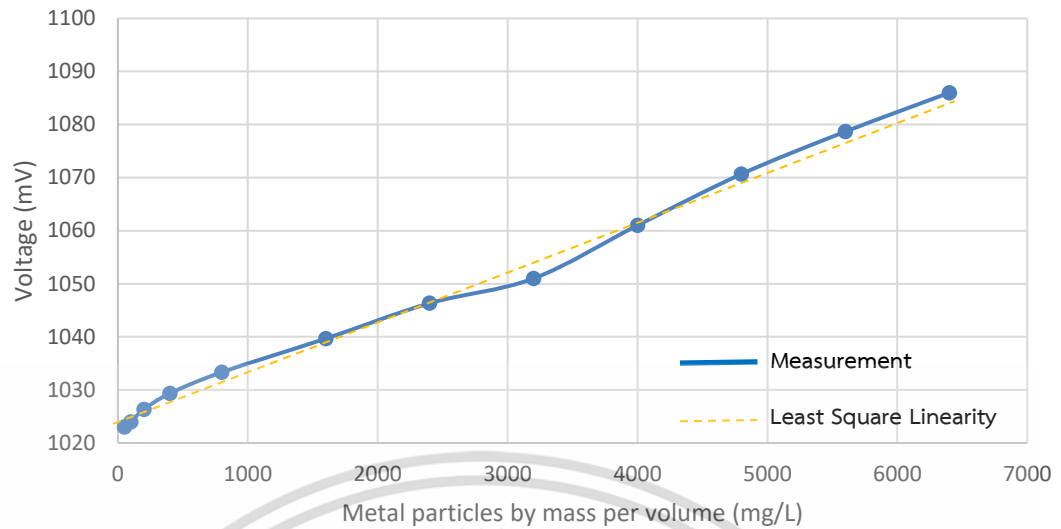
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพิ่มขึ้นไม่ขึ้นแบบทันทีทันใด เนื่องจากน้ำมันที่ไหลเข้าที่จุดวัด B ตรงจุดเชื่อมต่อนี้ที่แยกให้น้ำมันไหลกลับไปลงถังเก็บโดยไม่ต้องผ่านจุดวัด B ด้วย ทำให้น้ำมันเข้ามาในจุดนี้ได้ไม่เต็มที่ แต่ก็ยังคงชั่วระยะเวลาหนึ่งเท่านั้น เมื่อเวลาผ่านไปช่วงระยะเวลาที่วัดได้จากโมดูลเซนเซอร์ทั้งสองตำแหน่ง ก็ให้ค่าที่ค่อนข้างคงที่ สำหรับความแตกต่างของตำแหน่งในการวัดทั้ง 2 จุดเมื่อเปรียบเทียบกับระหว่างค่าที่ได้ขณะที่ค่าอยู่ในสถานะเสถียรภาพแล้ว คือค่าที่ได้จากจุดวัด B จะมีค่าที่มากกว่าจุดวัด A เหตุผลเนื่องจากจุดวัด A เป็นจุดที่เป็นด้านจ่ายน้ำมันจะไม่เกิดการสะสมตัวของอนุภาคโลหะ ในขณะที่จุดวัด B นั้น ปลายทางเป็นจุดร่วมและมีการลดขนาดของรูท่อลง ทำให้เกิดการอุดตันของน้ำมันเล็กน้อยในจุดดังกล่าว ทำให้อนุภาคโลหะที่ปะปนอยู่ในน้ำมันเกิดการสะสมตัวกันมากกว่าจุดวัด A ทำให้ค่าที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลมีค่าแรงดันไฟฟ้าเอาต์พุตที่สูงกว่า

ตารางที่ 5.2 แสดงค่าแรงดันเอาต์พุตและค่าเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัด A

| Metal Particles (mg/L) | Output (mV) | | | Average |
|---------------------------|-----------------|-----------------|-----------------|---------|
| | 1 st | 2 nd | 3 rd | |
| 50 | 1022 | 1023 | 1024 | 1023 |
| 100 | 1025 | 1024 | 1023 | 1024 |
| 200 | 1026 | 1028 | 1025 | 1026 |
| 400 | 1028 | 1031 | 1029 | 1029 |
| 800 | 1032 | 1035 | 1033 | 1033 |
| 1600 | 1039 | 1040 | 1040 | 1040 |
| 2400 | 1045 | 1047 | 1047 | 1046 |
| 3200 | 1052 | 1050 | 1051 | 1051 |
| 4000 | 1057 | 1060 | 1066 | 1061 |
| 4800 | 1069 | 1072 | 1071 | 1071 |
| 5600 | 1078 | 1078 | 1080 | 1079 |
| 6400 | 1085 | 1086 | 1087 | 1086 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

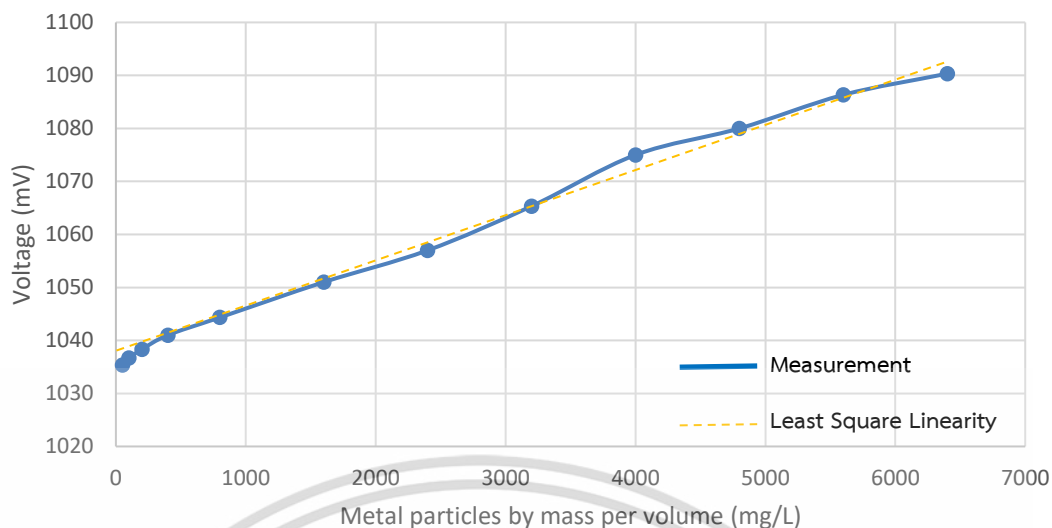


รูปที่ 5.10 กราฟแสดงค่าผลการวัดเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง A

ตารางที่ 5.3 แสดงค่าแรงดันเอาต์พุตและค่าเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัด B

| Metal Particles (g/L) | Output (mV) | | | Average |
|--------------------------|-----------------|-----------------|-----------------|---------|
| | 1 st | 2 nd | 3 rd | |
| 50 | 1035 | 1035 | 1036 | 1035 |
| 100 | 1037 | 1036 | 1037 | 1037 |
| 200 | 1038 | 1037 | 1040 | 1038 |
| 400 | 1042 | 1041 | 1040 | 1041 |
| 800 | 1044 | 1045 | 1044 | 1044 |
| 1600 | 1050 | 1051 | 1052 | 1051 |
| 2400 | 1057 | 1058 | 1056 | 1057 |
| 3200 | 1065 | 1064 | 1067 | 1065 |
| 4000 | 1076 | 1074 | 1075 | 1075 |
| 4800 | 1079 | 1080 | 1081 | 1080 |
| 5600 | 1086 | 1085 | 1088 | 1086 |
| 6400 | 1090 | 1092 | 1089 | 1090 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.11 กราฟแสดงค่าผลการวัดเฉลี่ยที่ได้จากเซนเซอร์โมดูลที่จุดวัดตำแหน่ง B

ค่าแรงดันเอาต์พุตที่ได้จากเซนเซอร์โมดูล พิจารณาจากค่าที่อยู่ในช่วงที่แรงดันไฟฟ้าเข้าสู่ช่วงที่มีค่าคงที่แล้ว จำนวน 3 ครั้ง นำมาบันทึกค่า โดยจะทำการวัดสลับจุดวัด A และ B สลับกันไปจนครบ 3 ครั้ง หลังจากนั้นจึงทำการเพิ่มอนุภาคโลหะในระบบครั้งละ 9.6 กรัม (800 มิลลิกรัมต่อลิตร) และทำการวัดในลักษณะเช่นเดิมซ้ำไปเรื่อย ๆ จนมีปริมาณอนุภาคโลหะในระบบสูงสุดที่ 76.8 กรัม (6.4 กรัมต่อลิตร) โดยผลการวัดที่จุด A แสดงค่าผลการวัดตามตารางที่ 5.2 เมื่อนำค่าเฉลี่ยมาเขียนเป็นกราฟตามที่แสดงในรูปที่ 5.10 จะเห็นได้ว่าผลการวัดค่อนข้างมีความเป็นเชิงเส้นมาก เมื่อทำการคำนวณหาความเป็นเชิงเส้นกำลังที่น้อยที่สุด แล้วนำไปเปรียบเทียบกับกันจะพบว่าผลการวัดค่อนข้างมีความเป็นเชิงเส้นสูงมาก สำหรับที่จุดวัด B ก็ให้ผลการวัดที่เป็นไปในลักษณะที่ใกล้เคียงกันดังแสดงตามตารางที่ 5.3 และรูปที่ 5.11

5.4 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของการตรวจรู้ปริมาณของแข็งโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

ผลการทดสอบประสิทธิภาพในการประเมินปริมาณของอนุภาคโลหะภายในน้ำมัน ในแต่ละโมเดลจะแสดงอยู่ในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) และแสดงในรูปแบบของกราฟกับตารางเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของแต่ละโมเดล ซึ่งหลังจากทำการฝึกฝนการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้โมเดลทั้ง 3 โมเดล ภายใต้เงื่อนไขของชุดภาพที่อาจจะแตกต่างกันทั้งแบบที่ใช้ชุดภาพต้นฉบับ และการใช้กระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ โดยจะแบ่งผลการทดสอบออกเป็น 4 กรณีประกอบด้วย โมเดลอพิซเซินท์เน็ต บีสูนย์ ที่ใช้การฝึกด้วยชุดภาพต้นฉบับอย่างเดียวและใช้กระบวนการทำซ้ำภาพ ส่วนกรณีที่ 3 จะเป็นโมเดลดาร์กเก็ต-19 ที่มีการฝึกด้วยชุดภาพที่มีการเพิ่ม

กระบวนการทำซ้ำภาพ และกรณีสุดท้ายจะเป็น โมเดลเล็ทซ์เน็ตที่ใช้ชุดภาพต้นฉบับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับผลการทดสอบโมเดลแรกคือ อีพิซเซินท์เน็ต ปิคุนย์ที่ใช้การฝึกด้วยชุดภาพต้นฉบับเพียงอย่างเดียวเท่านั้น ผลการทดสอบประสิทธิภาพแสดงตามตารางในรูปที่ 5.12 พบว่าค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของน้ำมันบริสุทธิ์จะมีค่าความถูกต้องน้อยที่สุดเท่ากับ 73.33% มีค่าการระลึกได้มากถึง 100% ในขณะที่ค่าความเที่ยงตรงมีเพียงแค่ 20% เนื่องจากรูปภาพอื่นที่มีปริมาณอนุภาคจำนวนน้อย เช่น 1, 1.25, 2, 2.5 มิลลิกรัม จะถูกทำนายว่าเป็นน้ำมันบริสุทธิ์ทั้งหมด นั่นหมายถึงโมเดลนี้ไม่สามารถแยกแยะความแตกต่างของภาพน้ำมันที่มีปริมาณน้อยมาก ๆ ได้ ในขณะที่เดียวกันปริมาณอนุภาคในช่วง 10 ถึง 80 มิลลิกรัมก็สามารถแยกความแตกต่างของปริมาณได้ดีขึ้น และจะให้การแยกแยะที่ดีที่สุดคือตั้งแต่ 100 มิลลิกรัมขึ้นไป แต่โดยรวมแล้วในช่วงนี้ก็ยังไม่มีประสิทธิภาพที่ตึ้นกจะดีที่สุดที่ 400 มิลลิกรัม มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ 98% แต่การระลึกได้ก็เพียง 70% เท่านั้น

| | | Reference Data | | | | | | | | | | | | | | | Precision | Accuracy | | |
|-----------------|---------|----------------|------|---------|------|--------|------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-----------|----------|----|--------|
| | | Pure | 1 mg | 1.25 mg | 2 mg | 2.5 mg | 5 mg | 10 mg | 20 mg | 40 mg | 80 mg | 100 mg | 200 mg | 300 mg | 400 mg | 500 mg | | | | |
| Classified Data | Pure | 10 | 10 | 10 | 10 | 9 | 1 | | | | | | | | | | 20.00% | 73.33% | | |
| | 1 mg | 0 | | | | | | | | | | | | | | | 100.00% | 93.33% | | |
| | 1.25 mg | | 0 | | | | | | | | | | | | | | 100.00% | 93.33% | | |
| | 2 mg | | | 0 | | | | | | | | | | | | | 100.00% | 93.33% | | |
| | 2.5 mg | | | | 0 | | | | | | | | | | | | 100.00% | 93.33% | | |
| | 5 mg | | | | | 0 | | | | | | | | | | | 100.00% | 93.33% | | |
| | 10 mg | | | | | | 0 | | | | | | | | | | 100.00% | 93.33% | | |
| | 20 mg | | | | | | 9 | 6 | 3 | | | | | | | | 40.00% | 85.33% | | |
| | 40 mg | | | | | | | 1 | 1 | 3 | | | | | | | 76.92% | 93.33% | | |
| | 80 mg | | | | | | | 3 | 6 | 7 | 10 | | | | | | 28.57% | 83.33% | | |
| | 100 mg | | | | | | | | | | | 0 | | | | | 100.00% | 93.33% | | |
| | 200 mg | | | | | | | | | | | | 5 | | | | 100.00% | 96.67% | | |
| | 300 mg | | | | | | | | | | | | | 2 | 4 | | 83.33% | 94.67% | | |
| | 400 mg | | | | | | | | | | | | | | | 7 | 100.00% | 98.00% | | |
| | 500 mg | | | | | 1 | | | | | | | | | | 3 | 6 | 3 | 10 | 43.48% |
| Recall | 100% | 0% | 0% | 0% | 0% | 0% | 0% | 30% | 30% | 100% | 0% | 50% | 40% | 70% | 100% | | | | | |

