การปรับปรุงประสิทธิภาพของปัญหาการทำนายซ่อมบำรุงแบบมีเงื่อนไขด้วยการประยุกต์ใช้วิธีเชิงพันธุกรรม

ชื่อ นามสกุลผู้นิพนธ์

หน่วยงานที่สังกัด .......................... *(ภาควิชา.......... คณะ.......... มหาวิทยาลัย......... จังหวัด...........)*

ชื่อ นามสกุลผู้นิพนธ์ *(กรณีที่ผู้นิพนธ์ หน่วยงานต้นสังกัดต่างกัน)*

หน่วยงานที่สังกัด .......................... *(ภาควิชา.......... คณะ.......... มหาวิทยาลัย......... จังหวัด...........)*

\* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์.................... อีเมล: .............................. *(หมายเลขโทรศัพท์ และอีเมล)*

**บทคัดย่อ**

การพัฒนาอุตสาหกรรม 4.0 นำมาซึ่งวิธีการปรับปรุงการการผลิตในรูปแบบใหม่ โดยเป็นการนำอุปกรณ์และเทคโนโลยีสมัยใหม่เข้ามาประยุกต์ใช้ในงานอุตสาหกรรมมากขึ้น จากปัจจัยดังกล่าวนอกจากทำให้เกิดการเพิ่มขึ้นของจำนวนอุปกรณ์ที่ใช้ในงานแล้ว ยังทำให้เกิดการสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ต่าง ๆ มากขึ้น ซึ่งนำไปสู่การเกิดขึ้นของมูลขนาดใหญ่ การนำชุดข้อมูลขนาดใหญ่มาปรับใช้กับการตัดสินใจของคน และเครื่องจักรเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการทำงานจึงกลายมาเป็นความท้าทายใหม่สำหรับงานอุตสาหกรรมในปัจจุบัน หนึ่งในกระบวนการที่ได้รับความสนใจในการปรับปรุงประสิทธิภาพ คือการบำรุงรักษาเครื่องจักร เนื่องจากการทำนายการซ่อมบำรุงอย่างแม่นยำ จะเป็นส่วนสำคัญที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน จากการลดปัญหาการหยุดงานอย่างไม่มีการวางแผน อีกทั้งยังช่วยในการปรับปรุงการลดต้นทุนทั้งทางตรงคือต้นทุนจากการหยุดงานแบบไม่มีการวางแผน ต้นทุนทางอ้อมเช่นการสั่งซื้อ และจัดเก็บชิ้นส่วนสำรอง รวมถึงยังช่วยในการควบคุมคุณภาพของผลิตภัณฑ์ โดยในบทความนี้จะมุ่งเน้นการปรับปรุงประสิทธิภาพการทำนายการซ่อมบำรุง โดยการค้นหารูปแบบของเหตุการณ์เงื่อนไขที่จะนำไปสู่การเสียของเครื่องจักร เพื่อใช้ในการทำนายการเสียของเครื่องจักรในอนาคต รวมถึงทำนายชนิดการเสียของเครื่องจักร โดยจะประยุกต์ใช้วิธีเชิงพันธุกรรมในการค้นหาเหตุการณ์เงื่อนไขดังกล่าว จากนั้นจะทำการสร้างโมเดลการทำนายการเสียของเครื่องจักร จากเหตุการณ์เงื่อนไขที่ค้นพบ

**คำสำคัญ:** ข้อมูลขนาดใหญ่ การซ่อมบำรุงอย่างมีเงื่อนไข วิธีเชิงพันธุกรรม

On Improving Performances of Condition-based Predictive Maintenance by applying Genetics Algorithm

*(Title in English must be concise and clearly convey what is done)*

Name – Surname’s author **\* and** Name Surname**’s** Co-authors*(Name and surname of all authors)*

Affiliation (Department………. Faculty………. University..........)

Name Surname**’s** Co-authors*(In the case that the author different agencies)*

Affiliation (Department………. Faculty………. University..........)

\*Corresponding Author, Tel. **....................**, E-mail: **..............................** *(Telephone number and email address)*

**Abstract**

The abstract is available in both Thai and English with the same content. It is a summary of the main subject, purpose, method of study, study result and conclusion, no more than 250 words with 1 paragraph. (Do not add figure or tables, and references).

