

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อตรวจจับความเสียหายของแบบลูกกลิ้ง

ณัฐนรี อภินันทนพงศ์

TNI

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

บัณฑิตวิทยาลัย สาขาเทคโนโลยีวิศวกรรม

สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น

ปีการศึกษา 2564

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO FAULT DETECTION OF ROLLER  
BALL BEARING

Nutnaree Apinantanapong

TNI

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements  
for The Degree of Master of Engineering Program in Engineering Technology

Graduate School

Thai-Nichi Institute of Technology

Academic Year 2021



ณัฐนรี อภินันทนพงศ์ : การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อตรวจจับความเสียหายของแบริ่งแบบลูกกลิ้ง อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรชัย นิเวศน์รังสรรค์, 104 หน้า.

การศึกษานี้ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการตรวจสอบสภาวะความเสียหายของแบริ่งแบบลูกกลิ้งเมื่อเกิดจากสัญญาณการสั่นสะเทือนด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) และเคเนียร์เรสเนเบอร์ (KNN) โดยทำการจำลองแบริ่ง 2 เบอร์ คือ แบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z ที่สภาวะการทำงานต่าง ๆ ดังนี้ สภาวะการทำงานปกติ สภาวะความเสียหายที่รางนอก รางใน และสภาวะความเสียหายที่เกิดจากจาระบีผสมกากเพชรเกรด 100, 280 และ 400 ตามลำดับ สัญญาณการสั่นสะเทือนในขณะที่ชุดทดสอบทำงานที่ 1200 rpm จะถูกบันทึกด้วยหัววัดการสั่นสะเทือน และนำไปใช้วิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่

ผลการทดลอง พบว่า การนำพารามิเตอร์ทางสถิติและค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งมาใช้นำมาทำนายสภาวะความเสียหายร่วมกัน สามารถแยกสภาวะการทำงานของแบริ่งได้ดีกว่าการใช้พารามิเตอร์ทางสถิติ หรือค่ากำลังของช่วงความถี่เพียงอย่างเดียว การเลือกพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุต และสัดส่วนของข้อมูลอินพุตให้เหมาะสมกับข้อมูลแบริ่งเป็นสิ่งที่สำคัญ ซึ่งจะส่งผลถึงความสามารถในการจำแนกสภาวะความเสียหายของแบริ่งด้วย ผลการทดลองได้วิเคราะห์พารามิเตอร์จากสัญญาณการสั่นสะเทือน คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก และค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน เพื่อใช้เป็นข้อมูลอินพุตสำหรับเปรียบเทียบผลการทำนายด้วยวิธี ANN, SVM และ KNN สัดส่วนของข้อมูลที่ใช้คือ 20 (70-30) หมายถึง ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ 50% การยืนยันความถูกต้อง 20% และการทดสอบ 30% ผลการเปรียบเทียบการทำนายทั้ง 3 วิธี พบว่า การทำนายความเสียหายของแบริ่ง 6006Z และ 6001Z ด้วยวิธี ANN จะให้ผลการทำนายสูงกว่าวิธีอื่น ๆ โดยเลือกใช้ ANN แบบ Feedforward neural network ที่จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 20 และ 30 นิวรอนให้ผลการทำนายที่ถูกต้อง 99.8% และ 85.3% ตามลำดับ ส่วนวิธี SVM ให้ผลการทำนายดีที่สุดเมื่อใช้ Kernel Function แบบ Gaussian และ Kernel Scale เท่ากับ 2.2 โดยความสามารถในการทำนายเท่ากับ 99.2% และ 83.1% ตามลำดับ และการทำนายด้วยวิธี KNN โดยใช้ Distance Metric แบบ Euclidean ถ่วงน้ำหนัก ให้ความสามารถในการทำนายเท่ากับ 99.2% และ 81.4% ตามลำดับ

บัณฑิตวิทยาลัย

ลายมือชื่อนักศึกษา .....

