การบำรุงรักษาเชิงพยากรณ์จากสัญญาณความสั่นสะเทือนของตลับลูกปืน ในกระบวนการผลิตด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

วีรชิต ตั้งศิริวัฒนวงศ์[1,*] และ จันตรี ผลประเสริฐ[1]

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องในการวิเคราะห์สัญญาณความสั่นสะเทือนของตลับลูกปืนเพื่อทำนายความผิดปกติที่จะเกิดขึ้นกับตลับลูกปืนจำนวน 3 ประเภทอันได้แก่ Inner, Outer และ Roller ระบบที่นำเสนอจะนำสัญญาณความสั่นสะเทือนที่วัดจาก accelerometer ที่ติดกับตลับลูกปืนมาคำนวณหาค่าทางสถิติพื้นฐาน เช่น ค่าเฉลี่ย ค่า Root Mean Square (RMS) ค่า Peak to peak และอื่นๆจำนวน 12 ค่าและนำมาใช้เป็นคุณลักษณะเฉพาะที่จะป้อนให้กับโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องใช้ในการทำนายความผิดปกติของตลับลูกปืน เราทดสอบประสิทธิภาพของระบบที่นำเสนอกับชุดข้อมูล Intelligent Maintenance Systems (IMS) จากผลการทดลอง ระบบที่นำเสนอที่ใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องประกอบไปด้วย Support Vector Machine , KNN , Random forest และ Extreme Gradient Boosting มีค่าความแม่นยำในการทำนายความผิดปกติทั้ง 3 แบบที่ดีที่สุด โดยระบบที่นำเสนอสามารถตรวจจับความผิดปกติแบบ Inner, Outer และ Roller โดยมีค่าความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 78.6% 91.28% และ 82.98% ตามลำดับ กำหนดให้ โดยคุณลักษณะเฉพาะที่สำคัญที่สุด 3 ลำดับแรกประกอบไปด้วยค่า RMS, Clearance และ Peak-to-peak โดยมีค่าความสำคัญเท่ากับ 0.46 , 0.14 และ 0.13 ตามลำดับ

คำสำคัญ: สั่นสะเทือน , ตลับลูกปืนชำรุด , การเรียรรู้ด้วยเครื่อง

1 หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110
คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110
* Corresponding author:Tel.: 085-2456542 E-mail address: : weerachit.tung@g.swu.ac.th

Predictive maintenance based on vibration signals bearing in manufacturing process using machine learning

Weerachit Tungsiriwattanawong [1,*] and Chantri Polprasert [1]

Abstract

In this paper, we investigate the performance of machine learning models in predictive maintenance problem. Vibration data (time-domain features) collected from accelerometers attached to bearings is used by the machine learning model to predict 3 types of bearings' failure including, inner, outer and roller failure. Our proposed system extracts 12 simple statistical measures such as mean, peak-to-peak and root-mean-square (RMS) values of the vibration signals and use them as input features to the machine learning models. We test the performance of our proposed system on the Intelligent Maintenance Systems (IMS) dataset. Our proposed system employing Support Vector Machine , KNN , Random Forest and Extreme Gradient Boosting model yields the best performance which can detect inner, outer and roller failure with precision equal to 78.6% 91.28% และ 82.98% respectively. RMS, Peak-to-peak and Clearance are three most important features with feature importance equal to 0.46, 0.14 and 0.13, respectively.

Keyword : Vibration , bearings' failure , machine learning

1 Data Science, Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

* Corresponding author:Tel.: 085-2456542 E-mail address: weerachit.tung@g.swu.ac.th

บทนำ

1. ความเป็นมาของงานวิจัย

งานซ่อมบำรุงเป็นงานประเภทการบำรุงรักษาเครื่องจักรให้เครื่องจักรเดินได้ต่อเนื่อง และป้องกันการหยุดเครื่องจักรโดยไม่วางแผนไว้ หรือที่เรียกว่า เบรกดาวน์ ทำให้เกิดการสูญเสียเวลาในการผลิตสินค้าและผลิตภัณฑ์ โดยงานซ่อมบำรุงจะมี 3 แนวทาง การซ่อมบำรุงรักษาเชิงรับ (Reactive Maintenance) วิธีการซ่อมบำรุงเหมือนเครื่องจักรเกิดการชำรุดจึงดำเนินการแก้ไข ทำให้เกิดความเสียหายกับเครื่องจักร และค่าใช้จ่ายที่สูง ในการซ่อมบำรุงเชิงป้องกัน (Preventive maintenance) วิธีการซ่อมบำรุงก่อนเครื่องจักรชำรุด วางแผนจัดการตามเวลาที่กำหนดเวลาในการเปลี่ยนเครื่องจักรหรืออุปกรณ์ ทำให้ลดความสูญเสียได้ แต่ยังมีโอกาสเกิดการสูญเสียที่เกิดจากการเปลี่ยนการทำงานของเครื่อง แล้วส่งทำให้เครื่องจักรผิดปกติ แต่การซ่อมบำรุงเชิงป้องกันไม่ได้มีการตรวจวัดอย่างต่อเนื่องมีโอกาสที่เครื่องจักรจะได้รับเสียหาย การซ่อมบำรุงรักษาเชิงพยากรณ์ (Predictive maintenance) วิธีการซ่อมบำรุงแบบบำรุงรักษาเชิงพยากรณ์ มีการคาดการณ์การเกิดขึ้นในอนาคตจากการใช้เทคโนโลยีมาตรวจสอบวิเคราะห์ข้อมูล เช่น กระแสมอเตอร์ไฟฟ้า , การสั่นสะเทือน , อุณหภูมิ เป็นต้น การซ่อมบำรุงรักษาเชิงพยากรณ์สามารถแจ้งล่วงหน้าถึงความผิดปกติของเครื่องจักร เพื่อที่จะแก้ไขปัญหาได้ทันก่อนจะเกิดความเสียหายกับเครื่องจักรและกระบวนการผลิต