**Keywords:** Big Data, Predictive Maintenance, Genetic Algorithms

**1. บทนำ**

ในปัจจุบันองค์กรทางอุตสาหกรรมมีแรงกดดันในการที่จะต้องพัฒนาองค์กรอย่างต่อเนื่อง เพื่อที่จะสามารถรักษาความสามารถในการแข่งขัน และก้าวขึ้นเป็นผู้นำทางด้านอุตสาหกรรม โดยหนึ่งในความท้าทายที่สำคัญในการพัฒนาองค์กร คือการจัดการกับปัญหาการหยุดงานโดยไม่มีการวางแผน ซึ่งปัญหาดังกล่าวส่งผลกระทบต่อต้นทุนในการผลิตทั้งทางตรง และทางอ้อม โดยหนึ่งในสาเหตุสำคัญที่ส่งผลต่อการหยุดงานโดยไม่มีการวางแผนอย่างมีนัยสำคัญ คือการเสียของเครื่องจักร ดังนั้นการพัฒนาระบบเพื่อลดปัญหาการเสียของเครื่องจักรจึงกลายสิ่งสำคัญสำหรับการพัฒนาทางอุตสาหกรรม ซึ่งหนึ่งในหัวข้อที่น่าสนใจในการในการลดการเสียของเครื่องจักรคือการทำการทำนายการซ่อมบำรุง เพื่อทำการซ่อมบำรุงเครื่องจักรก่อนเกิดการเสียหาย

ในปัจจุบันแนวโน้มความสนใจในการพัฒนาและการปรับปรุงเทคนิคที่ใช้สำหรับการทำนายการซ่อมบำรุงเพื่อลดปัญหาการเสียของเครื่องจักรมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยผลการค้นหาคำว่า Predictive Maintenance ในระบบของกูเกิลมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญดังแสดงในรูปที่ 1

A picture containing letter

Description automatically generated

**รูปที่ 1** แนวโน้มการค้นหา Predictive Maintenance จากสหรัฐเมริกาในระบบกูเกิล

อีกปัจจัยหนึ่งที่ช่วยส่งเสริมให้การพัฒนาการทำนายการบำรุงรักษาเป็นที่นิยม คือการพัฒนาของอินเตอร์เน็ตของทุกสรรพสิ่ง (Internet of Things) การพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการวิเคราะห์แบบพยากรณ์ (Predictive Analytics) [1] องค์ความรู้ และเทคโนโลยีดังกล่าวกลายเป็นองค์ประกอบที่สำคัญของการพัฒนา และปรับปรุงการทำนายการซ่อมบำรุงให้มีความแม่นยำ และประสิทธิภาพที่สูงขึ้น

**1.1 การทำนายซ่อมบำรุง**

ปัจจุบันกลยุทธ์ที่ใช้ในการทำนายซ่อมบำรุงนั้นมีหลากหลายวิธีเช่น

1. ทำนายอายุการใช้งานที่เหลืออยู่   
   (Remaining Useful Lifetime prediction)
2. ทำนายการเสียของเครื่องจักรในช่วงเวลาหนึ่ง (Predict machine failure in a given time)
3. การค้นหาพฤติกรรมผิดปกติ

(Flagging anomalous behavior)

1. การทำนายโอกาศการเสียของเครื่องจักร

(Prediction of failure probability over time)

ในบทความนี้จะมุ่งเน้นไปที่การทำนายการเสียของเครื่องจักรในช่วงเวลาที่กำหนดเพื่อที่จะสามารถวางแผนการบำรุงรักษาได้ล่วงหน้า ซึ่งจะเป็นส่วนช่วยในการลดปัญหาการหยุดงานโดยไม่มีการวางแผน และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการควบคุมคุณภาพของผลิตภัณฑ์

**1.2 สมมุติฐานในการเกิดการเสียของเครื่องจักร**

สมมุติฐานในบทความนี้คือ ก่อนที่เครื่องจักรจะเกิดการเสียหาย จะต้องมีรูปแบบเงื่อนไขเบื้องต้นบางประการเกิดขึ้นก่อนเสมอ โดยการเสียของเครื่องจักรจะไม่สามารถเกิดได้โดยปราศจากรูปแบบเงื่อนไขเบื้องต้นดังกล่าวดังที่แสดงในรูปที่ 2 ดังนั้นหากเราสามารถตรวจจับเหตุการณ์ดังกล่าวได้ ก็จะเกิดประโยชน์ในการทำนายการเสียของเครื่องจักรในอนาคตได้อย่างแม่นยำ รวมถึงทำนายชนิดการเสียของเครื่องจักร ซึ่งจะส่งผลต่อการวางแผนการซ่อมบำรุงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Graphical user interface, application