รูปที่ 5.12 ผลการทดสอบโมเดลอีพิซเซินท์เน็ต ปิคุนย์ กรณีชุดภาพสำหรับฝึกที่ไม่ทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน

| | | Reference Data | | | | | | | | | | | | | | | Precision | Accuracy |
|-----------------|---------|----------------|------|---------|------|--------|------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-----------|----------|
| | | Pure | 1 mg | 1.25 mg | 2 mg | 2.5 mg | 5 mg | 10 mg | 20 mg | 40 mg | 80 mg | 100 mg | 200 mg | 300 mg | 400 mg | 500 mg | | |
| Classified Data | Pure | 9 | 6 | 6 | 5 | | | | | | | | | | | | 34.62% | 88.00% |
| | 1 mg | 1 | 3 | | 1 | 1 | | | | | | | | | | | 75.00% | 93.33% |
| | 1.25 mg | | | 0 | | | | | | | | | | | | | 100.00% | 93.33% |
| | 2 mg | | 1 | 2 | 4 | 1 | | | | | | | | | | | 69.23% | 93.33% |
| | 2.5 mg | | | | | 5 | 2 | | | | | | | | | | 81.82% | 95.33% |
| | 5 mg | | | 2 | | 3 | 4 | 2 | | | | | | | | | 56.25% | 91.33% |
| | 10 mg | | | | | | 4 | 3 | | | | | | | | | 69.23% | 92.67% |
| | 20 mg | | | | | | | | 5 | 9 | | | | | | | 64.29% | 96.00% |
| | 40 mg | | | | | | | | | 1 | 7 | | | | | | 81.82% | 96.67% |
| | 80 mg | | | | | | | | | 3 | 10 | 5 | 2 | | | | 47.37% | 93.33% |
| | 100 mg | | | | | | | | | | | 4 | | | | | 100.00% | 96.00% |
| | 200 mg | | | | | | | | | | | | 5 | | | | 100.00% | 96.67% |
| | 300 mg | | | | | | | | | | | | | 3 | 10 | | 75.00% | 98.00% |
| | 400 mg | | | | | | | | | | | | | | | 8 | 100.00% | 98.67% |
| | 500 mg | | | | | | | | | | | | | | | 2 | 10 | 81.82% |
| Recall | 90% | 30% | 0% | 40% | 50% | 40% | 30% | 90% | 70% | 100% | 40% | 50% | 100% | 80% | 100% | | | |

รูปที่ 5.13 ผลการทดสอบโมเดลอีพิซเซินท์เน็ต ปิคุนย์ กรณีชุดภาพสำหรับฝึกที่มีการทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

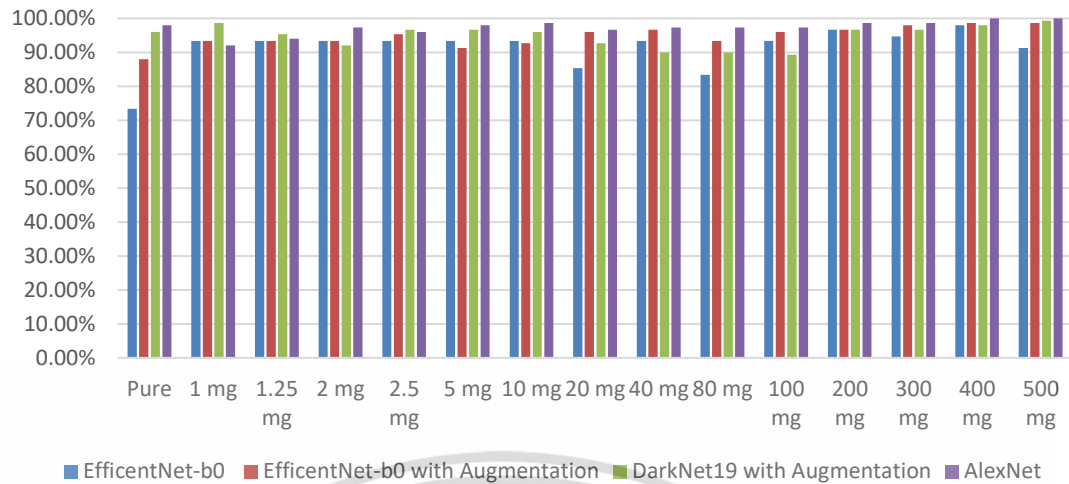
| | | Reference Data | | | | | | | | | | | | | | Precision | Accuracy | |
|-----------------|---------|----------------|------|---------|------|--------|------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|-----------|----------|--------|
| | | Pure | 1 mg | 1.25 mg | 2 mg | 2.5 mg | 5 mg | 10 mg | 20 mg | 40 mg | 80 mg | 100 mg | 200 mg | 300 mg | 400 mg | | | 500 mg |
| Classified Data | Pure | 7 | 1 | | 1 | 1 | | | | | | | | | | | 70.00% | 96.00% |
| | 1 mg | | 8 | | | | | | | | | | | | | | 100.00% | 98.67% |
| | 1.25 mg | | | 5 | | 1 | 1 | | | | | | | | | | 77.78% | 95.33% |
| | 2 mg | 3 | 1 | 5 | 9 | 2 | | | | | | | | | | | 38.89% | 92.00% |
| | 2.5 mg | | | | | 6 | 1 | | | | | | | | | | 87.50% | 96.67% |
| | 5 mg | | | | | | 5 | | | | | | | | | | 100.00% | 96.67% |
| | 10 mg | | | | | | 2 | 6 | | | | | | | | | 77.78% | 96.00% |
| | 20 mg | | | | | | | 2 | 5 | 3 | 1 | | | | | | 53.85% | 92.67% |
| | 40 mg | | | | | | | | 1 | 1 | | 5 | | | | | 53.85% | 90.00% |
| | 80 mg | | | | | | | | 3 | 4 | 4 | 2 | | | | | 43.75% | 90.00% |
| | 100 mg | | | | | 1 | 2 | | 2 | 4 | 3 | | | | | | 43.75% | 89.33% |
| | 200 mg | | | | | | | | 1 | | 1 | | 10 | 3 | | | 58.33% | 96.67% |
| | 300 mg | | | | | | | | | | | | | 6 | 1 | | 87.50% | 96.67% |
| | 400 mg | | | | | | | | | | | | | | 9 | 1 | 77.78% | 98.00% |
| | 500 mg | | | | | | | | | | | | | | | 9 | 100.00% | 99.33% |
| Recall | 70% | 80% | 50% | 90% | 60% | 50% | 60% | 50% | 10% | 40% | 30% | 100% | 60% | 90% | 90% | | | |

รูปที่ 5.14 ผลการทดสอบโมเดลคาร์กเกิด-19 กรณีชุดภาพสำหรับฝึกที่มีการทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน

| | | Reference Data | | | | | | | | | | | | | | Precision | Accuracy | |
|-----------------|---------|----------------|------|---------|------|--------|------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|-----------|----------|---------|
| | | Pure | 1 mg | 1.25 mg | 2 mg | 2.5 mg | 5 mg | 10 mg | 20 mg | 40 mg | 80 mg | 100 mg | 200 mg | 300 mg | 400 mg | | | 500 mg |
| Classified Data | Pure | 9 | 2 | | | | | | | | | | | | | | 81.82% | 98.00% |
| | 1 mg | | 8 | 5 | 1 | 4 | | | | | | | | | | | 47.37% | 92.00% |
| | 1.25 mg | | | 2 | | 1 | | | | | | | | | | | 90.00% | 94.00% |
| | 2 mg | 1 | | 2 | 9 | | | | | | | | | | | | 75.00% | 97.33% |
| | 2.5 mg | | | 1 | | 5 | | | | | | | | | | | 90.00% | 96.00% |
| | 5 mg | | | | | | 7 | | | | | | | | | | 100.00% | 98.00% |
| | 10 mg | | | | | | 2 | 10 | | | | | | | | | 81.82% | 98.67% |
| | 20 mg | | | | | | 1 | | 8 | 2 | | | | | | | 75.00% | 96.67% |
| | 40 mg | | | | | | | | 2 | 8 | | | | | | | 81.82% | 97.33% |
| | 80 mg | | | | | | | | | | 8 | 2 | | | | | 81.82% | 97.33% |
| | 100 mg | | | | | | | | | | 2 | 8 | | | | | 81.82% | 97.33% |
| | 200 mg | | | | | | | | | | | | 8 | | | | 100.00% | 98.67% |
| | 300 mg | | | | | | | | | | | | 2 | 10 | | | 81.82% | 98.67% |
| | 400 mg | | | | | | | | | | | | | | 10 | | 100.00% | 100.00% |
| | 500 mg | | | | | | | | | | | | | | | 10 | 100.00% | 100.00% |
| Recall | 90% | 80% | 20% | 90% | 50% | 70% | 100% | 80% | 80% | 80% | 80% | 80% | 80% | 100% | 100% | | | |

รูปที่ 5.15 ผลการทดสอบโมเดลเล็กซ์เน็ตกรณีชุดภาพสำหรับฝึกที่ไม่ทำกระบวนการเพิ่มจำนวนภาพ แสดงในรูปแบบของเมทริกซ์ความสับสน

ส่วนผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลอิพิซเซนต์เน็ต บีศูนย์ ที่มีการฝึกฝนการเรียนรู้ด้วยการเพิ่มภาพด้วยกระบวนการทำซ้ำภาพ ทำให้ภาพที่ใช้ในการเรียนรู้มีจำนวนที่มากขึ้น น่าจะช่วยให้ผลการทดสอบที่มีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นกว่าเดิม ซึ่งเมื่อลองพิจารณารายละเอียดในเมทริกซ์ความสับสนตามตารางในรูปที่ 5.13 จะพบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ต่ำที่สุดในโมเดลก็ยังคงอยู่ที่น้ำมันบริสุทธิ์ เท่ากับ 88% แต่จะเห็นว่าโมเดลสามารถแยกแยะปริมาณอนุภาคที่มีน้อยได้ดีขึ้นกว่าเดิม เมื่อมีการเพิ่มรูปในการฝึกให้กับโมเดล รวมไปถึงปริมาณที่สูงขึ้น ก็ยังคงให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงสุดที่ 400 และ 500 มิลลิกรัม ที่ 98.67%



รูปที่ 5.16 กราฟแสดงผลการเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการทำนายแยกตามปริมาณอนุภาคเปรียบเทียบกันในแต่ละโมเดลที่ทำการทดสอบ

ตารางที่ 5.4 เปรียบเทียบระยะเวลาที่ใช้ในการฝึกและค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากและน้อยที่สุดแยกตามปริมาณของแต่ละโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้

| Models | Training Time (hours) | Testing Accuracy (%) | | | Modified |
|--------------------------------------|-----------------------|----------------------|---------|--------|----------|
| | | min | MAX | AVG | |
| EfficientNet-b0 without Augmentation | 20 | 73.33% | 98.00% | 34.67% | 61.33% |
| EfficientNet-b0 with Augmentation | 90 | 88.00% | 98.67% | 60.67% | 81.33% |
| Darknet19 with Augmentation | 39 | 89.33% | 99.33% | 62.00% | 73.33% |
| AlexNet without Augmentation | 9 | 92.00% | 100.00% | 80.00% | 91.33% |

สำหรับผลทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลดาร์กเน็ต-19 แบบที่มีการฝึกด้วยชุดภาพที่มีการเพิ่มกระบวนการทำซ้ำภาพ แสดงตามตารางในรูปที่ 5.14 ซึ่งจะเหมือนกับโมเดลอิฟิซเซนต์เน็ต บี ศูนย์ ที่มีการทำซ้ำภาพเช่นกัน จากผลการทดสอบให้ค่าความถูกต้องที่ดีกว่าเล็กน้อย แต่หากพิจารณารายละเอียดในเมทริกซ์ความสับสน จะพบว่าค่าการระลึกได้ในช่วงตั้งแต่ 20 ถึง 100 มิลลิกรัม ของโมเดลดาร์กเน็ต-19 นั้น ดีกว่าโมเดลอิฟิซเซนต์เน็ต บี ศูนย์ แต่จะสามารถที่จะแยกความแตกต่างของปริมาณที่มีอนุภาคน้อย ๆ ได้ดีกว่า ส่วนโมเดลสุดท้ายคืออเล็กซ์เน็ตซึ่งผลการทดสอบประสิทธิภาพนั้นแสดงตามตารางในรูปที่ 5.15 โดยผลที่ได้ให้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุดเมื่อเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตให้ตนไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิจารณาในภาพรวมทั้งหมด และเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบแยกตามปริมาณอนุภาคดังแสดงตามกราฟในรูปที่ 5.16 ก็จะพบว่าส่วนใหญ่ โมเดลเล็กซ์เน็ตจะให้ผลที่ดีกว่าโมเดลอื่นเกือบทั้งหมด ยกเว้นเพียงบางค่าเท่านั้น และเมื่อพิจารณาเพิ่มเติมในภาพรวมตามที่สรุปผลไว้ในตารางที่ 5.4 จะเห็นว่าโมเดลเล็กซ์เน็ตใช้เวลาในการฝึกการเรียนรู้เชิงลึกน้อยที่สุด เพียง 9 ชั่วโมง แต่กลับให้ประสิทธิภาพที่ดีในระดับ 80% เมื่อเทียบกับโมเดลอื่นที่ประสิทธิภาพด้อยกว่ามาก และแนวโน้มของโมเดลทั้งหมดที่นำมาเปรียบเทียบในงานวิจัยนี้ ให้ผลการทดสอบที่เป็นไปในแนวทางเดียวกัน คือการประเมินเพื่อแยกแยะปริมาณอนุภาคที่มีจำนวนน้อย ๆ นั้น สามารถที่จะทำได้ยากกว่ากรณีที่มีปริมาณอนุภาคที่แตกต่างกันมาก ๆ ดังนั้นหากกำหนดให้อนุภาคที่มีปริมาณน้อย ๆ อยู่ในกลุ่มเดียวกัน เช่น หากกำหนดให้ปริมาณตั้งแต่ไม่มีปริมาณอนุภาคเลยจนถึงไม่เกิน 5 มิลลิกรัม อยู่ในกลุ่มเดียวกันคือให้ทำนายเป็นน้ำมันบริสุทธิ์ทั้งหมด ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้ของทุกโมเดลจะมีค่าความถูกต้องที่สูงขึ้นทั้งหมด แต่จะเห็นว่าโมเดลอิพิซเซนต์เน็ต บีคุนย์ นั้น มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่สูงขึ้นอย่างมากเมื่อเทียบกับโมเดลอื่น ในส่วนของโมเดล ดาร์กเกิต-19 และอเล็กซ์เน็ต จะเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยเท่านั้น ซึ่งอาจเนื่องด้วยเหตุผลที่ว่าประสิทธิภาพของโมเดลเดิมก็ให้ผลที่ค่อนข้างดีอยู่แล้ว ทำให้ประสิทธิภาพยิ่งดีขึ้นไปอีกเล็กน้อย

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลทั้ง 3 โมเดล สรุปได้ว่าโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูงสุดจะเป็นอเล็กซ์เน็ตซึ่งมีข้อดีในแง่ของประสิทธิภาพของการทำนาย และระยะเวลาในการฝึกที่สั้นที่สุด เมื่อเทียบกับโมเดลอื่น แต่ยังมีข้อด้อยในเรื่องของประสิทธิภาพ ในการประเมินเพื่อแยกแยะในกรณีที่มีการปนเปื้อนอนุภาคในปริมาณที่มีจำนวนน้อยกว่า 5 มิลลิกรัม จริง หากพิจารณาแยกเป็นกรณี ๆ จะพบว่าการระลึกได้ต่ำที่สุดจะอยู่ที่ 20% ที่ปริมาณอนุภาค 1.25 มิลลิกรัม และ 50% ที่ 2.5 มิลลิกรัม ส่วนขนาดอนุภาคอื่นประกอบด้วย 1, 2 และ 5 นั้น ค่าการระลึกได้จะมีค่าตั้งแต่ 70-90% นั้นแสดงว่าความละเอียดในการตรวจจับน่าจะอยู่ที่ 1 มิลลิกรัม ซึ่งจะให้ค่าการระลึกได้มากกว่า 70% ขึ้นไป