งานวิจัยนี้นำเสนอการซ่อมบำรุงรักษาเชิงพยากรณ์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องในการวิเคราะห์สัญญาณความสั่นสะเทือนของตลับลูกปืน เพื่อทำนายความผิดปกติที่จะเกิดขึ้นกับตลับลูกปืนจำนวน 3 ประเภทอันได้แก่ Inner, Outer และ Roller ระบบที่นำเสนอจะนำสัญญาณความสั่นสะเทือนที่วัดจาก accelerometer ที่ติดกับตลับลูกปืนมาคำนวณหาค่าทางสถิติพื้นฐาน เช่น ค่าเฉลี่ย ค่า Root Mean Square (RMS) ค่า Peak-to-peak และอื่นๆ จำนวน 12 ค่าและนำมาใช้เป็นคุณลักษณะเฉพาะที่จะป้อนให้กับโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องใช้ในการทำนายความผิดปกติของตลับลูกปืน โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการทดลองนี้ได้แก่ Support vector machine (SVM) , K-Nearest Neighbor (KNN) , Random Forest (RF) และ Extreme Gradient Boosting (XG-Boost) โดยสาเหตุที่เลือกโมเดลทั้ง 4 อันนี้มาทดสอบประสิทธิภาพเนื่องจากโมเดลทั้ง 4 มีการใช้งานอย่างแพร่หลายในอุตสาหกรรม มีประสิทธิภาพสูงและนำไปใช้งานได้จริง เราทดสอบประสิทธิภาพของระบบที่นำเสนอกับชุดข้อมูล Intelligent Maintenance Systems (IMS) โดยทำการวัดประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลในรูปของค่าความเที่ยงตรง (Precision) ค่าความระลึก (recall) ค่าความถูกต้อง (Accuracy) และ macro average F1-score ผลที่ได้จากการทดลองคือการทำนายหาคลาสของตลับลูกปืนจากการทดสอบ เพื่อให้ทราบสถานะของตลับลูกปืนเริ่มเกิดการชำรุดหรือไม่ และมีโอกาสชำรุดในรูปแบบใด

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Zhang, R., et al.[1] ใช้โมเดล deep neural network (DNN) วิเคราะห์การสั่นสะเทือนเพื่อทำนาย โอกาสที่ตลับลูกปืนจะชำรุด โมเดลมีค่าความถูกต้อง 100% อย่างไรการอธิบายผลของโมเดลไม่สามารถระบุคุณลักษณะที่ใช้ทำนายความผิดปกติได้เนื่องจากมีลักษณะเป็นโครงข่ายประสาทเทียม Miltiadis K [2] ใช้โมเดล XG-boost โดยใช้คุณลักษณะ 19 คุณลักษณะ มีทั้งในแบบเวลาและความถี่ กำหนดคลาสทั้งหมด 6 คลาส คือ Early ,Normal , Inner race ,failure stage 2 failure ซึ่งมีการกำหนดแตกต่างจากการทดลองครั้งนี้ ที่มีกำหนด 4 คลาสที่เน้นไปที่การชำรุด 3 แบบการชำรุด Mosallam, A., et al. [3] ใช้โมเดล Ridge regression ได้ผลการทดลอง MAE เท่ากับ 0.075 % Martinez-Rego, D., et al. [4] ใช้โมเดล one-class SVM เป็นการตรวจจับหาสิ่งผิดปกติ ผลลัพธ์ตรวจจับสิ่งผิดปกติได้ก่อน 92 ชั่วโมง ก่อนการชำรุด คุณลักษณะมีการแปลงสัญญาณรูปแบบของเวลาเปลี่ยนเป็นรูปแบบของความถี่ หากจะเปรียบเทียบกับการทดลองในครั้งนี้จะไม่ได้หาเฉพาะความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับตลับลูกปืนเพียงอย่างเดียว ได้ทำการหาคลาสการชำรุดของตลับลูกปืนเพื่อวิเคราะห์สาเหตุการชำรุด Kankar, P. K., et al [5] โมเดล ANN และ SVM ศึกษากระบวนการตรวจจับเสียหายของตลับลูกปืน และแยกประเภทความเสียหาย กำหนดคลาส 5 คลาสได้แก่ Healthy , outer race crack , inner race crack , Ball with corrosion และ combine defect ผลการทดลองที่ได้ ANN มีความถูกต้อง 71.23% และ SVM มีความถูกต้อง 73.97% Kim, H.-E., et al. [6] โมเดลใช้ SVM เพื่อหา Remaining Useful Life (RUL) มีความผิดพลาดจากการสอนโมเดลอยู่ 18.75% ใช้การแปลงคุณลักษณะทางสถิตและการเลือกคุณลักษณะ คุณลักษณะมีแบบทั้งรูปแบบของเวลาและรูปแบบของความถี่ทั้งหมด 14 คุณลักษณะ แบ่งข้อมูลออกเป็น 6 สถานะข้อมูล เพื่อกำหนดตั้งแต่เริ่มใช้งานจนถึงการชำรุดของตลับลูกปืน