Description automatically generated

**รูปที่ 2** เหตุการณ์การเกิดเครื่องจักรเสียหาย

ในบทความนี้จะทำการกำหนดกรอบเวลาเพื่อใช้ในการทำนายการเสียของเครื่องจักร โดยกรอบเวลาจะแบ่งออกเป็น 2 ประเภทคือ กรอบเวลาสังเกตการณ์ และกรอบเวลาเป้าหมาย ดังแสดงในรูปที่ 3 โดยมีเป้าหมายในการค้นหารูปแบบเงื่อนไขเบื้องต้นในกรอบเวลาสังเกตการณ์ เพื่อทำนายการเสียของเครื่องจักร และชนิดการเสียของเครื่องจักรในกรอบเวลาเป้าหมาย

Diagram

Description automatically generated

**รูปที่ 3** กรอบเวลาสังเกตการณ์ และกรอบเวลาเป้าหมาย

**2. ข้อมูล**

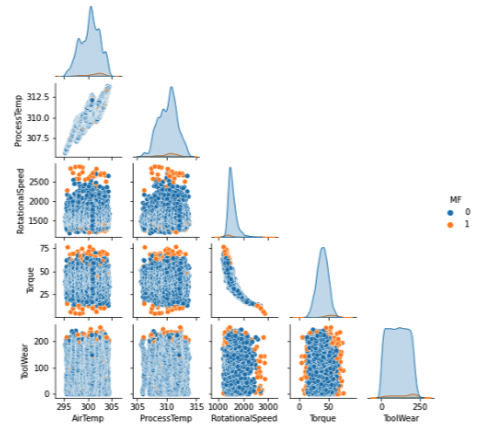
ข้อมูลที่ใช้ในบทความนี้คือ AI4I2020 Predictive Maintenance Dataset เป็นข้อมูลจาก Machine Learning Repository (UCI) ซึ่งเป็นโอเพนซอร์สข้อมูลสำหรับศึกษาการเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยข้อมูลจะมีลักษณะเป็นข้อมูลพหุตัวแปร (Multivariate) และเป็นข้อมูลเชิงเวลา (Time-Series) ข้อมูลจะมีจำนวน 10,000 ชุด โดยจัดเก็บอยู่ในรูปตาราง และแบ่งออกเป็น 14 คุณลักษณะ

1. UDI เป็นตัวเลขลำดับของข้อมูล โดยจะมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 10,000
2. Product ID จะเป็นหมายเลขผลิตภัณฑ์แต่ละชิ้น ซึ่งจะเป็นชุดตัวอักษร และตัวเลขที่ไม่ซ้ำกันทั้ง 10,000 ข้อมูล
3. Type จะเป็นชนิดของผลิตภัณฑ์ที่ทำการผลิตโดยจะแบ่งเป็น 3 ชนิดคือ L, M และ H โดยข้อมูลจะมีชนิด L อยู่ 50% มีชนิด M อยู่ 30% และมีชนิด H อยู่ที่ 20%
4. Air temperature เป็นอุณหภูมิบรรยากาศโดยรอบของเครื่องจักรขณะทำการผลิต มีหน่วยเป็นเคลวิน (K)
5. Process temperature เป็นอุณหภูมิของกระบวนการขณะที่ทำการผลิตชิ้นงาน มีหน่วยเป็นเคลวิน (K)
6. Rotational speed เป็นความเร็วในการหมุนของเครื่องจักร โดยใช้วิธีการคำนวนจากค่าการใช้พลังงานของเครื่องจักรที่ 2860 วัตต์ โดยความเร็วในการหมุนจะมีหน่วยเป็นรอบต่อนาที (rpm)
7. Torque เป็นค่าแรงบิดของเครื่องจักรขณะที่ทำการผลิตมีหน่วยเป็นนิวตันเมตร (Nm)
8. Tool wear เป็นการสึกกร่อนของเครื่องจักร โดยจะวัดจากเวลาที่ใช้ในการผลิตชิ้นงาน มีหน่วยเป็นนาที (min)
9. Tool wear failure (TWF) เป็นการเสียของเครื่องจักรที่เกิดจากการสึกกร่อน โดยการเสียจากการสึกกร่อนจะมีการเกิดขึ้นแบบสุ่มเมื่อ Tool wear อยู่ในค่า 200 ถึง 240 นาที
10. Machine failure (MF) เป็นสถานะการเสียของเครื่องเครื่องจักร
11. Heat dissipation failure (HDF) เป็นการเสียของเครื่องจากการกระจายความร้อน โดยมีสาเหตุมาจากการที่อุณหภูมิของบรรยากาศ กับอุณหภูมิของกระบวนการต่างกันน้อยกว่า 8.6 K และมีค่าความเร็วในการหมุนต่ำกว่า 1,380 rpm
12. Power failure (PWF) เป็นการเสียของเครื่องจักรที่เกิดจากกำลังไฟฟ้า โดยมีสาเหตุมาจากการใช้งานที่มีกำลังไฟฟ้าต่ำกว่า 3,500 วัตต์ หรือสูงกว่า 9,000 วัตต์
13. Overstrain failure (OSF) เป็นการเสียจากการทำงานเกินกำลัง โดยมีสาเหตุมาจาก ค่าแรงบิด และการสึกกร่อนสูงเกิน 11,000 นาทีนิวตันเมตร (minNm)
14. Random failure (RNF) เป็นการเสียแบบสุ่ม โดยในแต่ละกระบวนการจะโอกาศที่จะเกิดการเสียแบบสุ่ม 0.1%