5.5 อภิปรายผลการทดลอง

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพในการตรวจรู้อนุภาคโลหะ ด้วยหลักการสองหลักการ คือ การใช้ฮออลเอฟเฟคเซนเซอร์เป็นอุปกรณ์ในการตรวจรู้ และการใช้กล้องถ่ายภาพร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก พบว่าการใช้ฮออลเอฟเฟคเซนเซอร์เป็นอุปกรณ์ตรวจรู้อนุภาคโลหะทั้ง 3 วิธีการ ล้วนมีประสิทธิภาพในการตรวจรู้อนุภาคโลหะได้ดีในระดับมาตรฐาน NAS12 โดยแบบที่ใช้การสู่มตัวอย่างจะมีข้อดีคือมี

ต้นทุนในการสร้างที่ต่ำมาก แต่มีข้อด้อยคือในการตรวจวัดยังต้องใช้การสู่มตัวอย่างเพื่อนำมาตรวจวัด เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์การเขียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่โดยเว็บไซต์นี้ การคัดลอกหรือการนำข้อมูลไปใช้โดยไม่ได้รับอนุญาตถือว่าผิดกฎหมาย และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภายนอกเครื่องจักร สำหรับการตรวจวัดในกระบวนการนั้นคือสามารถเฝ้าระวังได้ตลอดเวลาที่เครื่องจักรทำงาน หากใช้แม่เหล็กไฟฟ้าจะมีข้อดีคือต้องจ่ายพลังงานไฟฟ้าเพื่อให้แม่เหล็กไฟฟ้าทำงานตลอดเวลา ต่างกับการใช้แม่เหล็กถาวรที่ไม่ต้องมีการจ่ายพลังงานในปริมาณมากตลอดเวลา แต่วงจรที่ใช้ต่อรวมก็จะมีควมซับซ้อนกว่าแบบที่ใช้แม่เหล็กไฟฟ้า สำหรับการถ่ายภาพร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก ยังให้ประสิทธิภาพในการตรวจรู้ได้ไม่เท่ากับการใช้ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ แต่มีข้อดีคือสามารถพัฒนาให้ตรวจรู้อนุภาคในรูปแบบของแข็งได้ทั้งหมด ไม่ว่าจะเป็นโลหะหรือไม่ก็ตาม รวมไปถึงสามารถตรวจรู้การปนเปื้อนอื่น เช่น ละอองน้ำ หรือฟองอากาศได้ ซึ่งเป็นจุดเด่นที่ฮอลล์เอฟเฟคเซนเซอร์ไม่สามารถทำได้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 6

สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผลการทดลอง

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอวิธีการตรวจจูนอนุภาคโลหะในของเหลวด้วยเซนเซอร์ 2 แบบ คือ ฮอลล์เอฟเฟกเซนเซอร์ และกล้องสำหรับถ่ายภาพจำลองภาพถ่ายน้ำมันที่มีการปนเปื้อนร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก โดยฮอลล์เอฟเฟกเซนเซอร์สามารถนำไปสร้างเป็นอุปกรณ์ตรวจวัดได้ทั้งแบบใช้การสู่มตัวอย่างหรือการวัดในกระบวนการ ซึ่งล้วนแล้วแต่ให้ประสิทธิภาพในการตรวจวัดในระดับที่ดี แต่จะมีข้อจำกัดอยู่เพียงอย่างเดียว คือสามารถตรวจจูนได้เฉพาะโลหะที่แม่เหล็กสามารถเหนี่ยวนำได้เท่านั้น ส่วนการใช้กล้องถ่ายภาพร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก ที่มีแนวโน้มว่าสามารถตรวจจูนอนุภาคของแข็งได้ทั้งหมดไม่ว่าจะเป็นโลหะ หรือโลหะ รวมไปถึงละอองน้ำและฟองอากาศด้วย ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ทำการจำลองการปนเปื้อนน้ำมันไฮดรอลิกด้วยอนุภาคโลหะ เพื่อหาประสิทธิภาพในการตรวจจูน และผลจากการทดลองพบว่าประสิทธิภาพในตรวจจูนยังมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการใช้ฮอลล์เอฟเฟกอยู่

6.2 ข้อเสนอแนะในการวิจัยต่อ

จากการวิจัยพบว่าการนำการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ในการประเมินปริมาณอนุภาคโลหะ หรืออนุภาคอื่น ๆ ที่ปนเปื้อนในน้ำมันภายในกระบวนการนั้นมีความเป็นไปได้ที่จะนำมาใช้งานจริง แต่ยังคงต้องหาวิธีในการเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจูน ทั้งนี้วิธีการนี้ยังสามารถพัฒนาต่อไปสำหรับการตรวจจูนละอองน้ำหรือฟองอากาศที่ผสมอยู่ในน้ำมันเพิ่มเติมได้อีกด้วย หากสามารถทำได้จะทำให้การตรวจจูนมีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น สามารถนำไปใช้วิเคราะห์ความเสื่อมสภาพของน้ำมันไฮดรอลิกได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เอกสารอ้างอิง

- [1] M. H. Jones, "Tribology key element in condition monitoring", Proc Condition Monitoring, Oxford, 2011, pp. 20-29.
- [2] Q. Meng, "Study on the On-line Oil Monitor Based on Optical Fiber Sensor", Chinese Hydraulics & Pneumatics, Vol. 5, May 2006, pp. 34-37.
- [3] Parker Hannifin, "Parker Filtration's Handbook of Hydraulic Filtration", 2006 Parker Hannifin Corporation.
- [4] TECH AV LEARNING AIDS "BASIC HYDRAULIC MAINTENANCE (BHM) Learner Guide".
- [5] DGUV-Information "Filtration of hydraulic fluids", hydraulic control system, Issue 7 (2016), Fachbereich Holz and Metall der DGUV.
- [6] A. Agoston, C. Otsch, J. Zhuravleva, and B. Jakoby, "An IR-Absorption Sensor System for the Determination of Engine Oil Deterioration", Proceedings of IEEE, Sensors, Vol. 1, 2004, pp. 463-466.
- [7] Ramesh SangaE, M. Sivaramakrishna, V. S. Srinivasan, and G. Prabhakara Rao, "Design and Development of Opto-Resistive Type Quasi-Digital Sensor and Instrument for Online Assessment of the Quality of Lubricant Oil", IEEE Sensors Journal, Vol. 19, No. 17, 2019, pp.7499-7506.
- [8] Y. Dingxin, Z. Xiaofei, H. Zheng, Y. Yongmin, "Oil Contamination Monitoring Based on Dielectric Constant Measurement", International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation 2009, pp.249-252.
- [9] C. Pan, J. Tang, X. Tao, Y. Zhang and S. Ma, "Partial discharge and breakdown characteristics of moving transformer oil contaminated by metallic particles," in IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, vol. 25, no. 5, pp. 1774-1784, Oct. 2018.
- [10] C. Pan, J. Tang, Y. Zhang, X. Luo and X. Li, "Variation of Discharge Characteristics With Temperature in Moving Transformer Oil Contaminated by Metallic Particles," in IEEE Access, vol. 6, pp. 40050-40058, 2018.
- [11] C. Bai, H. Zhang, L. Zeng, X. Zhao and Z. Yu, "High-Throughput Sensor to Detect Hydraulic Oil Contamination Based on Microfluidics," in IEEE Sensors Journal, vol. 19, no. 19, pp. 8590-8596, 1 Oct.1, 2019.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [12] E. L. Chuma, Y. Iano, L. L. B. Roger, G. G. de Oliveira and G. C. Vaz, "Novelty Sensor for Detection of Wear Particles in Oil Using Integrated Microwave Metamaterial Resonators With Neodymium Magnets," in IEEE Sensors Journal, vol. 22, no. 11, pp. 10508-10514, 1 June1, 2022.
- [13] ZhengduoPang and Guoying Meng, "collocating and experimental demarcating of the N320 lubricating oil servicing the design of the contamination sensor", Chinese Journal of Sensors and Actuators, Vol. 20, No.1, pp. 247-250, Jan. 2007.
- [14] Z. Pang, N. Shi, G. Meng, and W. Li, "Development of in-line oil contamination sensor for lubricant of scraper conveyor reducer", Electronic Measurement & Instruments (ICEMI '09), 9th International Conference, Beijing, 2009, pp. 4-808-4-812.
- [15] "Viscosity Classifications", <http://www.tribology-abc.com/abc/viscosity.htm#top>
- [16] A. Kuswantor, T. Suesut, W. Tangsrirat and S. Satthamsakul, "Fish Recognition Optimization in Various Backgrounds Using Landmarking Technique and YOLOv4," 2022 37th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC), Phuket, Thailand, 2022, pp. 943-946.
- [17] Z. Zheng, C. Guo, X. Zheng, Z. Yu, W. Wang, H. Zheng, et al., "Fish Recognition from a Vessel Camera Using Deep Convolutional Neural Network and Data Augmentation," in 2018 OCEANS - MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans (OTO), 2018, pp. 1-5.

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

- [1] S. Satthamsakul and W. Sriratana, "Development of Sensor Module for Detecting the Magnetron Power Based on Microwave Oven Frequency," 2018 18th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), PyeongChang, Korea (South), 2018, pp. 580-584.
- [2] S. Satthamsakul, W. Sriratana, and L. Sriratana, "Empirical study on influences of electromagnetic field on Hall Effect sensor for analysing oil lubricant deterioration", 2020 11th International Conference on Mechatronics and Manufacturing (ICMM 2020) 12 January 2020, Chuo University, Tokyo, Japan, OP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 895, 012015.
- [3] S. Satthamsakul, A. Kuswantori, W. Sriratana, W. Tangsrirat, T. Suesut "Landmarking Technique for Improving YOLOv4 Fish Recognition in Various Background Conditions", Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal, vol. 8, no. 3, pp. 100-107 (2023).

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Development of Sensor Module for Detecting the Magnetron Power Based on Microwave Oven Frequency

Sutham Sathamsakul^{1*} and Witsarut Sriratana²

Department of Instrumentation and Control, Faculty of Engineering,
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Bangkok, 10520, Thailand
E-mail : ¹sutham.sa@kmitl.ac.th and ²witsarut.sr@kmitl.ac.th *Corresponding author

Abstract: This study presents the design of sensor module to be used in analyzing the electromagnetic power created from magnetron by using microwave as the case study on basis of Rectenna (Rectifying antenna) consisting of 2 main parts including sensing part and transduction part. On part of sensing part, the design would be made on the basic principle of monopole antenna; on part of transduction part, the design would be made on the basis of rectifier circuit, to function in converting the electromagnetic power received from magnetron to be in form of DC current, here the Hall Effect Sensor that was installed inside the current sensor module was used as the measuring equipment, with Arduino UNO R3 as the controller for recording electrical current including temperature. The experimental results would be used to analyze the appropriate form of sensor module. This research compared sensor module for 3 forms including Type A, Type B, and Type C, with different sizes of diameter of wires consisting, by comparing the efficiency in preventing the leak of measured power. According to the test of sensor modules in 3 forms on the same condition, it was found that the means of electrical current from converting the electromagnetic power of microwave.

Keywords: Magnetron, Microwave, Rectenna, Sensor

1. INTRODUCTION

The microwave was widely used by heat and dry materials, especially in the food industry since it is the method to supplying heat produced from the inside; this is different from other methods in supplying heat from the outside. This can considerably reduce time spent in the procedure. Besides, there were researches studying the use of microwave to supply heat to other non-food materials such as slip casting [1], zinc sulfate [2], textile [3], wood [4], microalgae [5] and concrete [6]. Most researches related to the use of microwave are specific in certain groups only since the tools used are expensive including the power meter for measuring electromagnetic power from microwave mostly measuring heat with low response sensitivity. Therefore, this research had concept in designing sensor module with not complicated structure, low cost, but with high response sensitivity, in order to be used to analyze the electromagnetic power of magnetron which is the originator of microwave, by testing in the closed system within the microwave as the case study.

of the transformer into the filament to make it hot while at the same time the secondary coil of the secondary would be stimulated by high voltage of 2 kV into the Voltage-Doubler circuit. When the potential difference inside the magnetron is high to certain degree, the magnetron would be able to release the microwave outside.

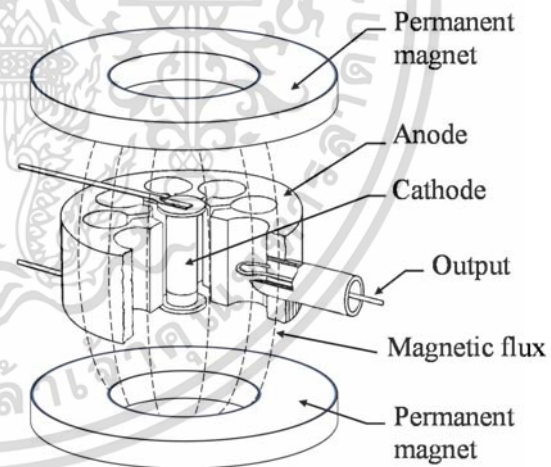


Fig. 1 Structure of magnetron.

2. FUNDAMENTAL

2.1 Magnetron

Magnetron is the equipment in the heating system by microwave as the inside structure is shown in Figure 1. The working principle of magnetron: the creation of electrical field is used by supplying high voltage electricity into cathode which is the core that causes electron moving into anode. However, since there is force from permanent electromagnetic field laid at both upper part and lower part, thus causing the electron to deviate around the core. The core of magnetron would be stimulated by low alternate current about 3-4 volt with the current of 10 A by connecting secondary 1 coil

2.2 Rectenna

Creating the structure of a sensor for measuring the electromagnetic power of microwave originated from magnetron which is in form of frequency wave and converted to be in form of direct current would be done by using the working principle of Rectenna. The antenna was designed in monopole antenna structure by using the fundamental of half wave dipole antenna to receive the electromagnetic power at best, by designing the length of both elements can be calculated by Eq. (1), that would make it be capable of receiving the

electromagnetic power at most level as shown in Figure 2. On part of monopole antenna, only one element of antenna would be used with the length of $\frac{1}{4}$ of wavelength as well; in this case, the structure of the oven cavity would be ground-plane functional as another element.

$$L \approx \frac{\lambda}{2}, \quad (1)$$

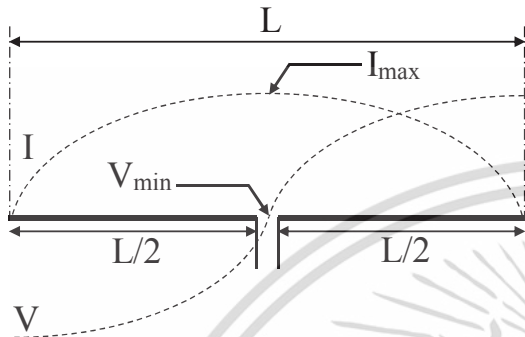


Fig. 2 Half wave dipole antenna.