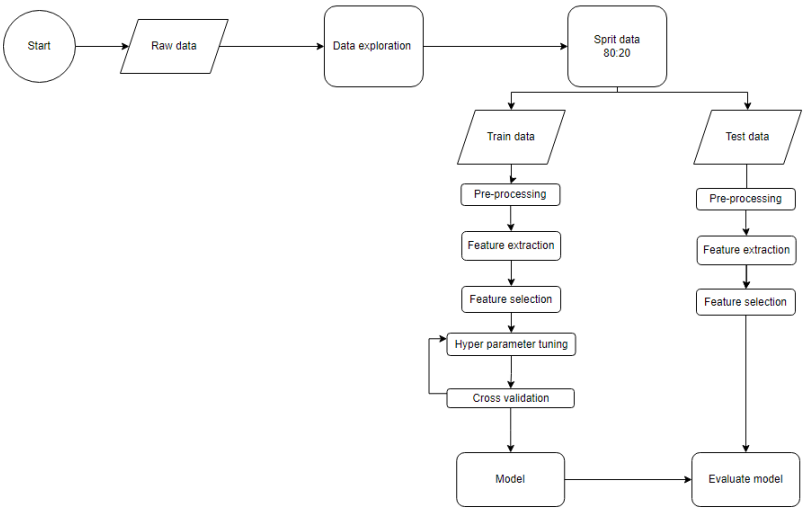
ระเบียบวิธีวิจัย

ในงานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการตามขั้นตอนมีขั้นตอนดังนี้

1. กระบวนการทำงานของแบบจำลอง
2. การจัดการข้อมูล และการสำรวจข้อมูล

1. กระบวนการทำงานของแบบจำลอง

รูปที่ 1 อธิบายถึงกระบวนการสร้างแบบจำลอง พิจารณาข้อมูลดิบจากการพิจารณกราฟ พร้อมกับพิจารณาเลือกตัวอย่างข้อมูล ให้ในแต่ละคลาสให้มีปริมาณข้อมูลใกล้เคียงกัน นำกลุ่มข้อมูลมาแบ่งเป็น Train 80% และ Test 20% Pratap D. [7] โดยTrain ถูกนำไปแยกคุณลักษณะเฉพาะ (Feature Exaction) เป็น 12 คุณลักษณะ ตามด้วยการเตรียมข้อมูล (Preprocessing) , เลือกคุณลักษณะเฉพาะ (Feature selection) เพื่อจัดการและหาความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะ หลังจากนั้นนำข้อมูล Train เข้าโมเดล กำหนดค่าพารามิเตอร์ของโมเดล (Hyper parameter) และทำตรวจสอบการ Train ให้ทุกข้อมูลได้ถูกสอน Cross validation เพื่อปรับปรุงให้มีความถูกต้องเพิ่มขึ้น หลังจากนั้นนำข้อมูลที่ใช้ Test แยกคุณลักษณะเฉพาะ การเตรียมข้อมูล และ เลือกคุณลักษณะเฉพาะเพื่อให้มีจำนวนคุณลักษณะตามข้อมูล Train หลังจากนั้นนำข้อมูลที่ได้ไปเข้าโมเดลเพื่อทำการประเมินประสิทธิภาพโมเดล (evaluation model)