สาขาวิชา เทคโนโลยีวิศวกรรม

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา .....

ปีการศึกษา 2564



NUTNAREE APINANTANAPONG : APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO FAULT DETECTION OF ROLLER BALL BEARING. ADVISOR: ASST. PROF. DR. PORNCCHAI NIVESRANGSAN, 104 PP.

This study is to monitor bearing health by using vibration signal technique in order to compare predicted results with Artificial neural networks (ANN), Support vector machines (SVM), and the K-nearest neighbor (KNN) method. In this experiment, bearings 6006Z and 6001Z were simulated with six different conditions – the normal condition, the outer race fault, the inner race fault, and the bearing fault with polishing grease of grit sizes of 100, 280, and 400, respectively. Vibration signals in which the test rig is running at a speed of 1200 rpm were detected by the accelerometer and analyze using time domain and frequency domain technique.

The results show that the use of statistical parameters and the power of the characteristic defect frequencies of bearing can be used to predict bearing state clearer than using single type of parameter. The selected input parameters and the proportion of data are important that affect the ability of classification. The results show various vibration signal parameters such as standard deviation, skewness, kurtosis, the power of outer race fault frequency, and the power of inner race fault frequency that used as input parameters to compare the prediction results of ANN, SVM and KNN methods. The proportion of data used was 20 (70-30) that represented as training data of 50%, validation data of 20%, and testing data of 30%. For comparing of three methods, the bearing defect prediction of 6006Z and 6001Z using ANN method gave a higher ability of prediction than other methods. Feedforward neural network ANN was used with the number of neurons in the hidden layer of 20 and 30 neurons and gave 99.8% and 85.3% of the correct predictions, respectively. SVM using Gaussian kernel function with the kernel scale of 2.2 gave 99.2% and 83.1% and Weighted KNN with Euclidean distance metric gave 99.2% and 81.4% of the correct predictions, respectively.

Graduate School

Student's Signature.....

Field of Engineering of Technology

Advisor's Signature .....

Academic Year 2021

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ได้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ผู้ทำวิจัยต้องขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรชัย นิเวศน์รังสรรค์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้คำปรึกษา แนะนำแนวทางในการทำวิจัยทั้งในด้านวิชาการและด้านการปฏิบัติงาน ทำให้สามารถแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นระหว่างการดำเนินงานจนวิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฐิตะพล หุยนันทน์ ที่กรุณาเสียสละเวลาเป็นประธานคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์และให้คำแนะนำในการทำวิจัย

ขอขอบพระคุณ ดร.วัชรินทร์ หนูทอง และ ดร.มรรณพ พิภขาว ที่กรุณาเสียสละเวลาเป็นคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์และแนะนำแนวทางในการทำวิจัย

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วราคม เนติน้อย ที่กรุณาเสียสละเวลาให้คำปรึกษา อีกทั้งแนะนำความรู้ในการทำวิจัย

ขอขอบคุณ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น ที่อนุเคราะห์เครื่องมืออุปกรณ์ สถานที่ ในการทำวิจัยในครั้งนี้

และท้ายที่สุด ขอขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ และครอบครัว ที่ให้โอกาสในการศึกษา ขอบคุณอาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่าน ทั้งผู้ที่กล่าวนามและไม่ได้กล่าวนาม ผู้ทำวิจัยมีความซาบซึ้งในความกรุณาจากทุกท่าน และขอกราบขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