3. DESIGN OF NEW SENSOR MODULE

As mentioned earlier, the design of sensor module in this Research divides the analysis into 2 parts including sensing probe and protection shield. On part of sensing probe or antenna element, it would function in receiving the electromagnetic power from microwave originated from magnetron; on part of protection shield, it is the preventer of lead of the electromagnetic power received from sensing probe that would be leaked into the tank of microwave which is ground before entering into the rectifier circuit since the structure of box of microwave oven would be determined to be faraday cage to prevent the microwave from leaking outside the box structure. After that, the electromagnetic power that enters into rectifier circuit would be converted to be in form of DC current to be forwarded to current sensor module for measuring the quantity further.

3.1 Sensing probe

Sensing probe is the equipment for receiving the electromagnetic power of electromagnetic field from magnetron directly. It is designed by considering the matching of frequency with microwave on basis of monopole antenna and the metal base of box structure of microwave oven would be used to function as the ground of antenna. For the metal which is used to create sensing probe, the copper covered steel which is strong would be used. In this research center conductor of coaxial with the brand of commscope with the model of SAT660BV 3GHz 75 Ω under the standard of AWG 18 was used, with the diameter of 1.02. The design to find appropriate length of sensing probe would be about $\frac{1}{4}$ of wavelength. In this case, microwave has frequency of 2.45 GHz, after calculating, the wavelength is about 122.5 mm and $\frac{1}{4}$ of wavelength would be 31 mm long;

so, the length of sensing probe (l) would be determined to be 21-41 mm. Figure 3 shows the external structure of ferrite case, protection period ring and cover period ring. Figure 4 shows inside structure of sensing probe connected to the rectifier circuit including the part of recording and analyzing temperature while the magnetron is functioning.

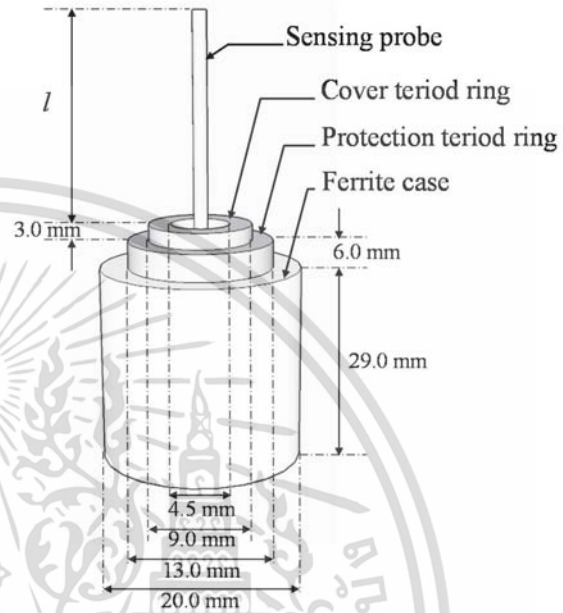


Fig. 3 External structure of the sensor module.

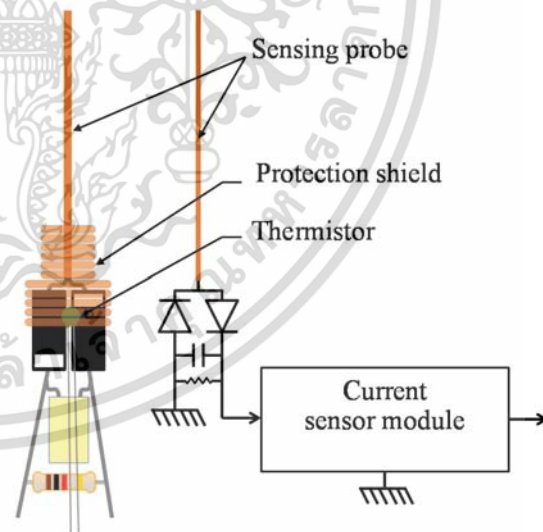


Fig. 4 Internal structure of the sensor module.

3.2 Protection shield

The design of protection shield would be referred from the research with the model to prevent the wave of faraday cage [7]; on part of protection shield, the copper wire would be used to bind in cylinder shape with 2 different sizes of diameter to be used in preventing the electromagnetic power of microwave from being leaked

into the ground at the box structure as shown in Figure 5. This research divided sensor module into 3 types (type A, B and C) under the sizes of diameter of coil of protection shield as that shows the properties of each type under Table 1, where their results will be described in the section 4 experiment and results analysis.

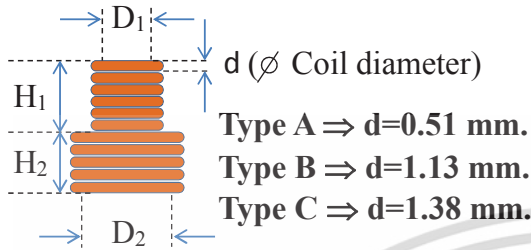


Fig. 5 The parameters of protection shields.

Table 1 The parameters of three type protection shields.

| Sensor Modules | Type A | Type B | Type C |
|--------------------------------|--------|--------|--------|
| Wire standard | AWG24 | THW | THW |
| Square area (mm ²) | 0.2047 | 1.0000 | 1.500 |
| d (mm) | 0.51 | 1.13 | 1.38 |
| D ₁ (mm) | | 4.7625 | |
| H ₁ (mm) | 5.61 | 5.65 | 5.52 |
| D ₂ (mm) | | 6.35 | |
| H ₂ (mm) | 4.59 | 4.52 | 4.14 |

4. EXPERIMENT AND RESULTS ANALYSIS

Measuring and converting the electromagnetic power created from magnetron with the size of 800 Watt in form of DC current in this research consists of sensor module, Arduino UNO R3, current module, data logger shield, and text LCD display as shown in Figure 6. Sensor module would be installed inside the microwave oven around the hold of motor core used to rotate glass dish for putting the food on since it is the most appropriate position for receiving microwave sent from waveguide as shown in Figure 7. Each test would determine electromagnetic power and working time from controller in front of microwave oven; the principle of using maximum the electromagnetic power of 100 % is specified, and the period of working time is 3 seconds with the interval of 15 minute so that the temperature would be reduced first before starting the test next time. However, each test would record the electric current at the sampling rate of 50 times per second.

According to the test result repeating for 10 times of the same value, it was found that during initial stage that is Sample 1 to 100 (approximately 2 seconds), the very little electric current or equal to zero was measured. After that, the electric current would be getting higher and higher in each stage according to the functional stage of magnetron then it would be back to zero again

when the microwave oven was ordered to stop magnetron's functioning as shown in Figure 8. The calculation of means each time of the electric current, only electric current of higher than 30 mA or less than -30 mA would be considered since the electric current in the range of ± 30 mA comes from the uncertainty of current sensor module and the electric current used for summation would be absolute; the procedure in finding the means is shown under the flow chart in Figure 9.

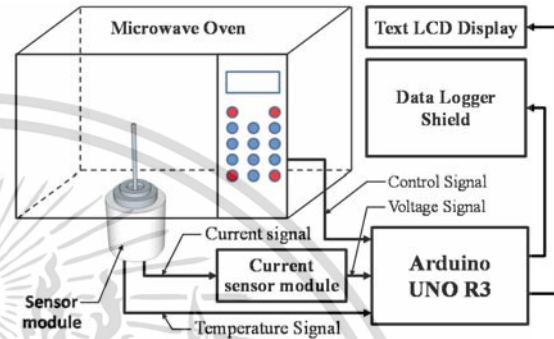


Fig. 6 Overall system.

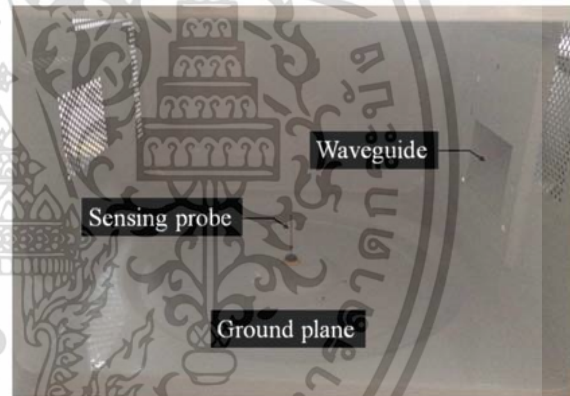


Fig. 7 The installation location of sensor modules in the microwave oven.

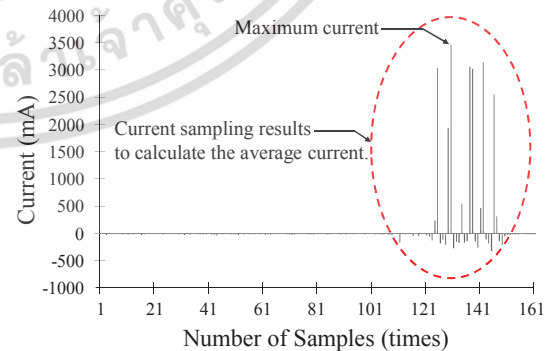


Fig. 8 The example of current sampling results.

The analysis of sensor module would be divided into 2 characteristics including the analysis of change of length of sensing probe in the range of 21 – 41 mm with the resolution of 1 mm to find the relationship of the

quantity of electric current and the length by using sensor module type A as the case study, and to analyze to compare the efficiency of sensor module of 3 types in preventing leak of the electromagnetic power by adjusting and changing the length of sensing probe in the range of 37 – 41 mm.

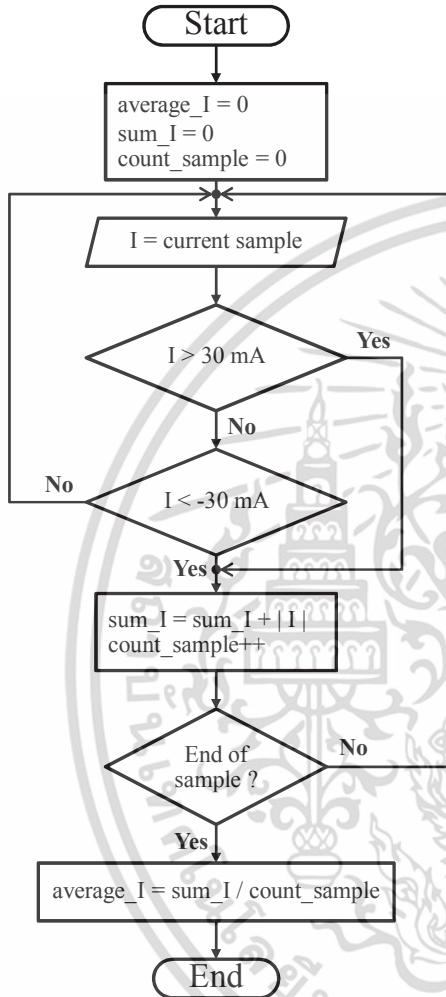


Fig. 9 Flow chart of average current calculation.

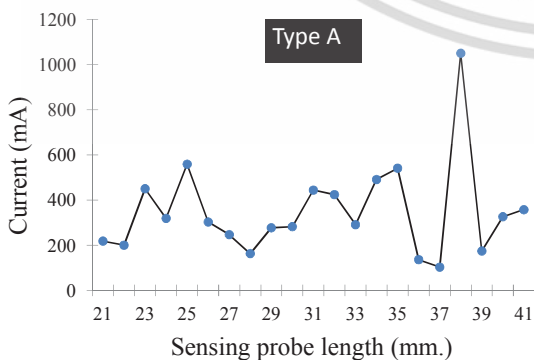


Fig. 10 The average current results of sensor module type A with sensing probe length in range 21 to 41 mm

The analysis result of change of length was done and found that the sensing probe with the length of 38 mm or equal to 0.31 of wavelength would yield highest means of electric current as shown in Figure 10 and Figure 11. When considering the part of prevention of leak of the electromagnetic power, it was found that type C with diameter of the largest coil tends to prevent leak at best since it supplies electric current by average at most when compared with the other two. This is consistent with the model in finding the efficiency to prevent leak of wave [7]. However, when considering the result of the test of sensor module type B, it was found that the efficiency in prevention of leak was the lowest; this is because the sensor module type B has similar size of diameter of the coil as the size of the sensing probe, so there was matching in frequency between the sensing probe and the protection shield; thus the measured electric current was less than other types of the sensor module.

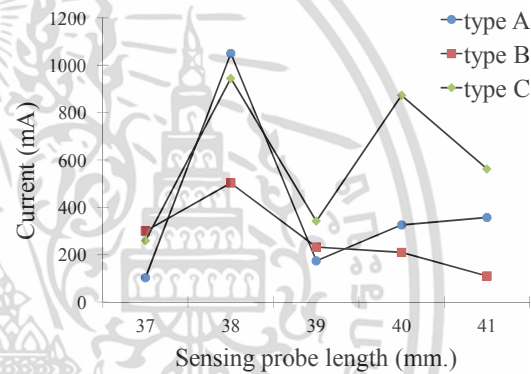


Fig. 11 The comparison of average current results of 3 sensor module types with sensing probe length in range 37 to 41 mm.

Table 2 The comparison of average current results, SD and %SD of 3 sensor module types with sensing probe length in range 37 to 41 mm.

| Sensor modules | l (mm) | Current Average (mA) | SD (mA) | % SD |
|----------------|----------|----------------------|---------|--------|
| Type A | 37 | 103.24 | 17.49 | 16.94% |
| | 38 | 1050.62 | 265.47 | 25.27% |
| | 39 | 174.08 | 47.08 | 27.05% |
| | 40 | 319.32 | 44.88 | 14.05% |
| | 41 | 357.98 | 35.59 | 9.94% |
| Type B | 37 | 300.99 | 48.21 | 16.02% |
| | 38 | 503.77 | 98.44 | 19.54% |
| | 39 | 232.00 | 62.67 | 27.01% |
| | 40 | 210.13 | 69.80 | 33.22% |
| | 41 | 110.23 | 61.03 | 55.37% |
| Type C | 37 | 259.53 | 55.91 | 21.54% |
| | 38 | 944.83 | 588.80 | 62.32% |
| | 39 | 342.12 | 65.72 | 19.21% |
| | 40 | 873.13 | 184.99 | 21.19% |
| | 41 | 561.69 | 354.61 | 63.13% |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา 583 ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

When considering standard deviation in each length of the sensing probe, it was found that percentage of standard deviation of the sensor module type A is the least; secondly, it was type B and type C, respectively as shown in Table 2.

5. CONCLUSION

The design of the sensor module for analyzing the electromagnetic power of magnetron here has 2 significant parameters, that is, the length of the sensing probe that should be 0.31 of wavelength to be proper and capable of receiving the electromagnetic power at most, in this case is 38 mm, is used with microwave of 2.45 GHz; when considering the diameter of core used to make protection shield, it can be concluded that the cross sectional area which is small tends to prevent leak better and with least standard deviation. The result in measuring the efficiency of the sensor module that uses electrical line of AWG24 standard with the diameter of 0.51 mm would yield the electric current of 1.05 A by average. Therefore, if it is used to separate the different of dielectric constant of the material, it would be able to separate the difference of 100 levels and with standard deviation equal to 265.47 mA or equal to 25.27 %. And if the electrical line with small diameter was used, the efficiency would be better. The standard deviation with quite much value is partly due to the magnetron during the initial stage of function. However, if the measuring time is increased, it would damage the sensor module due to the suddenly increased temperature, with the average temperature in the range of 45 - 88°C.