รูปที่ 1 กระบวนการทำงานของแบบจำลอง

2. การจัดการข้อมูล และการสำรวจข้อมูล

2.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

จากตารางที่ 1 ข้อมูลจาก Intelligent (IMS) มีด้วยกันทั้งหมด 3 ชุดข้อมูล โดยข้อมูลชุดที่ 1 มีจำนวน 2,516 แฟ้มข้อมูล ข้อมูลด้วยความถี่ 20 kHz ในแต่ละแฟ้มข้อมูลมีทั้งหมด 20,480 ค่า ใน 1 แฟ้มข้อมูลคือ 1 วินาที ของการวัด ในแต่ละแฟ้มมีความห่างของช่วงเวลาอยู่ที่ทุกๆ 5 นาที หรือ 10 นาที ค่าที่เก็บไว้ สัญญาณตลับลูกปืนเป็นค่าการสั่นสะเทือน จากเครื่องวัดความเร่ง มีหน่วยวัดเป็น mm/s^2 ติดตั้งในแนวแกนนอนและตั้ง ทั้งหมด 8 จุดติดตั้ง จึงได้ 8 คุณลักษณะตามชุดข้อมูล 1 แต่ชุดข้อมูล 2,3 ติดตั้งเฉพาะแกนนอนจึงมีแค่ 4 คุณลักษณะ ใน 1 แฟ้มข้อมูลคือ 1 วินาที ของการวัด ในแต่ละแฟ้มมีความห่างของช่วงเวลาอยู่ที่ทุกๆ 10 นาที ข้อมูลตลับลูกปืนถูกทดสอบจนกระทั่งตลับลูกปืนชำรุด จากข้อมูลชุด 1 ระบุการชำรุดเป็น Inner race คือเกิดการชำรุดที่ตลับลูกปืนบริเวณรางวิ่งใน และ การชำรุดเป็น Rolling element คือเกิดการชำรุดที่ตลับลูกปืนที่ลูกปืนเม็ดกลม ข้อมูลชุด 2 ระบุการชำรุดเป็น Outer race คือเกิดการชำรุดที่ตลับลูกปืนบริเวณรางวิ่งนอก และ ข้อมูลชุด 3 ระบุการชำรุดเป็น Outer race คือเกิดการชำรุดที่ตลับลูกปืนบริเวณรางวิ่งนอก สาเหตุของการชำรุดที่ระบุในเอกสาร IMS นำไปใช้ระบุคลาสของกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องได้ในการทดลอง การวัดสัญญาณสั่นสะเทือนจะติดตามตลับลูกปืนหากเป็นข้อมูลชุดเดียวกันจะ วัดในช่วงเวลาเดียวกัน เวลาที่บันทึกคือเวลาตั้งแต่เริ่มวัดจนไปถึงช่วงเวลาที่เกิดการชำรุด

ตารางที่ 1 ชุดข้อมูลแสดงถึงจำนวนข้อมูล และ สาเหตุการชำรุดของตลับลูกปืน

ชุดข้อมูล	จำนวนแฟ้มข้อมูล	จำนวนคุณลักษณะ	เวลาที่บันทึก	สาเหตุของการชำรุดเสียหาย
ชุดข้อมูล 1	2,156	8	49,680 นาที	ตลับลูกปืน 3: Inner race ตลับลูกปืน 4: Rolling element
ชุดข้อมูล 2	984	4	9,840 นาที	ตลับลูกปืน 1: Outer race
ชุดข้อมูล 3	4,448	4	44,480 นาที	ตลับลูกปืน 3: Outer race

2.2 การเตรียมข้อมูล

จากชุดข้อมูลดิบ นำข้อมูลของค่าการสั่นสะเทือนมาจัดกลุ่มให้แต่ละคลาสมีปริมาณข้อมูลใกล้เคียงกัน และจำนวนเวลาที่นำมาใช้เท่ากัน โดยข้อมูลทั้งหมดมี 13,600 แถว ทำการแบ่งข้อมูลเป็น Train 80% มี 10,880 แถว นำไปเข้าโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อสอน และ Test 20% มี 2,720 แถว เพื่อทดสอบการทำงานให้แน่ใจว่า โมเดลจะมีค่าความถูกต้อง และน่าเชื่อถือในการนำไปใช้งาน คลาสที่กำหนดจะมีคลาสที่อยู่ในช่วงตลับลูกปืนทำงานปกติคลาส 1 (Normal) มี 2726 ค่าสำหรับ train และ 674 ค่า ในส่วนของคลาสที่เหลือ เป็นคลาสที่ชำรุด คือ คลาส 0 (Inner) , คลาส 2 (Outer) และ คลาส 3 (Roller) ในสำหรับ Test โดยมีการแบ่งข้อมูลตามตารางที่ 2 ได้ดังนี้

ตารางที่ 2 จำนวนข้อมูลสำหรับเรียนรู้ของเครื่อง

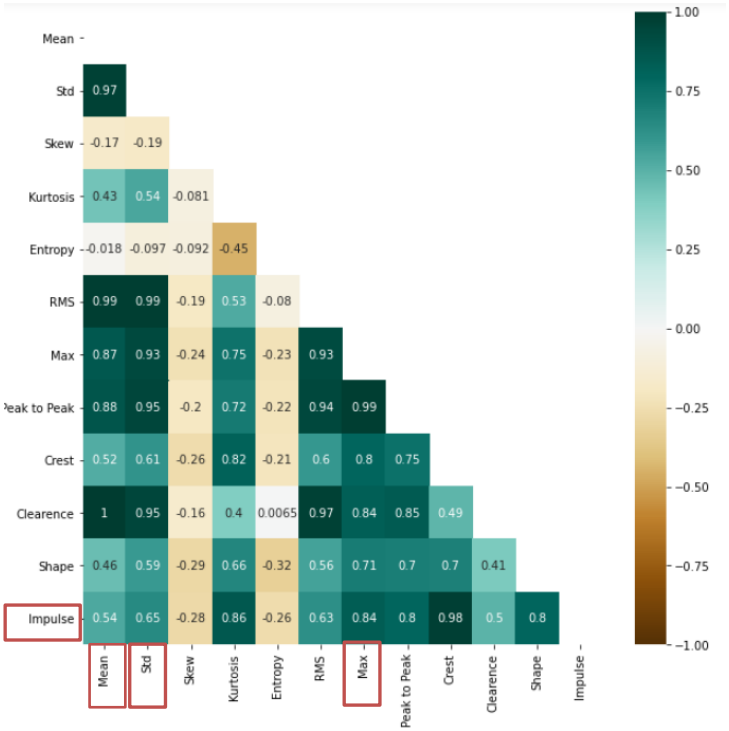
คลาส	เวลา	Train	Test
คลาส 0 (Inner)	25 วินาที	2713	687
คลาส 1 (Normal)	25 วินาที	2726	674
คลาส 2 (Outer)	25 วินาที	2716	684
คลาส 3 (Roller)	25 วินาที	2725	685