ณัฐนรี อภินันทนพงศ์

TNI

THAI - JAPAN INSTITUTE OF TECHNOLOGY

## สารบัญ

|                                             | หน้า |
|---------------------------------------------|------|
| บทคัดย่อภาษาไทย .....                       | ง    |
| บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....                    | จ    |
| กิตติกรรมประกาศ .....                       | ฉ    |
| สารบัญ .....                                | ช    |
| สารบัญตาราง .....                           | ฅ    |
| สารบัญรูป .....                             | ฉ    |
| <b>บทที่</b>                                |      |
| 1    บทนำ .....                             | 1    |
| 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....    | 1    |
| 1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา .....           | 5    |
| 1.3 ขอบเขตของการศึกษา .....                 | 5    |
| 1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน .....               | 6    |
| 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....         | 6    |
| 1.6 แผนงานและระยะเวลาดำเนินงาน .....        | 6    |
| 2    เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....   | 7    |
| 2.1 แบร์ริง .....                           | 7    |
| 2.2 การบำรุงรักษาเครื่องจักรกล .....        | 12   |
| 2.3 การตรวจสอบสภาพการทำงานของแบร์ริง .....  | 15   |
| 2.4 การวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือน .....  | 17   |
| 2.5 การนอร์มัลไลเซชัน .....                 | 22   |
| 2.6 โครงข่ายประสาทเทียม .....               | 23   |
| 2.7 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน .....            | 32   |
| 2.8 เคเนียร์เรสเนเบอร์ .....                | 34   |
| 2.9 โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณ ..... | 38   |
| 2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....            | 39   |

## สารบัญ (ต่อ)

| บทที่ |                                                           | หน้า |
|-------|-----------------------------------------------------------|------|
| 2     | 2.11 บทสรุป .....                                         | 43   |
| 3     | วิธีการดำเนินงาน .....                                    | 44   |
|       | 3.1 รายละเอียดงานที่ปฏิบัติ .....                         | 44   |
|       | 3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน .....                             | 50   |
| 4     | ผลการวิจัย .....                                          | 56   |
|       | 4.1 ผลการเก็บและแปลงสัญญาณการสั่นสะเทือน .....            | 56   |
|       | 4.2 การเลือกพารามิเตอร์เพื่อใช้เป็นข้อมูลอินพุต .....     | 62   |
|       | 4.3 การเลือกสัดส่วนข้อมูลอินพุต .....                     | 74   |
|       | 4.4 ผลการทำนายสภาวะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN .....        | 76   |
|       | 4.5 ผลการทำนายสภาวะความเสียหายด้วยเทคนิค SVM .....        | 78   |
|       | 4.6 ผลการทำนายสภาวะความเสียหายด้วยเทคนิค KNN .....        | 80   |
|       | 4.7 ผลการวิเคราะห์การทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่ง ..... | 82   |
| 5     | สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ .....                         | 84   |
|       | 5.1 สรุปผลการวิจัย .....                                  | 84   |
|       | 5.2 ข้อเสนอแนะ .....                                      | 85   |
|       | บรรณานุกรม .....                                          | 86   |
|       | ภาคผนวก .....                                             | 93   |
|       | ภาคผนวก ก. ผลการทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่ง .....      | 94   |
|       | ประวัติย่อผู้วิจัย .....                                  | 104  |