Due to this paper concerned empirical research only, for more complete and better potential, the simulation results of FEM tools will be considered in a future work.

REFERENCES

- [1] D. Atong, P. Ratanadecho, and S. Vongpradubchai, "Drying of a Slip Casting for Tableware Product Using Microwave Continuous Belt Dryer," *Drying Technology An International Journal*, Vol. 24, Issue 5, pp. 589-594, 2006.
- [2] L.A. Jeanolovicus, J.T. Senise, and R.B. do Nascimento, "Microwave Drying of Zinc Sulfate," *SBMO/IEEE MTT-S International Microwave and Optoelectronics Conference*, pp. 284-286, 2007.
- [3] J. Vrba, M. Stejskal, and M. Pourová, "Microwave Drying Machine for Textile Materials," *Proc. of the 39th European Microwave Conference*, pp. 1121-1124, 2009.
- [4] S. Vongpradubchaia and P. Rattanadechoa "Microwave and Hot Air Drying of Wood Using a Rectangular Waveguide," *Drying Technology An International Journal*, Vol. 29, Issue 4, pp. 461-460, 2011.
- [5] A.P. Mayol, R. Espiritu, A.R. Villagrancia, H. Lee, A. Ubando, R. Tumlos, J.B. Biona, N. Arboleda, H.L. Ong, and A.B. Culaba, "Investigation of the drying characteristics of microalgae using microwave irradiation," *International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM)*, 2015.
- [6] P. Rattanadecho, N. Makul, A. Pichaicherd, P. Chanamai, and B. Rungroungdouyboon, "A novel rapid microwave-thermal process for accelerated curing of concrete: Prototype design, optimal process and experimental investigations," *Construction and Building Materials*, Vol. 123, pp. 768-784, 2016.
- [7] S.J. Chapman, D.P. Hewett, and L.N. Trefethen, "Mathematics of the Faraday Cage," *Society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 57, No. 3, pp. 398-417, 2015.

Empirical study on influences of electromagnetic field on Hall Effect sensor for analysing oil lubricant deterioration

S Sathamsakul¹, W Sriratana¹ and L Sriratana²

¹Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand

²Faculty of Engineering, Ramkhamhaeng University, Bangkok, Thailand

E-mail: lerdlekha_s@ru.ac.th

Abstract. This study aims to present the procedure developed for detecting deterioration of oil lubricant under variation of electromagnetic field which was generated by a ferrite-core solenoid coil. The overall diameter of coil was 18.5 mm and the inductance was 22.421 mH from direct current stimulation. The results were then compared to those from frequency stimulation. The optimal efficiency of measurement systems was then assessed by real-time analyzing the metal particle contamination of 3 oil lubricants categorized by grade namely ISO 32, ISO 46 and ISO 68 as well as the viscosity under specific conditions which were flow rate and temperature ranging from 25 °C to 100 °C. The analysis was performed to compare the results from experiments of unused and used (approximately 6 months) oil lubricants. From experiments, the viscosity of oil lubricant was reduced when the temperature exceeded 50 °C. However, the stimulation of coil using 0.9 A direct current could clearly distinguish the difference between the unused and used oil lubricants with metal particle contamination comparing to other values of direct currents applied with 0.42 % of error. Also, the 0.5 kHz of frequency would be the most appropriate value for frequency stimulation with 0.38 % of error.

1. Introduction

Regular monitoring and maintenance of industrial machinery is necessary. Oil lubricant is one of the most important factors for mechanical performance to extend the lifetime of various parts and also increase the efficiency of the machine. Normally, the lifetime of oil lubricant is dependent on the type of oil and the hours of machine operation. However, in practice, oil lubricant could deteriorate sooner. There are many ways to check the properties for oil degeneration analysis such as ultrasonic measurement of viscosity of liquids [1], an IR-absorption sensor system for the determination of engine oil deterioration [2], influencing factors of viscosity measurement by rotational method [3], measurement and correlation of thermophysical properties of waste lubricant oil [4], photoacoustic measurement of liquid viscosity [5], oil contamination monitoring based on dielectric constant measurement [6], the viscosity measurement of oil lubricant based on Archimedes' principle including Newton's laws of motion using Hall Effect sensor [7] and application of magnetic field method for measuring lubricant viscosity [8].

This study used a Hall Effect sensor as an instrument measuring voltage variation due to metal particle contamination for analyzing oil lubricant deterioration. The intensity of electromagnetic field generated by coil which was stimulated by direct current and low frequency was also real-time assessed in order to inspect and analyze the properties of oil lubricant during operation effectively.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
Content from this work may be used under the terms of the [Creative Commons Attribution 3.0 licence](https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/). Any further distribution of this work must maintain attribution to the author(s) and the title of the work, journal citation and DOI.ที่มีการนำไปใช้



The results from analysis were then stored in the database for further assessment of machine conditions and maintenance plan.

2. Fundamental method

2.1. Principle of Hall Effect sensor

Galvanomagnetic effect is the phenomenon that electric charges can move in the medium under Lorentz force (F) of electromagnetic field on any electric charge (q) as illustrated in equation (1) [9]. When magnetic flux (B) acting in the direction perpendicular to the conductor sheet with the current flowing through, it can result in the deviation of the charge moving through the conductor that causes the potential different voltage or Hall voltage (V_H) between the two poles perpendicular to the direction of the current flow as shown in equation (2). [10]

$$F = qE + q[v \times B] \quad (1)$$

$$V_H = \frac{R_H}{d_1} IB \quad (2)$$

where E is the Hall field, v is the velocity of electron due to electric field, R_H is the Hall coefficient, I is the current through each coil and d_1 is the thickness of Hall Effect sensor

2.2. Viscosity and fluid dynamic

Viscosity (η) is an important parameter. It directly relates to the oil lubrication efficiency especially for industrial machinery that can contribute to high machine performance and can operate at full capacity. Equation (3) shows the relation of viscosity and time period when metal particles start moving through the solenoid coil until reaching saturation point under variation of the temperature due machine operation in real time. [11]

$$\eta = t_{moving} \frac{F'}{A} \rho_T \quad (3)$$

where t_{moving} is the time period when the particles start moving through the solenoid coil until reaching saturation point (sec), ρ_T is the density of fluid flow on south direction (km/cm^2), F' is the force caused by flow (N) and A is the area of the pipe where the fluid flows through (cm^2).

3. Structure of the testing system

3.1. Measurement processing of oil lubricant

The system designed for analysis of oil lubricant deterioration can be divided into 2 parts: 1. the part which can real-time simulate the flow of oil lubricant while the machine is working, consisting of oil pipeline ($\varnothing 15$ mm), motor pump, flow control valve, flow meter, heater (1.5 kW), PID controller for temperature and thermocouple type K with measurement, and 2. the measuring and processing part including solenoid coil, Hall Effect sensor, signal conditioning and computer for processing and storing data as shown in Figure 1.

3.2. Sensing part and placement of Hall Effect sensor

In this study, the quality of oil was evaluated by creating an electromagnetic field of the solenoid coil at the specified time (ON = 60 sec and OFF = 60 sec) to determine the speed of metal particles accumulating in the cross-section of the ferrite core until reaching the saturation point. The amount of metal particles caused by corrosion and abrasion of industrial machine parts during the operation was directly proportional to the voltage at the output of the Hall Effect sensor. The highest electromagnetic field intensity was at the Hall generator located between the cross-sectional area of the ferrite core and oil pipeline as shown in Figure 2. The output voltage from measurement was then used to analyze the amount of metal particles contaminated in the oil lubricant as well as the viscosity of the oil lubricant.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

The results could indicate the quality of the oil lubricant being used and also estimate the service life of the oil lubricant in order to reduce the risk of damage that may occur to industrial machinery.

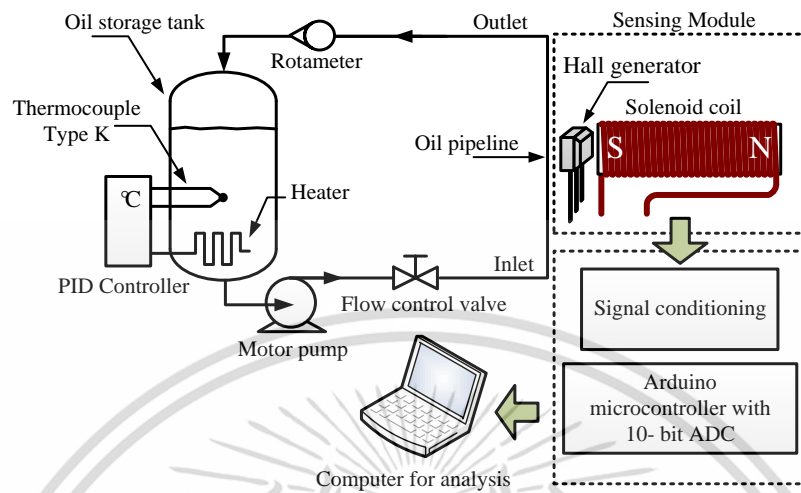


Figure 1. Block diagram of oil lubricant deterioration system.

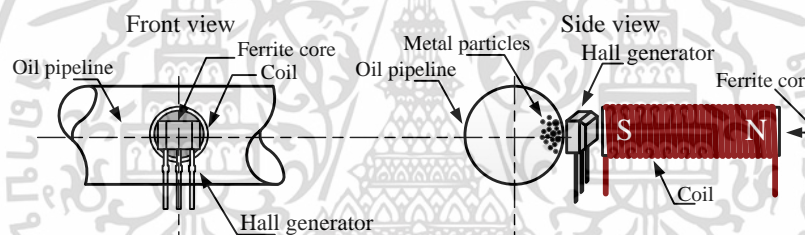


Figure 2. Installation of Hall Effect sensor located between the solenoid coil and the oil pipeline.

3.3. Experimental conditions

This study used hydraulic oils No. ISO 32, ISO 46 and ISO 68 as a case study to distinguish between the unused oils and the 6-months-used oils by generating electromagnetic fields using different stimulation methods under specific conditions. The sample of testing oils is as illustrated in Figure 3. The testing oil was placed in the tank with a heater to vary the oil temperature from 25 °C to 100 °C (increasing by the step of 10 °C) similarly to the real machine. Oil was pumped into the 15 mm diameter oil pipeline to measure the flow rate as well as the viscosity. The Hall generator positioned between the solenoid coil and the oil pipeline was used to measure and compare the amount of metal particles contaminating in the unused and used oils.



Figure 3. Sample of hydraulic oil No. ISO 32.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. Electromagnetic field generation

The electromagnetic field generation using the solenoid coil excitation (cylindrical shape, diameter = 9.75 mm, and length = 56 mm), copper wire (SWG 22, 712 turns) with an inductance of 22.421 mH to enhance the Hall Effect sensor performance was calibrated with the measurement of reference metal particles (average diameter = 216 μm) and analyzed 5 times by a scanning electron microscope (SEM). The unused oil without contamination of metal particles were used as the reference voltage (V_{ref}) to be compared with the unused oils with metal particles in the amount of 0.2 g, 0.3 g, 0.4 g and 0.5 g, respectively. The relationship between the output voltage of Hall Effect sensor and the amount of metal particles is as shown in Figure 4. From the picture, an ISO 32 oil lubricant was tested at 32 °C with a magnetic field stimulated by a direct current of 0.9 A. From experiment, it was observed that the output voltage of the Hall Effect sensor would increase directly in proportion to the amount of metal particles and rise significantly to the saturation point when the amount of metal particles increased.

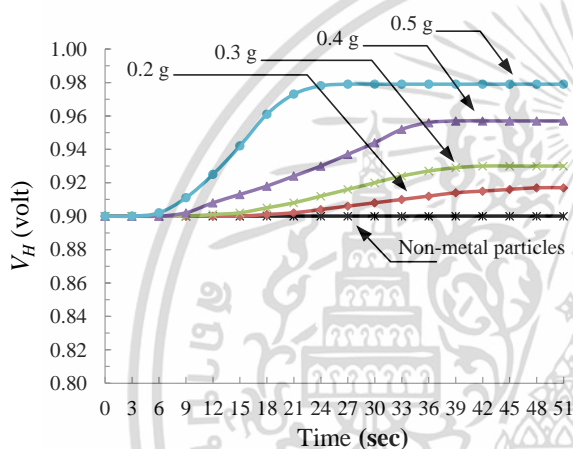


Figure 4. The relationship between the output voltage of the Hall Effect sensor and the reference amount of metal particles.

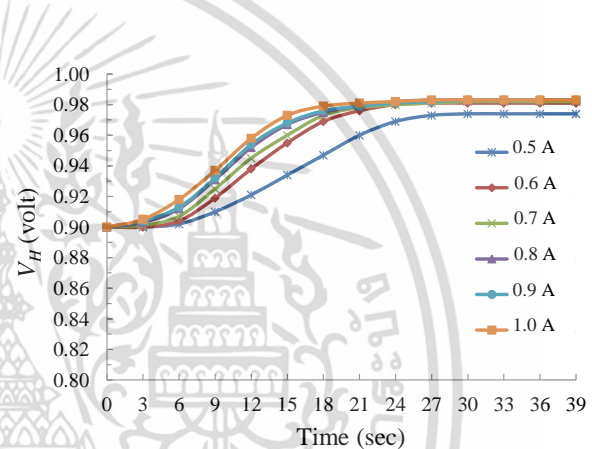


Figure 5. Comparison of different direct current stimulations with a sample of ISO 32 hydraulic oil at operating temperature of 50 °C.

4.1. Experimental results from direct current stimulation

The generation of the electromagnetic field by direct current stimulation was varied from the input current of 0.5 A to 1 A consisting of 0.5 A, 0.6 A, 0.7 A, 0.8 A, 0.9 A, and 1 A (increasing 0.1 A interval) under specific temperature of 50 °C. From experiment, it was found that the electrical current suitable for excitation of the solenoid coil was 0.9 A due to a high concentration of electromagnetic field generated at the cross-section of the ferrite core. Also, this electromagnetic field concentration was adequate for Hall generator to be operated without heat accumulating at the coil comparing to that excited by electric current of 1 A. Figure 5 is a sample test of an ISO 32 hydraulic oil used at operating temperature of 50 °C with an average estimating from 6 times of repeatability. The testing results of a sample of ISO 32 hydraulic oil used under temperature variation from 25 °C to 100 °C when flowing through the heater. Considering the flow rate of oil within the pipeline flowing through Hall Effect sensor, it can be observed that the viscosity of used oils could be reduced similarly to that of the hydraulic oil number ISO 46 and ISO 68 as shown in Figure 6.

4.2. Experimental results from frequency stimulation

The generation of electromagnetic fields using frequency stimulation was to assess the appropriate frequency for experiment by comparing the results of three frequencies: 0.5 kHz, 1 kHz and 1.5 kHz at 30 °C. The optimal frequency for solenoid coil excitation with the highest intensity electromagnetic field generator at the cross-section of the Ferrite core was at low frequency of 0.5 kHz. Comparing to direct current stimulation, it can be noted that frequency excitation results in a higher voltage output from the Hall Effect sensor than that of direct current stimulation. As a result, distinguishing metal

particles contaminated in oil lubricant using frequency excitation can be well performed and contributed to the better accurate results of oil lubricant deterioration analysis. Figure 7 illustrates a sample test of the hydraulic used oil number ISO 32 with an average estimating from 6 times of repeatability. The testing results of ISO 32 hydraulic used oil under temperature variation from 25 °C to 100 °C. Considering the flow rate of oil through the Hall generator placed in The position between the solenoid coil and the pipeline, it can be observed that the viscosity of used oil would be reduced similarly to that of the hydraulic oils No. ISO 46 and ISO 68 that could directly affect the efficiency of the lubricating oil. Details are as shown in Figure 8.