**3. การเตรียมข้อมูล และการวิเคราะห์เบื้องต้น**

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเบื้องต้น ได้มีการพิจารณาลบข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องกับการเสียของเครื่องจักรเช่น ตัวเลขลำดับข้อมูล (UDI) และหมายเลขผลิตภัณฑ์ (Product ID) เพื่อที่จะลดจำนวนข้อมูลที่จะต้องนำมาใช้ในการพิจารณา จากนั้นจะทำการลบข้อมูล Random failure เนื่องจากมีข้อมูลเกิดขึ้นเพียง 5 ข้อมูล หรือ 0.05% ของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งข้อมูลดังกล่าวมีจำนวนน้อยเกินกว่าจะนำมาใช้ในการพิจารณาเพื่อหารูปแบบในการเกิดปัญหา

หลังจากที่ทำการลบข้อมูลในเบื้องต้นแล้วก็จะทำการพล็อตกราฟคู่ลำดับระหว่างคุณลักษณะต่าง ๆ และการเสียของเครื่องจักรดังแสดงในรูปที่ 4 จะพบว่าลักษณะการเสียของเครื่องจักรจะเป็นรูปแบบที่ค่อนข้างแน่นอน เช่นเมื่อค่าแรงบิดมีค่าต่ำเกินไป หรือสูงเกินไปก็มีแนวโน้มที่เครื่องจักรจะเกิดการเสียหาย หรือกรณีที่ค่าความเร็วมีค่าสูงก็มีแนวโน้มที่เครื่องจักรจะเกิดความเสียหายเช่นกัน



**รูปที่ 4** กราฟคู่ลำดับระหว่างคุณลักษณะต่างๆ และการเสียของเครื่องจักร

ในขั้นตอนต่อมา จะมีการทำ Feature Engineering เพื่อสร้างข้อมูลคุณลักษณะเพิ่มเติม โดยจะทำการสร้างข้อมูลที่มีความเกี่ยวข้องกับการเสียของเครื่องจักร เพื่อที่จะนำข้อมูลดังกล่าวไปใช้ในการสร้างโมเดลในการทำนายการเสียของเครื่องจักรให้แม่นยำมากยิ่งขึ้น โดยได้ทำการเพิ่มคุณลักษณะที่ทั้งหมด 2 อย่างคือ กำลังไฟฟ้าดังแสดงในสมการที่ 1 และผลต่างระหว่างอุณหภูมิบรรยากาศกับอุณหภูมิของกระบวนการ ดังแสดงในสมการที่ 2

(1)

(2)