## สารบัญตาราง

| ตาราง |                                                                                                                                                             | หน้า |
|-------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| 1.1   | แผนงานและระยะเวลาในการดำเนินการศึกษาวิจัย .....                                                                                                             | 6    |
| 2.1   | สภาพการเสียหาย สาเหตุ และมาตรการแก้ไขการขัดข้องของแบร์ริง .....                                                                                             | 10   |
| 2.2   | ประเภทของฟังก์ชันกระตุ้น .....                                                                                                                              | 27   |
| 2.3   | ความแตกต่างระหว่างประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม .....                                                                                                        | 31   |
| 2.4   | งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....                                                                                                                                 | 39   |
| 3.1   | รายละเอียดของแบร์ริงเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z .....                                                                                                        | 44   |
| 3.2   | ความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบร์ริงเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z .....                                                                                   | 45   |
| 3.3   | สมการ Kernel scale ที่ใช้ในโปรแกรม MATLAB .....                                                                                                             | 49   |
| 3.4   | ค่าเป้าหมายที่ใช้ในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริง .....                                                                                                 | 50   |
| 3.5   | รายละเอียดการบันทึกข้อมูลสัญญาณการสั่นสะเทือน .....                                                                                                         | 51   |
| 3.6   | สัดส่วนของข้อมูลอินพุตที่ใช้ทดสอบ .....                                                                                                                     | 53   |
| 4.1   | ผลการจำลองสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z .....                                                                                        | 58   |
| 4.2   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z ด้วย ANN .....                                                                                    | 77   |
| 4.3   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6001Z ด้วย ANN .....                                                                                    | 77   |
| 4.4   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z ด้วย SVM .....                                                                                    | 79   |
| 4.5   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6001Z ด้วย SVM .....                                                                                    | 79   |
| 4.6   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z ด้วย KNN .....                                                                                    | 81   |
| 4.7   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6001Z ด้วย KNN .....                                                                                    | 81   |
| ก.1   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าสูงสุดเป็นข้อมูลอินพุต .....                   | 95   |
| ก.2   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความเบ้เป็นข้อมูลอินพุต .....                  | 96   |
| ก.3   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุต .....                 | 97   |
| ก.4   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร์ริงเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ และค่าความโด่งเป็นข้อมูล<br>อินพุต ..... | 98   |

## สารบัญตาราง (ต่อ)

| ตาราง |                                                                                                                                                                                              | หน้า |
|-------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| ก.5   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อให้ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและความถี่รางในเป็นข้อมูลอินพุต .....                                               | 99   |
| ก.6   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อกำหนดให้ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและความถี่ลูกกลิ้งเป็นข้อมูล<br>อินพุต .....                                   | 100  |
| ก.7   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อให้ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและความถี่รางเป็นข้อมูลอินพุต .....                                                 | 101  |
| ก.8   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วย ANN<br>เมื่อข้อมูลอินพุต คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลัง<br>ของช่วงความถี่รางนอกและความถี่รางใน ..... | 102  |
| ก.9   | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6001Z ด้วย ANN<br>เมื่อข้อมูลอินพุต คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลัง<br>ของช่วงความถี่รางนอกและความถี่รางใน ..... | 103  |

TNI

THAI - NICHI INSTITUTE OF TECHNOLOGY

## สารบัญรูป

| รูป  |                                                                    | หน้า |
|------|--------------------------------------------------------------------|------|
| 2.1  | ส่วนประกอบของแบริ่ง .....                                          | 7    |
| 2.2  | ลักษณะสภาพการเสียหายแบบการแตกร้าว .....                            | 11   |
| 2.3  | ลักษณะสภาพการเสียหายแบบการสึกหรอผิวด้าน .....                      | 11   |
| 2.4  | ลักษณะสภาพการเสียหายแบบการเกิดสนิมและการกัดกร่อน .....             | 11   |
| 2.5  | ลักษณะสภาพการเสียหายแบบเกิดการเผาไหม้ .....                        | 12   |
| 2.6  | กระบวนการศึกษาติดตามสภาพเครื่องจักร .....                          | 14   |
| 2.7  | ตัวอย่างสัญญาณการสั่นสะเทือนของแบริ่งปกติขณะทำงาน .....            | 17   |
| 2.8  | ตัวอย่างการแปลงสัญญาณด้วยเทคนิค FFT .....                          | 19   |
| 2.9  | ตัวอย่างการแปลงสัญญาณด้วยวิธีหาค่าความหนาแน่นสเปกตรัม .....        | 20   |
| 2.10 | ตัวอย่างกราฟฟังก์ชันคลื่นของสัญญาณ $\sin(\omega_0 t)$ .....        | 20   |
| 2.11 | โครงสร้างแบริ่งแบบลูกกลิ้ง .....                                   | 21   |
| 2.12 | วิธี Normalization .....                                           | 23   |
| 2.13 | เซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ .....                                   | 24   |
| 2.14 | ลักษณะโครงข่ายของ ANN .....                                        | 25   |
| 2.15 | ลักษณะของเซลล์ประสาทเปรียบเทียบกับเทคนิค ANN .....                 | 26   |
| 2.16 | องค์ประกอบของเทคนิค ANN .....                                      | 27   |
| 2.17 | โครงสร้างของ Single-layer neural network .....                     | 29   |
| 2.18 | โครงสร้างของ Multi-layer neural network .....                      | 30   |
| 2.19 | ขั้นตอนการเรียนรู้แบบมีผู้สอน .....                                | 31   |
| 2.20 | ตัวอย่างระนาบแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยเทคนิค SVM .....                   | 33   |
| 2.21 | การจำแนกข้อมูลด้วยเทคนิค KNN .....                                 | 35   |
| 2.22 | ลักษณะของ Minkowski distance เมื่อกำหนดค่า $p$ ที่แตกต่างกัน ..... | 37   |
| 2.23 | การทำมุมกันของสองเวกเตอร์ .....                                    | 38   |
| 3.1  | โครงสร้างและการให้ขนาดแบริ่งแบบลูกกลิ้งเม็ดกลม .....               | 44   |
| 3.2  | จากรูปสมการเพชร เกรดต่าง ๆ จากกล้องขยาย 1000 เท่า .....            | 46   |
| 3.3  | แบริ่งที่ใช้จากรูปสมการเพชร .....                                  | 47   |
| 3.4  | ชุดจำลองการทำงานของแบริ่งเบอร์ 6006Z .....                         | 48   |