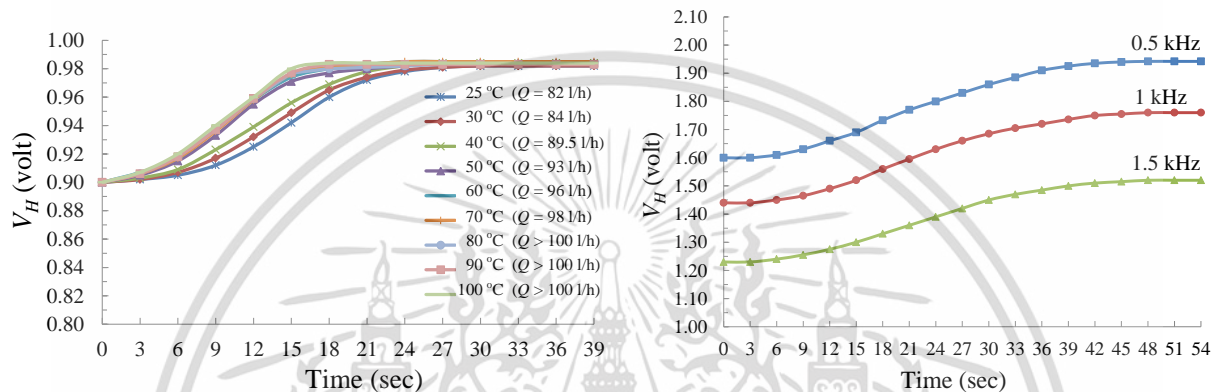


Figure 6. Test results of ISO 32 hydraulic oil used at temperature ranging from 25 °C to 100 °C with direct current stimulation of 0.9 A.

Figure 7. Comparison of the results from different frequency excitations of the hydraulic used oil No. ISO 32 at 30 °C.

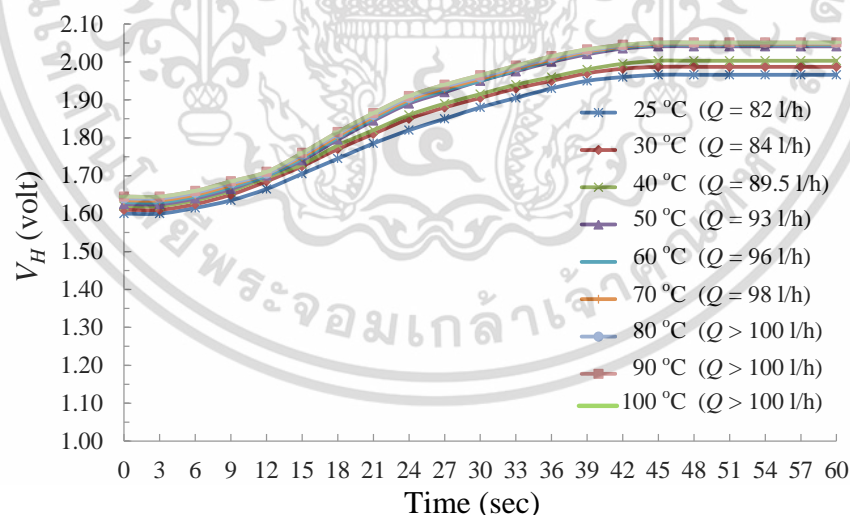


Figure 8. Testing results of the hydraulic oil No. ISO 32 used at temperature ranging from 25 °C to 100 °C with frequency stimulation of 0.5 kHz.

5. Conclusion and discussion

This study aims to compare the efficiency of the electromagnetic field generated by direct current stimulation and frequency stimulation in order to enhance the optimal efficiency of the Hall generator as the output voltage from the Hall Effect sensor is directly proportional to the amount of magnetic field intensity. Considering the excitation of the coil to create an electromagnetic field, the low frequency stimulation can increase the efficiency of the Hall Effect sensor due to higher Voltage Hall

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

by more than 20 % without heat accumulation in the solenoid coil compared to the direct current stimulation. The frequency stimulation can also reduce the heat of the solenoid coil by about 48 % on average. However, when compared to other types of engine oil, such as fully synthetic SN 0W-20 of a 2,000 cc car with a 9-years lifespan, use of approximately 80,000 km, and engine oil changing period of 10,000 km, it can be observed that the viscosity of fully synthetic engine oil would increase proportionately with the temperature. It is because the engine oil has the ability to wash away soot from combustion caused by the engine's sword that results in increase of the viscosity. For the lubricant used for hydraulic machinery, the viscosity would decrease when the temperature rises due to oxidation reaction. Therefore, the analysis of oil lubricant or engine oil deterioration by considering the viscosity should also consider the type and nature of work of machinery or engine. For instant, the deterioration of the oil used for lubricating machinery without internal combustion systems would result in reduction of the viscosity. On the other hand, the deterioration of the oil used for lubricating engines with internal combustion systems that the oil can lubricate and wash away the soot from the combustion would contribute to increase of the viscosity.

6. References

- [1] Buiochi F, Higuti R T, Furukawa C M and Adamowski J C 2000 Ultrasonic Measurement of Viscosity of Liquids *IEEE Ultrasonics, Symposium*, vol 1 (Puerto Rico: USA) pp 525-528
- [2] Agoston A, Otsch C, Zhuravleva J and Jakoby B 2004 An IR-Absorption Sensor System for the Determination of Engine Oil Deterioration *Proceedings of IEEE, Sensor* vol 1, pp 463-466
- [3] Zhang Y, Huang M, Kan Y, Liu L, Dai X, Zheng G and Zhang Z 2018 Influencing Factors of Viscosity Measurement by Rotational Method *Polymer Testing* 70 pp 144-150
- [4] Pinheiro C T, Pais R F, Ferreira A G M, Quina M J and Gando-Ferreira L M 2018 Measurement and Correlation of Thermophysical Properties of Waste Lubricant Oil *The Journal of Chemical Thermodynamics* vol 116 pp 137-146
- [5] Lou C and Xing D 2010 Photoacoustic Measurement of Liquid Viscosity *Applied Physics Letters* vol 96
- [6] Dingxin Y, Xiaofei Z, Zheng H and Yongmin Y 2009 Oil Contamination Monitoring Based on Dielectric Constant Measurement *International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation* vol 3 pp 249-252
- [7] Sriratana W, Nakklinkoon S and Sathamsakul S 2018 Test of Oil Lubricant Viscosity by Using Hall Effect Sensor *The 4th International conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST 2018)*, (Phuket: Thailand)
- [8] Sriratana W and Murayama R 2013 Application of Magnetic Field Method for Measuring Lubricant Viscosity *Materials Science Forum* vol 750 pp 116-124
- [9] Popovic R 1989 Hall-effect devices *Sensor and Actuators* vol 17 pp 39-53
- [10] Rangan C S, Sarma G R and Mani V S V 2004 Instrumentation: Devices and System *Tata McGraw-Hill* (Publishing Company Limited: New Delhi)
- [11] Sriratana W and Murayama R 2013 Measurement of the Lubricant Properties Using Hall Effect Sensor: A Study on Contamination and Viscosity *Engineer* vol 4 No. 5 pp 386-393

Acknowledgments

Authors wish to thank Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang and Faculty of Engineering, Ramkhamhaeng University Thailand for supporting this research.

Landmarking Technique for Improving YOLOv4 Fish Recognition in Various Background Conditions

Sutham Sathamsakul, Ari Kuswantori, Witsarut Sriratana, Worapong Tangsrirat*, Taweepol Suesut

Department of Instrumentation and Control Engineering, School of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMIL), Bangkok, 10520, Thailand

ARTICLE INFO

Article history:

Received: 20 February, 2023

Accepted: 11 May, 2023

Online: 21 May, 2023

Keywords:

Fish classification

Fish recognition

YOLO

Landmarking technique

Computer vision

ABSTRACT

The detection and classification of fish is a prevalent and fascinating area of study. Numerous researchers develop skills in fish recognition in both aquatic and non-aquatic environments, which is beneficial for population control and the aquaculture industry, respectively. Rarely is research conducted to optimize the recognition of fish with diverse backgrounds. This paper proposes a method for fish recognition that uses the landmarking technique to optimize YOLO version 4 to detect and classify fish with varying background conditions, making it applicable for both underwater and terrestrial fish recognition. The proposed procedure was evaluated on the Brigham Young University (BYU) dataset containing four different fish species. The final test results indicate that the detection accuracy had reached 96.60% with an average confidence score of 99.67% at the 60% threshold. The outcome is 4.94% better than the most common traditional labeling method.

1. Introduction

Fish detection and classification, or fish recognition, are exciting and popular research topics [1]. Numerous researchers devise techniques for recognizing fish in underwater and out-of-water environments [2]. Recognition of fish in their underwater condition is beneficial for fish population control and their long-term viability [3-8], especially in light of climate change and global warming [5, 8-10]. It is advantageous for the aquaculture industry to recognize fish in conditions outside the water, such as through automatic classification processes, fish quality control, or other processes [2, 11].

Fish recognition has quite complex and varied challenges, both in conditions in the water and outside the water [1]. The challenges of recognizing fish in underwater conditions are; resolution of the image, swimming freely, camouflaging with other objects and other fish, in various background conditions and lighting conditions, and other challenges such as noise [3, 5, 7-9, 12]. For fish recognition in out-of-water conditions, the challenges that arise are structural deformations of the fish, such as the condition of the eyes, scales, abdomen, and fins that are damaged lightly, moderately, or severely. The condition of random fish positions is also a challenge in this recognition process [11].

Many image processing techniques are used to overcome the challenges, such as; noise filtering by the median filter [11], fish

head detection using convex-hull deficiency [11], Color Multi-Scale Retinex (MSR) to overcome water turbidity [13], orientation correction using MSEE [11], contrast enhancement to find a fish disease [14], and auto segmentation of fish objects with various techniques [9, 11]. Deep learning methods or models are also widely used for fish detection and classification, such as Convolutional Neural Network (CNN) [3, 4, 15-18], YOLO [5, 13, 19-23], few-shot learning for limited training images [6], Alex-Net, ResNet-18, ResNet-50, Inception V3, GoogleLeNet [11], etc.

Numerous strategies have been implemented to overcome the various background challenges and optimize the fish recognition results. CNN was used to classify fish in [3] by training it with the number of species and their environments, including reef substrates and water. They applied their proposed method to 116 videos of fish captured underwater with a GoPro camera. The greatest results were obtained when classifying nine of the twenty fish species that appear most frequently in the videos. Using an ensemble of seven CNN components and two Region Proposal Networks (RPNs) coupled by sequentially jointly trained Long Short-Term Memory (LSTM) units, a multi-cascade object detection network was constructed as described in [4].

They used a collection of 18 underwater fish recordings recorded with a GoPro underwater camera for training and testing. Even though their proposed method can reliably identify and count fish objects in a variety of benthic backgrounds and lighting conditions, it is not used to classify fish. Rather, it is used to locate

*Corresponding Author: Worapong Tangsrirat, worapong.ta@kmitl.ac.th

fish. Using classic CNNs such as these has benefits when applied to other industries, such as agriculture [24] or in other general situations, such as detecting micro scratches [25]. In [12], the foreground extraction was implemented and a CNN-based algorithm with an SVM classifier was created. The instant segmentation on underwater fish images was proposed in [9] and then developed an algorithm based on Res-Net. The recognition of moving fish in [5] used Optical flow, GMM (Gaussian Mixture Models), and ResNet-50, and then combined the output with YOLOv3. The combination of these techniques allowed for the robust detection and classification of fish, which was applied to the LifeCLEF 2015 benchmark dataset from the Fish4Knowledge repository [26] and a dataset collected by the University of Western Australia (UWA) that was described in detail [27]. The GMM and Pixel-wise Posteriors were proposed in [8], and then combined with CNN in [28] for further development. In addition, they utilized a fish dataset extracted from the Fish4Knowledge repository. Similar to the work [4], the approaches proposed in their papers were limited to fish detection without classification.

The fish was divided into three sections: the head, the torso, and the scales [11]. Alex-Net was then utilized to categorize each of these components. The ultimate classification results were then determined utilizing Naive Bayesian Fusion (NBF). This method performed admirably when applied to the Fish-Pak [29] and Brigham Young University (BYU) datasets [20]. Even though the narrative of this work was intended for an automatic classification system, the fish images used were static. The method for detecting fish in aquaculture ponds was developed in [13]. YOLOv3 was utilized to detect the fish after image enhancement was used to improve fish detection in murky water conditions. This method is not intended for classification, but rather for counting and monitoring the trajectory of fish. Faster R-CNN was used to detect and record fish trajectories and compared with YOLOv3 to investigate its behavior and relationship to ammonia levels in pond water [30].

However, the works cited in [3-5, 8, 28] identified moving fish for underwater (ocean) environments, whereas other works merely detected fish without classifying them. In aquaculture, the works of [13] and [30] discovered swimming fish, but it was not used for classification. The work described in [11] classified fish using narration for an automatic classification system, but the datasets used were images that were not dynamic. According to the knowledge of the authors, there is no public dataset for cultured fish that travel on conveyors, and there is no published work to detect and classify moving fish for the fish culture industry, particularly for automatic sorting based on fish species using deep learning and computer vision.

There are numerous versions of YOLO (You Only Look Once) algorithms, such as YOLOv3 [19], YOLOv4 [23], and YOLOv5 [21], that are suitable for real-time applications in terms of detection speed and precision. The optimal algorithm is YOLOv5, but we opted for YOLOv4 on the CiRA-Core platform, which yielded satisfactory results. This study proposes a straightforward method that incorporates the landmarking technique and YOLOv4 for identifying and classifying fish in various background conditions. In the most prevalent labeling technique, the accuracy results will be compared to the conventional “box-squeezing-object” method.

This paper proposes and evaluates a method for detecting and classifying fish using deep learning and computer vision on real videos of aquaculture freshwater fish moving along a conveyor belt for automatic sorting. Consequently, the proposed methodology originates from the following major contributions.

- We created our own database of eight species of cultivated fish. The dataset includes both static images and videos of fish moving at random with two distinct speeds (i.e., low and high) on a conveyor belt.
- This method used YOLOv4, a widely-used recognition algorithm that was optimized using a novel labeling method.
- Additionally, trial research evaluating the efficacy of multiple strategies was conducted. These are training schemes, variants of YOLOv4, and labeling technique comparisons.

The paper is therefore divided into four sections. Section 1 introduces the background of the problem, and approaches from previous researchers. In Section 2, the input datasets, augmentation techniques, landmarking, and algorithms used in this study are discussed. Section 3 contains the outcomes of the experiment. In Section 4, a conclusion and future work are summarized.