2.3 การแยกคุณลักษณะเฉพาะ

การนำสัญญาณสั่นสะเทือน ในรูปแบบของคาบเวลา เป็นคุณสมบัติทางสถิติได้ 12 คุณลักษณะเฉพาะ คือ Mean ,Standard derivation (Std) , Skewness , Peak to peak , Crest , Clearance, Shape , Impulse, Entropy , Kurtosis , Root mean square (RMS) และ Max Mathwork [8] เพื่อให้สัญญาณ แบ่งออกเป็นหลายส่วนได้ การแบ่งสัญญาณออกเป็นหลายคุณลักษณะ ทำให้การทำนายมีความถูกต้องเพิ่มขึ้นและช่วยแยกความแตกต่างระหว่างตลับลูกปืนที่แข็งแรง และชำรุดได้ชัดเจนขึ้น

2.4 การสำรวจข้อมูล และวิเคราะห์ข้อมูล

จากรูปที่ 2 เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล (Correlation) เพื่อลดความจำนวนตัวแปรที่มีความคล้ายคลึงกัน ลดการทำงานของโมเดล จากรูปภาพจะพบว่า RMS สัมพันธ์กับ Mean และ Std ถึง 99% ในส่วนของ Crest สัมพันธ์กับ Impulse ถึง 98 % ทำการตัด Impulse เนื่องจาก สูตรการคำนวณของ Crest Mathwork [8] มีค่า RMSเป็นส่วนประกอบ ทางทฤษฎีการวิเคราะห์ตลับลูกปืนให้ความสำคัญกับ RMS มากกว่า Mean และ อีกหนึ่งความสัมพันธ์ Peak to Peak สัมพันธ์กับ Max ถึง 99 % ทำการตัด Max เนื่องจาก Peak to Peak ให้ผลลัพธ์ทางการทำนายได้ดีกว่า ดังนั้นจึงได้ตัดค่า Mean , Std , Impulse และ Max ออก ทำให้ตัวแปรจาก 12 คุณลักษณะเฉพาะ เป็น 8 คุณลักษณะเฉพาะคือ Skew , Crest , Kurtosis , Entropy , Shape , RMS , Clearance และ Peak-to-Peak การลดจำนวนคุณลักษณะช่วยให้ลดความซับซ้อน ของการทำงานของโมเดล แต่พิจารณาไม่ให้คุณลักษณะที่ลดลงส่งผลกระทบต่อค่าความถูกต้องของโมเดล



รูปที่ 2 ความสัมพันธ์ (Correlation) 12 คุณลักษณะเฉพาะ

ผลการวิจัยและอภิปรายผลการวิจัย

1. ผลการวิจัย

ในการวิจัยเรื่องการทำนาย คลาสของตลับลูกปืนโดยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่อง บรรลุวัตถุประสงค์ของงานวิจัยได้กำหนดดังนี้

1.1) ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบโมเดลทั้ง 4 โมเดล

1.2) ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบ คุณลักษณะเฉพาะ

1.1) ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบโมเดล ทั้ง 4 โมเดล จากการทำ Hyper parameter tuning และ 5-Fold Cross Validation จะได้ Best parameter tuning และ ค่าเฉลี่ยของค่าความถูกต้องของแต่ละโมเดล จะพบว่า XG-Boost มีค่าเฉลี่ยของค่าความถูกต้องสูงสุดอยู่ที่ 87.42% ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบ ค่าเฉลี่ยของค่าความถูกต้องของแต่ละโมเดลจากการทำ Cross Validation

การเรียนรู้ของเครื่อง	Best parameter tuning	ค่าเฉลี่ยของค่าความถูกต้องสูงสุด
SVM	C :1.5 , kernel :RBF	82.17%
KNN	neighbors : 11	82.17%
RF	Estimators : 100 , Criterion : Gini	86.59%
XG-Boost	Objective: SoftMax ,max_depth:10 ,estimators: 450 ,learning rate= 0.05	87.42%