## สารบัญรูป (ต่อ)

| รูป  |                                                                                                                            | หน้า |
|------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| 3.5  | ชุดจำลองการทำงานของแบริ่งเบอร์ 6001Z .....                                                                                 | 48   |
| 3.6  | การแบ่งข้อมูลอินพุต .....                                                                                                  | 52   |
| 3.7  | กระบวนการทำงานของข้อมูลอินพุต .....                                                                                        | 53   |
| 3.8  | ขั้นตอนการดำเนินงาน .....                                                                                                  | 55   |
| 4.1  | ลักษณะการสั่นสะเทือนของแบริ่งเบอร์ 6006Z .....                                                                             | 56   |
| 4.2  | ลักษณะการสั่นสะเทือนของแบริ่งเบอร์ 6001Z .....                                                                             | 57   |
| 4.3  | ลักษณะการสั่นสะเทือนบนโดเมนความถี่ของแบริ่งเบอร์ 6006Z .....                                                               | 60   |
| 4.4  | ลักษณะการสั่นสะเทือนบนโดเมนความถี่ของแบริ่งเบอร์ 6001Z .....                                                               | 61   |
| 4.5  | กราฟความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ไม่ชัดเจนของผลการจำลองการทำงานแบริ่ง 6006Z .....       | 63   |
| 4.6  | กราฟความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ชัดเจนของผลการจำลองการทำงานแบริ่ง 6006Z .....          | 64   |
| 4.7  | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยพารามิเตอร์ทางสถิติ .....                                     | 67   |
| 4.8  | กราฟความสัมพันธ์ของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง .....                                                    | 68   |
| 4.9  | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยพารามิเตอร์ทางสถิติ .....                                     | 69   |
| 4.10 | กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่ากำลังของช่วงความถี่ต่าง ๆ ของแบริ่ง 6006Z ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ไม่ชัดเจน .....             | 70   |
| 4.11 | กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่ากำลังของช่วงความถี่ต่าง ๆ ของแบริ่ง 6006Z ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ชัดเจน .....                | 71   |
| 4.12 | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่ง ..... | 72   |
| 4.13 | ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยข้อมูลอินพุตต่าง ๆ .....                                      | 73   |
| 4.14 | ความสามารถในการทำนายในแต่ละสัดส่วนข้อมูลของแบริ่งเบอร์ 6006Z .....                                                         | 75   |
| 4.15 | ความสามารถในการทำนายในแต่ละสัดส่วนข้อมูลของแบริ่งเบอร์ 6001Z .....                                                         | 75   |