2. Material and Methodology

2.1. Dataset and Image Augmentation

This study aims to detect and categorize fish in a variety of background conditions, such as objects, hues, and others. For this reason, the BYU dataset is deemed highly suitable for use in this work. This dataset was developed by the robotic vision group at Brigham Young University [20], which contains sixteen species of fish photographed under various conditions. Multiple images of fish are captured in the processing unit on a table equipped with an image calibration plate, which provides guidelines for preprocessing and color correction. Other fish photographs were captured in nature and water. Some images have also been altered by means of cropping, recoloring, etc.

Additionally, each species’ image from the sixteen different fish species is quite imbalanced. Due to these factors, only four species were obtained in this study despite the large quantity of image data, unprocessed raw images, and diverse background conditions, i.e., natural and underwater backgrounds. The four fish species listed in Table 1 are B.C. Trout, Kokanee, UT Sucker, and Steal Head. Figure 1 contains illustrations of image data from the BYU dataset. Table 1 shows that the amount of images for the three classes, Kokanee, UT Sucker, and Steal Head, is insufficient and out of proportion to the amount of image data for the entire class. Less than 100 data points reduce validation, and unbalanced data inhibits the algorithm from having the same training chance. Table 2 displays the statistical data for the BYU dataset and image augmentation. This calls for a procedure of augmentation [11]. In this study, the augmentation methods employed include flip, rotation, and translation. This method is thought to be appropriate for fish augmentation [21].

Table 1: BYU dataset and image augmentation

| Fish class | No. of images | Multiplication factor | No. of augmented images | New image dataset | For training (80%) | For testing (20%) |
|------------|---------------|-----------------------|-------------------------|-------------------|--------------------|-------------------|
| B.C. Trout | 100 | 10 | 1100 | 1100 | 880 | 220 |
| Kokanee | 50 | 10 | 550 | 550 | 440 | 110 |
| UT Sucker | 30 | 10 | 330 | 330 | 264 | 66 |
| Steal Head | 20 | 10 | 220 | 220 | 176 | 44 |

| | | | | | | |
|------------|-----|---|-----|-----|-----|-----|
| B.C. Trout | 191 | 0 | 0 | 191 | 153 | 38 |
| Kokanee | 60 | 1 | 60 | 120 | 96 | 24 |
| UT Sucker | 87 | 1 | 87 | 174 | 139 | 35 |
| Steal Head | 25 | 3 | 75 | 100 | 80 | 20 |
| Total | 363 | - | 222 | 585 | 468 | 117 |

Table 2: Statistical data of BYU dataset and image augmentation

| No. of images | Fish class | | | | Total | Standard Deviation Value (SDV) | Average |
|--------------------|------------|---------|-----------|------------|-------|--------------------------------|---------|
| | B.C. Trout | Kokanee | UT Sucker | Steal Head | | | |
| Images dataset | 191 | 60 | 87 | 25 | 363 | 61.91 | 91 |
| New images dataset | 191 | 120 | 174 | 100 | 585 | 37.42 | 146 |

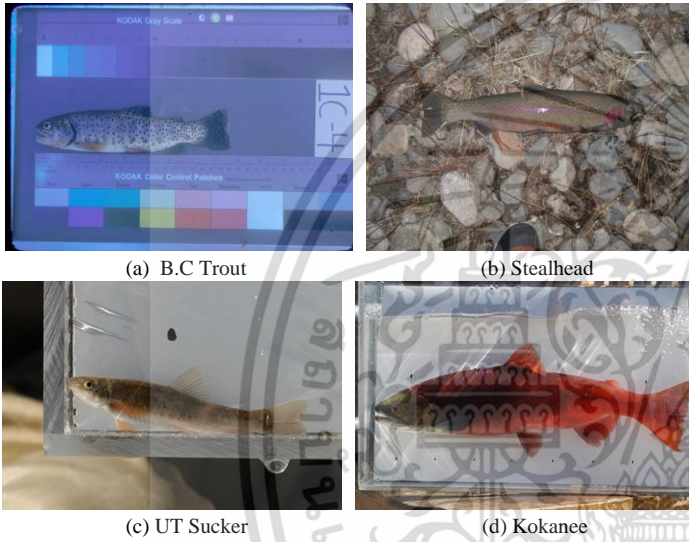


Figure 1: Sample images of BYU dataset

Initially, the number of images (N_c) for each class of fish images (I_f^c) is determined as shown in (1). The multiplication factor (m_f^c) is obtained by comparing the target (N_T) with the number of images in each class (N_c) as in (2). In this work, the target (N_T) is set at 100 for each class. The set of multiplication factors (m_f) is obtained by repeating the procedure for each class of fish. The multiplication factor indicates the number of augmented images that need to be created from each image (n) in each class of fish. Flip (F_a), rotation (θ_a), and translation vector (T_a) are selected randomly and generate an augmented image of the I_{af}^c set obtained from a single image (I_f^{Nc}) as in (3). The variances of each of the flip (F_a), rotation (θ_a), and translation vectors (T_a) were predetermined. Finally, all the augmented image sets (I_{af}^{Nc}) are merged with the original image set (I_f^c), and a new data set (I_{af}^c) is formed as in (4).

$$I_f^c = \{I_f^{1c}, I_f^{2c}, \dots, I_f^{Nc}\} \quad (1)$$

$$m_f = \left\{ m_f^c = \left\lfloor \frac{N_T}{N_c} \right\rfloor, C \in [1, 2, \dots, C], N_c < N_T \right\} \quad (2)$$

$$I_{af}^{nc} = \left\{ H \left(I_f^{nc}, F_a, \theta_a, T_a \right) \mid a \in [1, 2, \dots, m_f^c] \right\} \quad (3)$$

and

$$I_{af}^c = \left\{ I_f^{1c}, I_f^{2c}, \dots, I_f^{Nc}, I_{af}^{1c}, I_{af}^{2c}, \dots, I_{af}^{Nc} \right\} \quad (4)$$

After the augmentation procedure, the number of images in the new dataset, which ranges from 363 to 585, has increased significantly. The average number of images in each class increased from 91 to 146. In addition, the dataset is now more evenly distributed, as indicated by the decrease in standard deviation from 61.91 to 37.42. The training (80%) and testing (20%) processes were then randomly applied to the images [7].

2.2. Occupancy Ratio and Landmarking Technique

The occupancy ratio (OR) compares the object area to the overall image area or bounding box, which includes the background, and is measured in $M \times N$. The high occupancy ratio reduces the likelihood of an algorithm for deep learning capturing extraneous backgrounds during training. It will increase the effectiveness of deep learning in identifying features unique to objects. The occupancy percentage is represented by the following expression [11]:

$$OR_{bb} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{bb}(i, j)}{M \times N} \quad (5)$$

The landmarking technique is a relatively new labeling method that is still infrequently employed, particularly on fish objects. This technique is utilized immediately prior to the image being utilized in the training procedure. With this technique, any portion of the object may be marked and become an area that is processed only during training. The OR will increase to a very high level or even reach unity, resulting in more accurate and efficient extracted feature maps. As a result, the training process will be more efficient, and the recognition results are anticipated to be more accurate and robust.

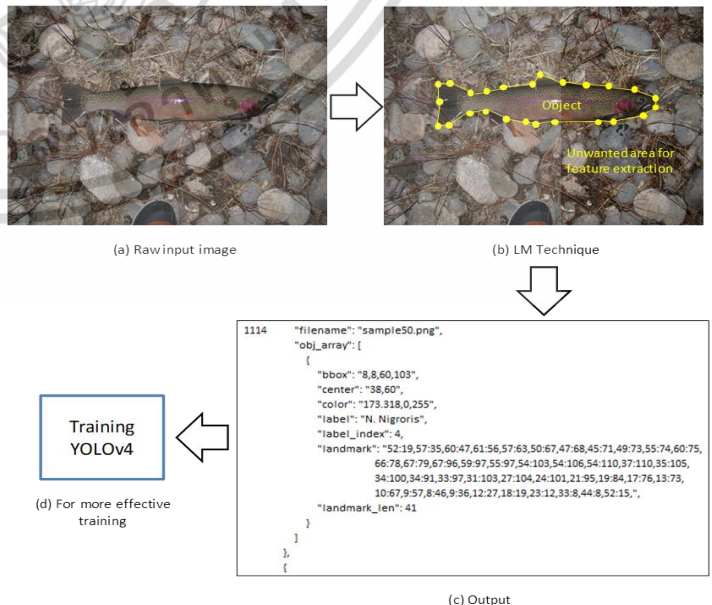


Figure 2: Landmarking technique

Alternately, the following relation represents a comparison between the total number of predictions and the number of accurate predictions as a measure of the model's precision.

$$Accuracy = \left(\frac{\sum_i^N P_i}{\sum_i^N |Q_i|} \right) \times 100\% \cdot \quad (7)$$

In (7), $\sum_i^N P_i$ is the number of correct predictions, and $\sum_i^N |Q_i|$ is the total number of predictions.

• Precision

Precision is the ratio of correctly classified fish (TP) to positive detection (TP + FP). It determines the percentage of precisely classified fish as specified by:

$$Precision = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right) \times 100\% \cdot \quad (8)$$

• Sensitivity

Sensitivity is the ratio of correctly classified fish (TP) to fundamental truth fish (TP + FN), as defined by:

$$Sensitivity = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right) \times 100\% \cdot \quad (9)$$

• Specificity

Specificity is determined by the ratio of TN to the sum of FP and TN, as stated below:

$$Specificity = \left(\frac{TN}{TN + FP} \right) \times 100\% \cdot \quad (10)$$

• F1 Score

F1 Score (Measure F) is a metric derived from the average of precision symphony and memory [32], based on the following relationship:

$$F1 \text{ Score} = 2 \left(\frac{Precision \times Sensitivity}{Precision + Sensitivity} \right) \times 100\% \cdot \quad (11)$$

3. Experimental Results

The proposed method has been evaluated based on the BYU testing data set. The testing data consists of 20% of each image of four fish classes (species) that have been enhanced, as shown in Table 1. At the 50% threshold, the average ultimate detection accuracy is 94.22% and the average classification score for correct detection is 99.42%. The UT Sucker class had the lowest accuracy at 88.57%, while the Kokanee class had the highest accuracy at 100%. Table 3 provides a summary of the results, while Figure 6 depicts the confusion matrix.

Interestingly, the detection continues to run well even though there are actually different types of fish in one class (class BC Trout, Kokanee, and UT Sucker). There are several types of BC Trout, including BC Trout Provo, BC Trout Little Dell, and BC

Trout H Creek in the BC Trout class. These varieties of BC Trout have different colors and scales. As depicted in Figure 7, there are variants of Kokanee Male and Kokanee Female within 1 Kokanee class that have slightly distinct morphologies. Similarly, the UT Suckerfish class includes the fish species UT Sucker, UT Sucker Weber, and UT Sucker Imm Weber, each of which has a slightly unique scale pattern.

Table 3: Experimental results of YOLOv4 with landmarking technique at the 50% threshold.

| Threshold: 50% | | | | | | | | |
|----------------|--------------|------------------------|----------------------|------------|-----------------------|------------------|--------------|-------------------------------|
| Class | Testing data | Correct classification | Wrong classification | Not detect | Double classification | Total prediction | Accuracy (%) | Avg. Classification score (%) |
| BC Trout | 38 | 35 | 0 | 3 | 0 | 38 | 92.11 | 99.67 |
| Kokanee | 24 | 24 | 0 | 0 | 0 | 24 | 100.00 | 99.93 |
| UT Sucker | 35 | 31 | 1 | 0 | 3 | 35 | 88.57 | 99.20 |
| Steelhead | 20 | 19 | 0 | 0 | 1 | 20 | 95.00 | 99.09 |
| Total | 117 | - | - | - | - | - | - | - |
| Average | - | - | - | - | - | - | 93.92 | 99.47 |

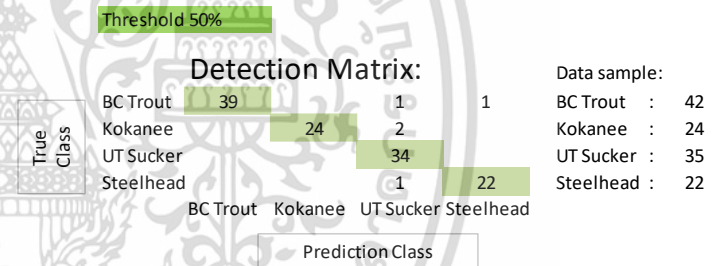
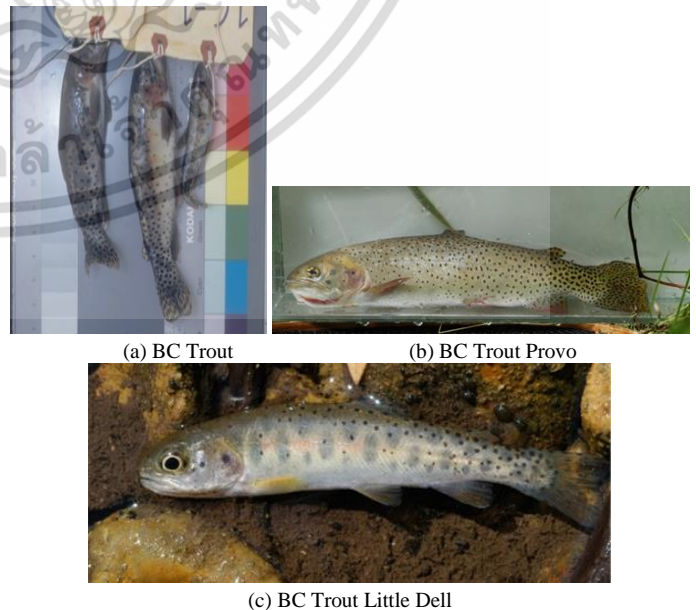


Figure 6: Confusion matrix for experiment results of YOLOv4 with landmarking technique at the 50% threshold.





(d) BC Trout H Creek



(e) Kokanee Female



(f) Kokanee Male



(g) UT Sucker



(h) UT Sucker Weber

Figure 7: Examples of different fish in one class.

The test also revealed that double detection occurs frequently. One fish object was incorrectly identified as two different fish objects with a confidence level below 60% for the incorrect classification. It optimizes the accuracy level by increasing the threshold to 60%, enabling the final average detection accuracy level to reach 96.79% and the average confidence score for correct detection to reach 99.42%. As summarized in Table 4 and Figure 8, the lowest detection accuracy reached 92.86% for the BC Trout class, while the maximum detection accuracy reached 100% for the Kokanee and Steelhead classes. Fish structural deformities are responsible for detection failure. This issue was considered during the development of an algorithm utilizing the Fish-Pak dataset [33].

This work also evaluates the YOLOv4 algorithm model using the conventional “box squeezing object” labeling technique, which is most commonly applied to the same set of test data. With the conventional labeling technique, the final average accuracy is 90.09 % with a confidence score of 99.19 % at the 50% threshold, and the final average accuracy is 92.56 % with a confidence score of 99.19 % at the 60% threshold. At the 50% threshold, the accuracy is 4.59% lower than with the landmarking technique, and at the 60% threshold, it is 4.57% lower. The results of YOLOv4 detection using this conventional labeling technique are summarized in Tables 5 and 6, and Figure 9 depicts the confusion matrix.