เนื่องจากการเสียของเครื่องจักรแต่ละชนิด ก็มีสาเหตุมาจากคุณลักษณะของเครื่องจักร และสภาพแวดล้อมที่ต่างกัน ดังนั้นก่อนที่จะทำการสร้างโมเดล จึงจำเป็นที่จะต้องทราบว่าการเสียของเครื่องจักรแต่ละชนิด มีความสัมพันธ์กับคุณลักษณะชนิดใด โดยในบทความนี้จะมีวิธีการหาคุณลักษณะที่สำคัญ (Feature Importance) โดยการใช้ Random Forest Regressor ซึ่งความสัมพันธ์ผลลัพธ์จะได้ความสัมพันธ์ระหว่างชนิดการเสียของเครื่องจักร และคุณลักษณะต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ 5

Diagram

Description automatically generated

**รูปที่ 5** ความสัมพันธ์ระหว่างชนิดการเสียของเครื่องจักร และคุณสมบัติต่าง ๆ

ในขั้นตอนการสร้างโมเดล เพื่อทำนายการเสียของเครื่องจักรแต่ละชนิด จะทำการเลือกคุณสมบัติที่มีความเกี่ยวข้องสูงกับการเสียชนิดนั้น ๆ มาใช้ในการสร้างโมเดล

**3 การสร้างโมเดล เพื่อทำนายการเสียของเครื่องจักร**

จากสมมุติฐานว่าการเกิดการเสียของเครื่องจักร จะต้องมีรูปแบบเงื่อนไขบางประการเกิดขึ้นก่อนเสมอ ดังนั้นในการออกแบบโมเดลนี้ จะทำการแบ่งกรอบเวลาออกเป็น 2 ช่วงคือกรอบเวลาสังเกตการณ์ และกรอบเวลาเป้าหมาย โดยโมเดลจะทำการค้นหารูปแบบของคุณลักษณะในกรอบเวลาสังเกตกาณณ์ เพื่อที่จะใช้ในทำการทำนายการเกิดการเสียของเครื่องจักรในกรอบเวลาเป้าหมายดังแสดงในรูปที่ 6

Chart

Description automatically generated

**รูปที่ 6** การค้นหารูปแบบเงื่อนไขในกรอบสังเกตการณ์เพื่อทำนายการเสียในกรอบเป้าหมาย

ในการออกแบบโมเดลโดยใช้ข้อมูลในกรอบสังเกตการณ์ เพื่อที่จะทำการเสียของเครื่องจักรในกรอบเวลาเป้าหมาย จะทำให้ผู้ใช้งานสามารถรู้ล่วงหน้าได้ก่อนที่เครื่องจักรจะเกิดการเสียหาย รวมถึงสามารถรู้ได้ถึงชนิดการเสียของเครื่องจักร ซึ่งจะสามารถช่วยลดได้ทั้งปัญหาการหยุดงานโดยไม่มีการวาลแผน ปัญหาผลิตภัณฑ์ไม่ได้คุณภาพ และมีส่วนช่วยในการวางแผนในการซ่อมบำรุงรักษาเครื่องจักร

**4 การลดความซับซ้อนของข้อมูล**

เนื่องจากข้อมูลของเครื่องจักร และสภาพแวดล้อม เป็นข้อมูลชนิดต่อเนื่อง (Continuous) ซึ่งค่อนข้างมีความซับซ้อนในการที่จะค้นหารูปแบบเงื่อนไข ดังนั้น จึงมีการปรับชนิดของข้อมูลให้เป็นข้อมูลชนิดไม่ต่อเนื่อง (Discrete) เพื่อลดความซับซ้อนดังกล่าว โดยจะนำวิธีการทางสถิติมาประยุกต์ใช้ โดยจะใช้ค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเพื่อทำการแบ่งช่วงของข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 7

A picture containing timeline

Description automatically generated

**รูปที่ 7** การปรับข้อมูลจากข้อมูลชนิดต่อเนื่องเป็นข้อมูลชนิดไม่ต่อเนื่อง

**5 การค้นหารูปแบบเงื่อนไข**

การค้นหารูปแบบเงื่อนไขในกรอบเวลาสังเกตการณ์ จะใช้วิธีการค้นหาด้วยวิธีการทางพันธุกรรม ซึ่งอาศัยกลไกการคัดสรรทางพันธุกรรมเพื่อคัดเลือกจุดเด่นและส่งต่อไปยังรุ่นถัดไป การใช้วิธีการดังกล่าวจะส่งผลให้รูปแบบเงื่อนไขที่ค้นพบในแต่ละรอบจะสามารถทำนายการเสียของเครื่องจักรได้อย่างแม่นยำมากขึ้น โดยขั้นตอนการค้นหาด้วยวิธีการทางพันธุกรรมมีดังนี้