จากตารางที่ 3 โมเดล SVM พารามิเตอร์ C เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดความห่างของเส้นแบ่งคลาสของข้อมูล และ Kernel คือ Activation function ใช้แปลงพื้นที่มิติของข้อมูล โมเดล KNN มีพารามิเตอร์ Neighbors ตัวเลขที่บ่งบอกถึงจำนวนกลุ่มผลลัพธ์ โมเดล RF มีพารามิเตอร์ Estimators บอกถึง จำนวน Decision tree ในการโหวตหาคำตอบ และพารามิเตอร์ Criterion เป็นกระบวนการตรวจสอบคุณลักษณะ โมเดล XG-Boost มีพารามิเตอร์ Estimators กำหนดจำนวน Decision tree ในการโหวตหาคำตอบ, Max depth เป็นความลึกของโครงต้นไม้

ตารางที่ 4 นำโมเดลทั้ง 4 มาทำการทดสอบ และการเปรียบเทียบสรุปผล Macro avg. F1-score และ ค่าความถูกต้องของทุกคลาส การทดลอง พบว่าโมเดล XG-Boost มีค่าความถูกต้อง 88.24% หากเทียบ SVM เป็นโมเดลพื้นฐานในการวิจัย เพราะ ในหลายงานวิจัยที่เกี่ยวกับตลับลูกปืนใช้โมเดล SVM ประกอบกับโมเดล SVM สามารถแยกคลาสได้ จากการทดลองนี้ค่าความถูกต้องของ SVM อยู่ที่ 83.80%

ตารางที่ 4 สรุปผลการเปรียบเทียบของโมเดล

	SVM baseline	KNN	RF	XG-Boost
Macro avg. F1	83.80%	84.30%	87.98%	88.23%
Accuracy	83.93%	84.29%	87.93%	88.24%

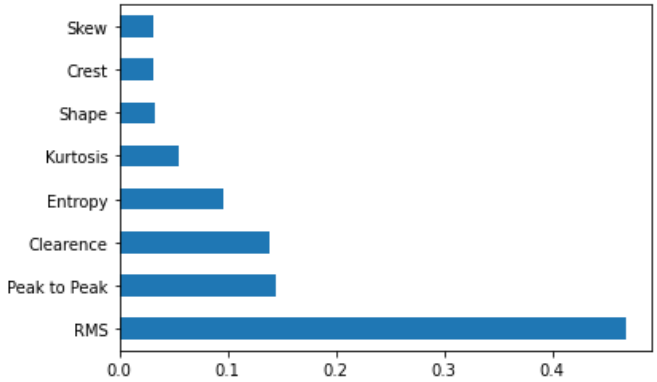
ตารางที่ 5 เป็นผลการ Test โมเดล ของ XG-Boost แสดงค่า Precision , Recall , F1-Score และ ค่าความถูกต้องเป็น 88.23 % ใช้ F1-score ในการพิจารณาค่าความถูกต้องในแต่ละคลาส จะพบว่าคลาสที่ทำนายถูกที่สุด คือ คลาส 1 (Normal) จะพบว่า F1-score เท่ากับ 100% ในคลาส 2 (Outer) F1-score เท่ากับ 92% ตามด้วยคลาส 3 (Roller) 84% และ คลาส 0 (Inner) เท่ากับ 76%

ตารางที่ 5 แสดงถึง Precision ,Recall และ F1-Score ของ XG-Boost

Class No.	0 (Inner)	1 (Normal)	2 (Outer)	3 (Failure)
Precision	78.60%	100.00%	91.28%	82.98%
Recall	75.40%	100.00%	91.81%	85.93%
F1-score	79.97%	100.00%	91.55%	84.43%

1.2) ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบ คุณลักษณะเฉพาะ

การพิจารณาคุณลักษณะเฉพาะที่สำคัญจะช่วยให้สามารถทราบได้ว่า คุณลักษณะเฉพาะใดมีความสำคัญกับโมเดลที่เลือกใช้งาน ทั้งหมด 8 คุณลักษณะเฉพาะทำการเปรียบเทียบคุณลักษณะเฉพาะ โดยใช้โมเดล Gradient boost Classification ดังภาพประกอบที่ 3 เราจะพบว่า คุณลักษณะเฉพาะ Peak-to-Peak เท่ากับ 0.14 , Clearance เท่ากับ 0.13 และ RMS เท่ากับ 0.46 มีค่าสูงเป็น 3 อันดับแรก