Table 4: Experimental results of YOLOv4 with landmarking technique at the 60% threshold.

| Threshold: 60% | | | | | | | | |
|----------------|--------------|------------------------|----------------------|------------|-----------------------|------------------|--------------|-------------------------------|
| Class | Testing data | Correct classification | Wrong classification | Not detect | Double classification | Total prediction | Accuracy (%) | Avg. Classification score (%) |
| BC Trout | 38 | 35 | 0 | 3 | 0 | 38 | 92.11 | 99.67 |
| Kokanee | 24 | 24 | 0 | 0 | 0 | 24 | 100.00 | 99.93 |

| | | | | | | | | |
|-----------|-----|----|---|---|---|----|--------|-------|
| UT Sucker | 35 | 33 | 1 | 0 | 1 | 35 | 94.29 | 99.24 |
| Steelhead | 20 | 20 | 0 | 0 | 0 | 20 | 100.00 | 99.83 |
| Total | 117 | - | - | - | - | - | - | - |
| Average | - | - | - | - | - | - | 96.60 | 99.67 |

Table 5: YOLOv4 detection results with conventional labeling techniques at the 50% threshold.

| Threshold: 50% | | | | | | | | |
|----------------|--------------|------------------------|----------------------|------------|-----------------------|------------------|--------------|-------------------------------|
| Class | Testing data | Correct classification | Wrong classification | Not detect | Double classification | Total prediction | Accuracy (%) | Avg. Classification score (%) |
| BC Trout | 38 | 35 | 1 | 2 | 0 | 38 | 92.11 | 99.12 |
| Kokanee | 24 | 21 | 0 | 0 | 3 | 24 | 87.50 | 99.99 |
| UT Sucker | 35 | 27 | 0 | 0 | 8 | 35 | 77.14 | 99.96 |
| Steelhead | 20 | 20 | 0 | 0 | 0 | 20 | 100.00 | 99.87 |
| Total | 117 | - | - | - | - | - | - | - |
| Average | - | - | - | - | - | - | 89.19 | 99.74 |

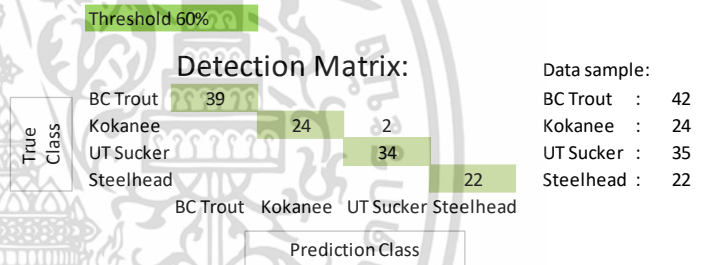


Figure 8: Confusion matrix for experiment result of YOLOv4 with landmarking technique at the 60% threshold.

Table 6: YOLOv4 detection results with conventional labeling techniques at the 60% threshold.

| Threshold: 60% | | | | | | | | |
|----------------|--------------|------------------------|----------------------|------------|-----------------------|------------------|--------------|-------------------------------|
| Class | Testing data | Correct classification | Wrong classification | Not detect | Double classification | Total prediction | Accuracy (%) | Avg. Classification score (%) |
| BC Trout | 38 | 35 | 1 | 2 | 0 | 38 | 92.11 | 99.12 |
| Kokanee | 24 | 22 | 0 | 0 | 2 | 24 | 91.67 | 99.99 |
| UT Sucker | 35 | 29 | 0 | 0 | 6 | 35 | 82.86 | 99.96 |
| Steelhead | 20 | 20 | 0 | 0 | 0 | 20 | 100.00 | 99.87 |
| Total | 117 | - | - | - | - | - | - | - |
| Average | - | - | - | - | - | - | 91.66 | 99.74 |

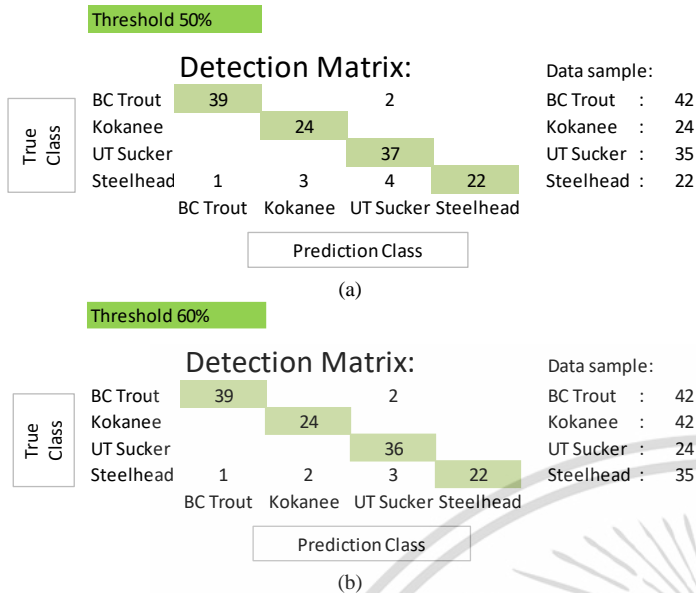


Figure 9: Confusion matrix for experiment result of YOLOv4 with conventional labeling technique (a) at the 50% threshold (b) at the 60% threshold.

4. Conclusion

The purpose of this paper is to propose a method for detecting fish in a variety of background conditions. Combining the landmarking technique with YOLO version 4 is the method. The proposed method was evaluated using the BYU dataset, which contained four different fish species. According to the experimental test results, the detection accuracy is 94.22% at a 50% threshold and 96.79 % at a 60% threshold. This result is greater than the 4.59% at the 50% threshold and 4.57% at the 60% threshold obtained using the conventional labeling method. The results of this trial are considered quite favorable, and the method used is straightforward. The proposed method does not require complicated work steps and is available for implementation.

In future research, it may be possible to automate the landmarking technique in fish using BLOB. Through the implementation of image processing techniques, it is possible to increase precision by adjusting the threshold value. The challenge that will be faced is the ability to detect and separate fish objects from their backgrounds, find the edges of fish objects, and export the coordinate points on the fish edges needed to define the required area.

Acknowledgments

This work was financially supported by King Mongkut’s Institute of Technology Ladkrabang, Contract no. 2562-02-01-004. The authors would also like to thank AMI-KMITL for granting the CiRA-Core software license.

References

[1] M. K. Alsmadi, I. Almarashdeh, "A survey on fish classification techniques," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, **34**, 1625-1638, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.07.005>.
 [2] S. Zhao, S. Zhang, J. Liu, H. Wang, J. Zhu, D. Li, R. Zhao, "Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: A review," *Aquaculture*, **540**, 1-19, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2021.736724>.

[3] S. Villon, D. Mouillot, M. Chaumont, E.S. Darling, G. Subsol, T. Claverie, S. Villéger, "A deep learning method for accurate and fast identification of coral reef fishes in underwater images," *Ecological Informatics*, **48**, 238-244, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.09.007>.
 [4] A. B. Labao, P.C. Naval, "Cascaded deep network systems with linked ensemble components for underwater fish detection in the wild," *Ecological Informatics*, **52**, 103-121, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.05.004>.
 [5] A. Jalal, A. Salman, A. Mian, M. Shortis, F. Shafait, "Fish detection and species classification in underwater environments using deep learning with temporal information," *Ecological Informatics*, **57**, 1-13, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101088>.
 [6] S. Villon, C. Iovan, M. Mangeas, T. Claverie, D. Mouillot, S. Villéger, L. Vigliola, "Automatic underwater fish species classification with limited data using few-shot learning," *Ecological Informatics*, **63**, 1-6, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101320>.
 [7] Z. Ju, Y. Xue, "Fish species recognition using an improved alexnet model," *Optik*, **223**, 1-9, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2020.165499>.
 [8] A. Salman, S. Maqbool, A.H. Khan, A. Jalal, F. Shafait, "Real-time fish detection in complex backgrounds using probabilistic background modelling," *Ecological Informatics*, **51**, 44-51, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.02.011>.
 [9] N. F. F. Alshdaifat, A. Z. Talib, M. A. Osman, "Improved deep learning framework for fish segmentation in underwater videos," *Ecological Informatics*, **59**, 1-11, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101121>.
 [10] A. B. Hollowed, M. Barange, R. J. Beamish, K. Brander, K. Cochrane, K. Drinkwater, M. G. G. Foreman, J. A. Hare, J. Holt, S. Ito, S. Kim, J. R. King, H. Loeng, B. R. MacKenzie, F. J. Mueter, T. A. Okey, M. A. Peck, V. I. Radchenko, J. C. Rice, M. J. Schirripa, A. Yatsu, Y. Yamanaka, "Projected impacts of climate change on marine fish and fisheries," *ICES Journal of Marine Science*, **70**, 1023-1037, 2013, doi: <https://doi.org/10.1093/icesjms/fst081>.
 [11] N. S. Abinaya, D. Susan, R. K. Sidharthan, "Naive bayesian fusion based deep learning networks for multisegmented classification of fishes in aquaculture industries," *Ecological Informatics*, **61**, 1-13, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101248>.
 [12] H. Qin, X. Li, J. Liang, Y. Peng, C. Zhang, "Deepfish: Accurate underwater live fish recognition with a deep architecture," *Neurocomputing*, **187**, 49-58, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.10.122>.
 [13] H. E. D. Mohamed, A. Fadl, O. Anas, Y. Wageeh, N. ElMasry, A. Nabil, A. Atia, "Msr-yolo: Method to enhance fish detection and tracking in fish farms," in *The 11th International Conference on Ambient Systems, Networks and Technologies (ANT)*, 539-546, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.123>.
 [14] M. S. Ahmed, T.T. Aurpa, M.A.K. Azad, "Fish disease detection using image based machine learning technique in aquaculture," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, **34**, 5170-5182, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.05.003>.
 [15] A. A. D. Santos, W. N. Gonçalves, "Improving pantanal fish species recognition through taxonomic ranks in convolutional neural networks," *Ecological Informatics*, **53**, 1-11, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.100977>.
 [16] T. Miyazono, T. Saitoh, "Fish species recognition based on CNN using annotated image," in *IT Convergence and Security 2017, Lecture Notes in Electrical Engineering*, 449, 156-163, 2018, doi: https://doi.org/10.1007/978-981-10-6451-7_19.
 [17] B. S. Rekha, G. N. Srinivasan, S. K. Reddy, D. Kakwani, N. Bhattad, "Fish detection and classification using convolutional neural networks," in *International Conference On Computational Vision and Bio Inspired Computing*, 1221-1231, 2019, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-37218-7_128.
 [18] A. Taheri-Garavand, A. Nasiri, A. Banan, Y.-D. Zhang, "Smart deep learning-based approach for non-destructive freshness diagnosis of common carp fish," *Journal of Food Engineering*, **278**, 1-9, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2020.109930>.
 [19] K. Cai, X. Miao, W. Wang, H. Pang, Y. Liu, J. Song, "A modified yolov3 model for fish detection based on mobilenetv1 as backbone," *Aquacultural Engineering*, **91**, 1-9, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aquaeng.2020.102117>.
 [20] K. D. Lillywhite, D.J. Lee, *Robotic vision lab, brigham young university, fish dataset*, 2013, Available: http://roboticvision.groups.et.byu.net/Machine_Vision/BYUFish/BYU_Fish.html.
 [21] Z. Liu, X. Jia, X. Xu, "Study of shrimp recognition methods using smart

- networks," *Computers and Electronics in Agriculture*, **165**, 1-10, 2019, doi:<https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104926>.
- [22] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 779-788, 2016, doi:<https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02640>.
- [23] A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, H. Y.M. Liao, "Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection," *ArXiv:2004.10934*, 1-17, 2020, doi:<https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>.
- [24] C. Li, T. Zhen, Z. Li, "Image classification of pests with residual neural network based on transfer learning", *Appl. Sci.*, **12**, 4356, 2022, doi:<https://doi.org/10.3390/app12094356>
- [25] W. Li, L. Zhang, C. Wu, Z. Cui, C. Niu, "A new lightweight deep neural network for surface scratch detection", *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, **123**, 1999–2015, 2022, doi:<https://doi.org/10.1007/s00170-022-10335-8>
- [26] R. B. Fisher, Y. H. Chen-Burger, D. Giordano, L. Hardman, F. P. Lin, *Fish4Knowledge: Collecting and Analyzing Massive Coral Reef Fish Video Data*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2016.
- [27] S. A. Siddiqui, A. Salman, M. I. Malik, F. Shafait, A. Mian, M. R. Shortis, E. S. Harvey, "Automatic fish species classification in underwater videos: Exploiting pre-trained deep neural network models to compensate for limited labelled data", *ICES J. Mar. Sci.*, **75**, 374–389, 2018, doi:<https://doi.org/10.1093/icesjms/fsx109>
- [28] A. Salman, S. A. Siddiqui, F. Shafait, A. Mian, M. R. Shortis, K. Khurshid, A. Ulges, U. Schwanecke, "Automatic fish detection in underwater videos by a deep neural network-based hybrid motion learning system", *ICES J. Mar. Sci.*, **77**, 1295–1307, 2020, doi:<https://doi.org/10.1093/icesjms/fsz025>
- [29] S. Z. H. Shah, H. T. Rauf, M. Ikram Ullah, M. S. Khalid, M. Farooq, M. Fatima, S. A. C. Bukhari, "Fish-pak: Fish species dataset from Pakistan for visual features based classification", *Data in Brief*, **27**, 104565, 2019, doi:<https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.104565>
- [30] W. Xu, Z. Zhu, F. Ge, Z. Han, J. Li, "Analysis of behavior trajectory based on deep learning in ammonia environment for fish", *Sensors*, **20**, 4425, 2020, doi:<https://doi.org/10.3390/s20164425>
- [31] N. D. Marom, L. Rokach, A. Shmilovici, "Using the confusion matrix for improving ensemble classifiers," in 2010 IEEE 26-th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel, 555-559, 2010, doi:<https://doi.org/10.1109/EEEL.2010.5662159>.
- [32] D. H. T. Minh, D. Ienco, R. Gaetano, N. Lalande, E. Ndikumana, F. Osman, P. Maurel, "Deep recurrent neural networks for winter vegetation quality mapping via multitemporal sar sentinel-1," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **15**(3), 464-468, 2018, doi:<https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2794581>.
- [33] A. Kuswantori, T. Suesut, W. Tangsrirat, N. Nunak, "Development of object detection and classification with YOLOv4 for similar and structural deformed fish," *EUREKA: Physics and Engineering*, **2**, 154-165, 2022, doi: 10.21303/2461-4262.2022.002345



ประวัติผู้เขียน

| | |
|---------------------------------|---|
| ชื่อ-นามสกุล | นายสุธรรม สัทธรรมสกุล |
| ที่อยู่ | ภาควิชาวิศวกรรมการวัดและควบคุม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร |
| ประวัติการศึกษา | 2544 อดิศาสตร์ศาสตรบัณฑิต สาขาเทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง 2549 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง |
| ประสบการณ์การทำงานและผลงานวิจัย | |
| พ.ศ.2550 | ตำแหน่ง อาจารย์ ประจำภาควิชาวิศวกรรมการวัดคุม |
| พ.ศ.2558 | ตำแหน่ง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ประจำภาควิชาวิศวกรรมการวัดและควบคุม |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้