1. สร้างประชากรต้นแบบ
2. การคำนวนค่าความเหมาะสม
3. การคัดสรรประชากรรุ่นถัดไป
4. การสลับสายพันธ์
5. การกลายพันธ์

Diagram

Description automatically generated

**รูปที่ 8** ขั้นตอนการค้นหาด้วยวิธีเชิงพันธุกรรม

**5.1 การตรวจสอบรูปแบบเงื่อนไข**

รูปแบบเงื่อนไขเบื้องต้นที่จะทำการค้นหาในบทความนี้ จะเป็นลำดับของตัวอักษรที่ได้จากการปรับข้อมูล โดยวิธีที่ใช้ในการค้นหารูปแบบที่กำหนดจะใช้ Regular Expression ซึ่งเป็นการกำหนดรูปแบบอักขระ เพื่อใช้ในการค้นหารูปแบบเฉพาะในข้อความ ว่ามีรูปแบบที่กำหนดอยู่หรือไม่ โดยจะมีอักขระพิเศษที่จะใช้ในการทำงานดังต่อไปนี้

* “A-H” อักขระที่ใช้ในการค้นหารูปแบบที่ต้องตรงทั้งอักษร และลำดับ เช่น ABCD จะสอดคล้องกับอักษร ABCD เท่านั้น
* “.\*” อักขระพิเศษที่จะสอดคล้องกับตัวอักษรอะไรก็ได้ ความยาวเท่าไหร่ก็ได้ เช่น A.\*D จะสอดคล้องกับ ABCD
* “|” อักขระพิเศษที่อนุญาตให้เลือกตัวอักษรที่จะใช้ได้เช่น [A|B]CD จะสอดคล้องกับ ACD หรือสอดคล้องกับ BCD

**5.2 การสร้างประชากรต้นแบบ**

ขั้นตอนการสร้างประชากรต้นแบบจะมีการทำเพียงครั้งเดียวตอนเริ่มต้นการค้นหาด้วยวิธีการทางพันธุกรรม โดยจะทำการสุ่มรูปแบบเงื่อนไขสำหรับการทำนายขึ้นมา ซึ่งรูปแบบเงื่อนไขจะประกอบด้วยชุดตัวอักษรเรียงต่อกันตามลำดับ โดยมีความยาวเท่ากับความยาวที่กำหนดไว้ และจำนวนของประชากรจะขึ้นอยู่กับจำนวนประชากรที่กำหนดไว้ดังแสดงในรูปที่ 9

Diagram

Description automatically generated

**รูปที่ 9** การสร้างประชากรต้นแบบ

**5.3 การคำนวณค่าความเหมาะสม**

การคำนวณค่าความเหมาะสมจะพิจารณาจากการพบรูปแบบเงื่อนไขในกรอบเวลาสังเกตการณ์ และการเกิดการเสียของเครื่องจักรในกรอบเวลาเป้าหมาย โดยสามารถแบ่งผลลัพธ์ของคำตอบได้เป็น 4 กรณี ดังแสดงในตารางที่ 1

**ตารางที่ 1** การประเมินผลลัพธ์จากการทำนาย

Table

Description automatically generated

จากนั้นจะใช้ผลลัพธ์จากตารางที่ 1 เพื่อทำการคำนวนหาค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าการรู้จำ (Recall) ดังสมการที่ 3 และ 4

(3)

(4)

หลังจากนั้นจะนำค่าความแม่นยำ และค่าการรู้จำมาใช้ในการคำนวนหาค่าคะแนน F1 ดังสมการที่ 3 ซึ่งเป็นการเฉลี่ยนระหว่างค่าความแม่นยำ และค่าความรู้จำ เพื่อให้การทำนายมีประสิทธิภาพที่ดีทั้งใน 2 กรณี โดยค่าคะแนน F1 จะถูกนำมาใช้เป็นค่าความเหมาะสมในการค้นหาด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม

(5)