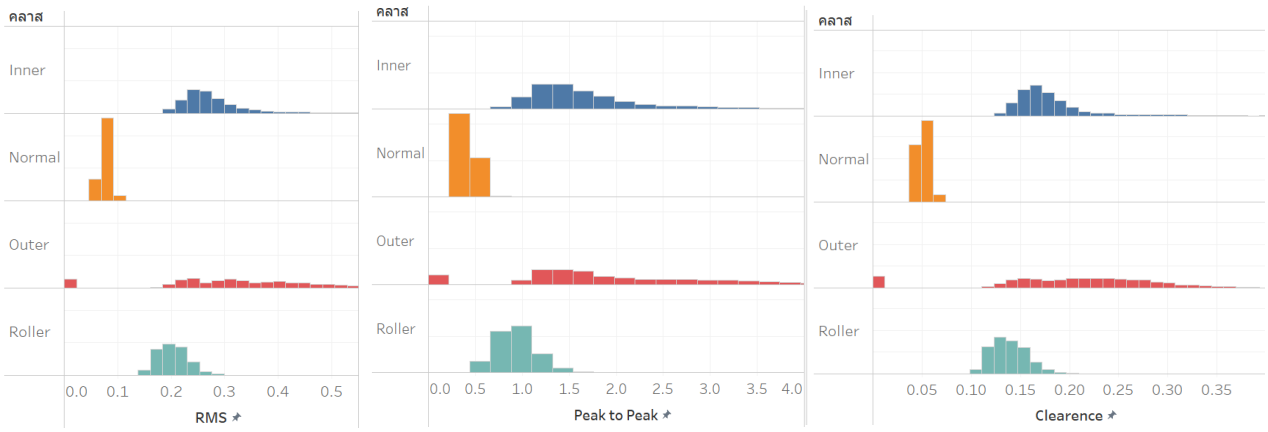


รูปที่ 3 เรียงลำดับคุณลักษณะเฉพาะที่มีความสำคัญ

2. อภิปรายผลการวิจัย

ในการวิจัยนี้ได้ศึกษาการชำรุดของตลับลูกปืน โดยใช้การเรียนรู้ด้วยเครื่องทำนายหาคลาสของตลับลูกปืน พบว่าเราสามารถแบ่งแยกคลาสของตลับลูกปืนโดยทำการแปลงสัญญาณสั่นสะเทือน ให้เป็นคุณลักษณะเฉพาะ ที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล เราจะพบว่าคุณลักษณะเฉพาะสามารถแสดงถึงความแตกต่างระหว่างคลาสได้จากการแสดงในรูปแบบกราฟการแจกแจงแบบปกติ จากรูปที่ 4 พบว่า RMS Peak to Peak และ Clearance พิจารณาจากค่า RMS จะพบ Normal อยู่ในช่วง 0.051 ถึง 0.116 หากเปรียบเทียบคลาส Roller อยู่ในช่วง 0.139 ถึง 0.3 , Inner อยู่ในช่วง 0.178 ถึง 0.437 และ Outer อยู่ในช่วง 0.184 ถึง 0.529 จะพบว่าคลาส Normal อยู่ในช่วงต่ำกว่า และมีความแปรปรวนน้อย เพราะในขณะตลับลูกปืนทำงานอยู่ในช่วง Normal สัญญาณสั่นสะเทือนอยู่ในช่วงความแปรปรวนที่ต่ำ เนื่องจากส่วนประกอบต่างๆในตลับลูกปืนอยู่ในสภาพพร้อมใช้งาน การสึกหร่อนจากการใช้งานต่ำ ในคลาสอื่นจะพบว่า RMS มีค่าสูงขึ้นจากคลาส1 (Normal) และ การแจกแจงแบบปกติมีความแปรปรวนที่สูง ในคุณลักษณะเฉพาะ Peak-to-Peak และ Clearance มีลักษณะของการแจกแจงปกติ และความแปรปรวนคล้ายคลึงกับ RMS ทำให้คลาส 1 (Normal) แยกออกจากคลาสอื่นได้ชัดเจน ส่งผลให้คลาส 1 (Normal) มีค่าความถูกต้อง 100% หากจะพิจารณาค่าความถูกต้องของคลาสอื่นสามารถอธิบายได้จากจากรูปที่ 5 จะพบว่า คลาส 1 (Normal) แสดงอยู่ในในช่วงค่า 0.05 ถึง 0.12 คลาสแยกตัวตัวได้ชัดเจน และ คลาส 3 (Roller) แสดงอยู่ในในช่วงค่า 0.14 ถึง 0.31 มีการเปลี่ยนแปลงของค่าน้อย มีช่วงค่าถัดจาก คลาส 1 (Normal) ในคลาส 0 (Inner) แสดงอยู่ในในช่วงค่า 0.18 ถึง 1.36 และ มีค่าสูงขึ้นในช่วงท้ายของข้อมูล มีช่วงค่าที่ใกล้เคียง กับ คลาส 3 (Roller) ทำให้มีโอกาสที่คลาสนี้มีความถูกต้องน้อยกว่าคลาสอื่น และ คลาส 2 (Outer) แสดงอยู่ในในช่วงค่า 0.00 ถึง 0.91 ตลอดช่วงค่าความแปรปรวนเพิ่มขึ้น ค่ามีแนวโน้มสูงขึ้นตั้งแต่ช่วงต้นของข้อมูล ช่วงข้อมูลที่กว้างกว่าคลาสอื่น และความแปรปรวนที่มาก ทำให้การทำนายมีโอกาสแบ่งแยกออกจากคลาส 0 (Inner) และ คลาส 3 (Roller)