**5.4 การคัดสรรประชากรรุ่นถัดไป**

ในการคัดสรรประชากรรุ่นถัดไปจะใช้วิธีการคัดสรรด้วยวงล้อเสี่ยงทาย (Roulette wheel mechanism) ซึ่งเป็นการสุ่มแบบถ่วงน้ำหนัก โดยจะใช้ค่าความเหมาะสมที่คำนวนได้ในหัวข้อที่ผ่านมาเป็นน้ำหนักของแต่ละรูปแบบเงื่อนไข ซึ่งส่งผลให้ให้แต่ละรูปแบบเงื่อนไขมีโอกาสถูกสุ่มไปใช้ในรอบุถัดไปแตกต่างกัน โดยรูปแบบที่มีคะแนนความเหมาะสมสูงกว่า ก็จะมีโอกาสที่ถูกสุ่มไปใช้ในรอบถัดไปสูงกว่า และรูปแบบที่มีค่าความเหมาะสมต่ำ ก็อาจไม่ถูกสุ่มนำไปใช้ในรอบถัดไป ซึ่งวิธีการดังกล่าวจะทำให้รูปแบบที่มีความสามารถทำนายการเสียของเครื่องจักรได้ดีกว่ามีโอกาศที่จะถูกเลือกมากกว่าเช่นกัน ดังแสดงในรูปที่ 10

Diagram

Description automatically generated with low confidence

**รูปที่ 10** การคัดสรรประชากรด้วยวงล้อเสี่ยงทาย

**5.5 การสลับสายพันธ์**

การสลับสายพันธ์ จะทำโดยการสุ่มเลือกรูปแบบเงื่อนไข 2 ชุดจากประชากร จากนั้นจะทำการสุ่มค่าโอกาศว่าจะเกิดการสลับสายพันธ์หรือไม่ โดยหากค่าที่สุ่มได้อยู่ในช่วงค่าเกณฑ์กำหนดไว้ก็จะทำการสลับสลับสายพันธ์ แต่หากค่าโอกาศที่ซุ่มได้ไม่อยู่ในช่วงเกณฑ์ที่กำหนดก็ทำการข้ามขั้นตอนในการสลับสายพันธ์ ในกรณีที่เกิดการสลับสายพันธ์ก็จะทำการสุ่มตำแหน่งในการสลับสายพันธ์ จากนั้นรูปแบบเงื่อนไขทั้ง 2 ชุดจะทำการสับเปลี่ยนสายพันธ์ ในตำแหน่งที่กำหนดดังแสดงในรูปที่ 11

Diagram

Description automatically generated

**รูปที่ 11** กระบวนการสลับสายพันธ์

**5.6 การกลายพันธ์**

การกลายพันธ์ จะทำโดยการสุ่มเลือกรูปแบบคำตอบ 1 ชุดจากประชากร จากนั้นทำการสุ่มว่าจะเกิดการกลายพันธ์หรือไม่ โดยทำการสุ่มหาค่าโอกาศในการกลายพันธ์ ซึ่งหากค่าที่สุ่มได้อยู่ในช่วงค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ก็จะทำการกลายพันธ์ ซึ่งจะทำการสุ่มตำแหน่งของการกลายพันธ์ หลังจากนั้นจะทำการสุ่มตัวอักษร และแทนที่ในตำแหน่งที่กำหนดดังแสดงในรูปที่ 12

Graphical user interface, text, application, chat or text message

Description automatically generated

**รูปที่ 12** กระบวนการกลายพันธ์

**5.7 การตรวจสอบเงื่อนไขการหยุดการทำงาน**

เงื่อนไขการหยุดทำงานจะพิจารณาในขั้นตอนการคำนวนค่าความเหมาะสม โดยหามีรูปแบบเงื่อนไขใดที่มีค่าคะแนนความเหมาะสมเกินกว่าค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ ก็จะทำการหยุดการค้นหา และผลคำตอบจะเป็นรูปแบบเงื่อนไขที่มีค่าความเหมาะสมเกินเกณฑ์ที่กำหนดไว้ แต่หากไม่สามารถหารูปแบบเงื่อนไขที่มีค่าความเหมาะสมเกินเกณฑ์ที่กำหนด ก็จะทำการตรวจสอบจำนวนรอบที่ใช้ในการคำนวนว่าถึงเกณฑ์จำนวนรอบที่กำหนดหรือไม่ หากถึงเกณฑ์จำนวนรอบที่กำหนดก็ทำการหยุดการค้นหาเช่นกัน และผลคำตอบคือรูปแบบเงื่อนไขที่มีค่าความเหมาะสมสูงที่สุด

**5.8 ชนิดการเสียของเครื่องจักร**

ในข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง เครื่องจักรจะมีชนิดการเสียอยู่ทั้งหมด 4 ชนิดคือ การเสียจากกำลังไฟฟ้า การเสียจากอุณหภูมิ การเสียจากการสึกกร่อน และการเสียจะการใช้งานหนักเกินไป ซึ่งการเสียของเครื่องจักรแต่ละชนิดจะมีความสัมพันธ์กับคุณสมบัติ ของเครื่องจักร และสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน โดยในบทความจะใช้ Logistic regressor เพื่อทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างการเสียแต่ละชนิด แลคุณลักษณะต่างๆ ของทั้งเครื่องจักรและสภาพแวดล้อมโดยจะได้ผลลัพธ์ดังแสดงในรูปที่ 13

Diagram

Description automatically generated

**รูปที่ 13** รูปแบบเงื่อนไขเบื้องต้นที่ใช้ในการทำนายการ

**6. ผลการทดลอง**

จากการทดลองจะได้รูปแบบเงื่อนไขที่ใช้ในการทำนายการเสียของเครื่องจักรในอนาคต โดยการเสียของเครื่องจักรแต่ละชนิดจะขึ้นอยู่กับปัจจัย และรูปแบบเงื่อนไขที่แตกต่างกันดังแสดงในรูปที่ 14

Diagram, table

Description automatically generated

**รูปที่ 14** รูปแบบเงื่อนไขเบื้องต้นที่ใช้ในการทำนายการเสียของเครื่องจักรแต่ละชนิด

จากรูปแบบเงื่อนไขเบื้องต้นที่ค้นพบจะถูกนำไปใช้ในการสร้างโมเดลเพื่อทำการทำนายการเสียของเครื่องจักรแต่ละชนิด หลังจากนั้นจะทำการสร้างโมเดลที่รวมผลลัพธ์การทำนายจากโมเดลย่อย เพื่อที่จะใช้ในการทำนายว่าจากเงื่อนไขที่ค้นพบในกรอบสังเกตการณ์จะเกิดการเสียของเครื่องจักรขึ้นหรือไม่ในกรอบเวลาเป้าหมาย และหากเกิดการเสียของเครื่องจักรแล้ว จะเป็นการเสียชนิดใดดังแสดงในรูปที่ 15

Diagram

Description automatically generated

**รูปที่ 15** การทำนายการเสียของเครื่องจักร

ผลจากการทดสอบโมเดล กับชุดข้อมูลทดสอบที่มีการเตรียมแยกไว้ พบว่าโมเดลมีค่าคะแนน F1 ที่ 0.63 ค่าการรู้จำอยู่ที่ 0.88 และค่าความแม่นยำอยู่ที่ 0.48 ซึ่งการที่เครื่องจักรมีค่าการรู้จำสูง จะส่งผลให้โอกาศที่เครื่องจักรจะเกิดการเสียโดยโมเดลไม่สามารถตรวจจับได้นั้นมีโอกาศน้อย แต่ในทางกลับกันการที่โมเดลมีค่าความ แม่นยำก็จะส่งผลให้มีโอกาศที่โมเดลจะทำนายการเสียของเครื่องจักรโดยที่เครื่องจักรไม่มีการเสียเกิดขึ้นจริง ซึ่งจะส่งผลให้ความน่าเชื่อถือของโมเดลลดลง การที่โมเดลยังมีความแม่นยำที่ต่ำหนึ่งในปัจจัยหลัก คือการที่ข้อมูลยังมีจำนวนที่น้อย ประกอบกับการเสียของเครื่องจักรเป็นกรณีที่เกิดขึ้นน้อย (Rare case) จึงส่งผลให้การค้นหารูปแบบการทำนายการเสียของเครื่องจักรเป็นความท้าทายอย่างหนึ่ง ซึ่งสามารถปรับปรุงได้ในอนาคตโดยการเพิ่มจำนวนของข้อมูล รวมถึงการปรับแต่งตัวกระบวนกาค้นหาเชิงพันธุกรรมให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เพื่อที่จะส่งผลให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากขึ้นต่อไป

**เอกสารอ้างอิง**

[1] Haarman, M., Mulders, M., & Vassiliadis, C. (2017). Predictive maintenance 4.0: Predict the unpredictable. In PwC document