ในการเปรียบเทียบโมเดลจะพบว่าโมเดล XG-Boost มีค่าความแมนยำอยู่ที่ 88% หากจะเปรียบเทียบระหว่างค่าความถูกต้องทั้ง 4 โมเดล หากพิจารณาค่าความถูกต้องของแต่ละคลาสในแต่ละโมเดล มีผลเหมือนกันคือ คลาส 1 (Normal) ถูกต้องที่สุด และ คลาส 0 (Inner) ค่าความถูกต้องน้อยสที่สุด



รูปที่ 4 ภาพบนแสดงข้อมูลการแจกแจงแบบปกติ ของ RMS ด้านซ้ายของภาพ และ Peak-to-Peak ตรงกลางของภาพ และ Clearance ด้านขวาของภาพ

รูปที่ 5 กราฟแสดงข้อมูล RMS ในเชิงเวลา

สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องในการวิเคราะห์สัญญาณความสั่นสะเทือนของตลับลูกปืนเพื่อทำนายความผิดปกติที่จะเกิดขึ้นกับตลับลูกปืนจำนวน 3 ประเภทอันได้แก่ Inner เป็นการชำรุดที่วงในของตลับลูกปืน , Outer เป็นการชำรุดที่วงนอก ของตลับลูกปืน และ Roller เป็นการชำรุดที่ลูกปืน ระบบที่นำเสนอจะนำสัญญาณความสั่นสะเทือนที่วัดจาก accelerometer ที่ติดกับตลับลูกปืนมาคำนวณหาค่าทางสถิติพื้นฐาน ค่า Root Mean Square (RMS) ค่า Peak-to-peak ค่าทั้งสองในทางกลศาสตร์การสั่นสะเทือนสามารถนำไปวิเคราะห์หาความผิดปกติของตลับลูกปืนได้ จึงเป็นพารามิเตอร์สำคัญในการวิเคราะห์การเรียนรู้ของเครื่อง และพารามิเตอร์อื่นๆจำนวน 12 ค่าและนำมาใช้เป็นคุณลักษณะเฉพาะที่จะป้อนให้กับโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องใช้ในการทำนายความผิดปกติของตลับลูกปืน เราทดสอบประสิทธิภาพของระบบที่นำเสนอกับชุดข้อมูล Intelligent Maintenance Systems (IMS) จากผลการทดลอง ระบบที่นำเสนอที่ใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 4 ชนิด SVM , KNN, RF และ XG-Boost พบว่า XG-Boost มีค่าความแม่นยำในการทำนายความผิดปกติทั้ง 3 แบบที่ดีที่สุด โดยระบบที่นำเสนอสามารถตรวจจับความผิดปกติแบบ Inner, Outer และ Roller โดยมีค่าความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 78% , 91% และ 82% ค่าระลึก

(Recall) เท่ากับ 76% , 92% และ 86% ค่า F1score 77% , 92% และ 84% ตามลำดับ จะพบว่าความผิดปกติแบบ Outer มีความแม่นยำมากที่สุด ตามด้วย Roller และ Inner โดยคุณลักษณะเฉพาะที่สำคัญที่สุด 3 ลำดับแรกประกอบไปด้วยค่า RMS, Clearance และ Peak-to-peak โดยมีค่าความสำคัญเท่ากับ 0.234 0.233 และ 0.228 ตามลำดับ

กิตติกรรมประกาศ

ขอกราบขอบพระคุณ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ สำหรับทุนสนับสนุน การนำเสนอผลงานวิจัยของบัณฑิตศึกษา ทำให้ได้ประสบการณ์นำเสนอสารนิพนธ์และได้แลกเปลี่ยนความรู้ทางด้านเทคโนโลยีคณิตศาสตร์คอมพิวเตอร์และการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

เอกสารอ้างอิง

[1] Zhang, R., et al. (2017). “Fault Diagnosis from Raw Sensor Data Using Deep Neural Networks Considering Temporal Coherence.” Sensors (Basel) 17(3).

[2] Miltiadis K, (2562, 28 กันยายน). IMS Bearing Dataset Extracting Failure modes from vibration signals สืบค้นเมื่อ 1 กรกฎาคม 2564 จาก http://mkalikatzarakis.eu/wp-content/uploads/2018/12/IMS_dset.html

[3] Mosallam, A., et al. (2013). "Nonparametric time series modelling for industrial prognostics and health management." The International Journal of Advanced Manufacturing Technology 69.

[4] Martinez-Rego, D., et al. (2011). Power wind mill fault detection via one-class SVM vibration signal analysis. The 2011 International Joint Conference on Neural Networks: 511-518.

[5] Kankar, P. K., et al. (2011). "Fault diagnosis of ball bearings using machine learning methods." Expert Systems with Applications 38(3): 1876-1886.

[6] Kim, H.-E., et al. (2012). Machine Prognostics Based on Health State Estimation Using SVM. Asset Condition, Information Systems and Decision Models: 169-186.

[7] Pratap Dangeti (2017). Statistics for Machine Learning (1). Packt Publishing

[8] Mathwork (1994). Signal Features สืบค้นเมื่อ 1 กันยายน 2564 จาก ttps://ww2.mathworks.cn/help/predmaint/ug/signal-features.html