## สารบัญรูป (ต่อ)

| รูป  |                                                                  | หน้า |
|------|------------------------------------------------------------------|------|
| 4.16 | จำนวนข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตของเบร้งทั้งสองเบอร์ .....     | 76   |
| 4.17 | ความสามารถการทำนายสภาวะความเสียหายของเบร้งด้วยเทคนิคต่าง ๆ ..... | 83   |



## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

แบริ่ง (Bearing) เป็นส่วนประกอบสำคัญในเครื่องจักรกล ทำหน้าที่ในการรับน้ำหนักและถ่ายทอดแรงที่เกิดจากเพลาลงไปสู่อุปกรณ์ หากแบริ่งเกิดการเสียหาย อาจส่งผลให้เครื่องจักรต้องหยุดการทำงาน เพื่อทำการซ่อมบำรุง ทำให้การผลิตลดน้อยลง ส่งผลให้สูญเสียรายได้ ดังนั้นการตรวจสอบสภาพของเครื่องจักรในโรงงานอุตสาหกรรมจึงเป็นสิ่งสำคัญ เพื่อให้สามารถวางแผนการซ่อมบำรุงเครื่องจักรได้อย่างทันท่วงที และมีประสิทธิภาพ รวมทั้งช่วยป้องกันความเสียหายที่จะเกิดขึ้น และลดค่าใช้จ่ายในการซ่อมบำรุงจากการเสียหายอย่างรุนแรงของเครื่องจักร

การทำงานของเครื่องจักรเกิดขึ้น เมื่อเกิดการเคลื่อนที่ของกลไกของส่วนประกอบต่าง ๆ ซึ่งส่งผลให้เกิดการสั่นสะเทือน เมื่อเครื่องจักรถูกใช้งานเป็นระยะเวลาหนึ่ง รูปแบบการสั่นสะเทือนอาจเปลี่ยนแปลงไป เนื่องจากความเสื่อมสภาพของชิ้นส่วนกลไกภายในเครื่องจักร ซึ่งส่งผลให้เครื่องจักรเกิดความเสียหาย ทำให้ในปัจจุบันนิยมใช้เทคนิคการตรวจสอบด้วยสัญญาณการสั่นสะเทือน ในการประเมินสภาพของเครื่องจักร เนื่องจากเทคนิคนี้เป็นวิธีที่ง่าย สามารถใช้ห้วงวัดสัญญาณการสั่นสะเทือน (Accelerometer) ติดตั้งที่ผิวภายนอกของเครื่องจักรได้ ทำให้ไม่ต้องมีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งของเครื่องจักร เพื่อบันทึกสัญญาณการสั่นสะเทือน สัญญาณการสั่นสะเทือนที่ตรวจวัดได้นั้นจะอยู่ในรูปแบบของสัญญาณบนโดเมนเวลา ซึ่งการวิเคราะห์สัญญาณที่บันทึกได้นิยมใช้เทคนิคการวิเคราะห์บนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ ซึ่งผลการวิเคราะห์ช่วยให้สามารถวางแผนการซ่อมบำรุงเครื่องจักรได้อย่างเหมาะสม

การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลา เพื่อประเมินสภาพของเครื่องจักร สามารถทำได้โดยหาค่าพารามิเตอร์ของสัญญาณ และค่าพารามิเตอร์ทางสถิติมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าสูงสุด ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เป็นต้น ซึ่งการวิเคราะห์พารามิเตอร์ทางสถิติบางกรณีอาจไม่สามารถประเมินความเสียหายที่เกิดขึ้นได้อย่างชัดเจน จึงทำการวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนความถี่ เพื่อประเมินสภาพของเครื่องจักร โดยทำการแปลงข้อมูลของสัญญาณบนโดเมนเวลาที่บันทึกได้ เป็นข้อมูลบนโดเมนความถี่แทน เนื่องจากสภาพการทำงานของเครื่องจักรที่เปลี่ยนแปลงไป ส่งผลให้ความถี่ในการสั่นสะเทือนเปลี่ยนแปลงด้วย ซึ่งวิธีที่นิยมใช้ในการแปลงข้อมูล คือ วิธีการแปลงฟูเรียร์เร็ว (Fast Fourier Transform, FFT) และการหาค่าความหนาแน่นสเปกตรัม (Power Spectral Density, PSD) การประเมินสภาพของแบริ่งในปัจจุบันนิยมใช้เทคนิคการวิเคราะห์บนโดเมนความถี่ มาทำนายความผิดปกติที่เกิดขึ้นของแบริ่ง ซึ่งนิยมใช้เทคนิค FFT สำหรับอุปกรณ์และเครื่องมือ

ตรวจสอบที่มีจำหน่ายในท้องตลาดก็นิยมใช้เทคนิคนี้ แต่การใช้เครื่องมือและอุปกรณ์ต่าง ๆ เหล่านี้ ผู้ใช้หรือพนักงานจะต้องผ่านการอบรมการใช้เครื่องมือและอุปกรณ์ และจำเป็นต้องมีความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการวิเคราะห์สัญญาณทั้งบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ จึงจะสามารถประเมินสภาพของ แบร็งจากสัญญาณที่บันทึกได้ โดยส่วนใหญ่เมื่อพนักงานเหล่านี้มีความรู้ ความชำนาญเกี่ยวกับการ ประเมินสภาพเครื่องจักร ก็มักจะเปลี่ยนงานหรือถูกชักชวนให้ไปทำงานในบริษัทอื่นที่มีผลตอบแทนที่ ดีกว่า จึงทำให้บริษัทต้องสูญเสียพนักงานที่มีความรู้ความสามารถ ดังนั้นการแก้ปัญหาระยะยาวจึง ควรจัดทำระบบตรวจสอบขึ้นโดยที่พนักงานที่ใช้ระบบนี้ไม่จำเป็นต้องผ่านการอบรมเกี่ยวกับการ วิเคราะห์สัญญาณ ระบบนี้จะทำการประมวลผลสัญญาณและทำนายสภาพของแบร็งแทนพนักงาน

โดยทั่วไปวิธีการตรวจสอบสภาพของแบร็งนิยมใช้การตรวจสอบความถี่การทำงานของแบ ร็ง ซึ่งเป็นความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของส่วนประกอบของแบร็ง เช่น ความถี่การทำงานของราง นอก รางใน รังรัดลูกกลิ้ง และเม็ดลูกกลิ้ง เป็นต้น ความถี่เหล่านี้สามารถคำนวณได้และขึ้นอยู่กับชนิด ของแบร็งและความเร็วรอบการทำงาน of แบร็ง ผู้ประเมินจำเป็นต้องมีความรู้และประสบการณ์ที่ เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์สัญญาณและการเสียหายของแบร็งด้วย งานวิจัยต่าง ๆ ได้มีการพัฒนา วิธีการทำนายสภาพเพื่อลดการพึ่งพาพนักงานผู้ประเมิน ซึ่งสรุปได้ดังนี้

เทคนิคการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาและบนโดเมนความถี่ เพื่อ ทำนายความเสียหายของแบร็งที่เงื่อนไขต่าง ๆ [1] จากงานวิจัยได้ทำการทดลองกับแบร็ง NTN 6006Z โดยมีการจำลองสภาวะทั้งหมด 6 สภาวะ คือ สภาวะปกติ สภาวะความเสียหายที่รางนอก สภาวะความเสียหายที่รางใน และสภาวะความเสียหายเนื่องจากจาระบีผสมกากเพชรทั้งหมด 3 ขนาด (เกรด 100, 280 และ 400) พบว่า สัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาจะมีแอมพลิจูดที่ แตกต่างกันตามสภาวะการจำลองต่าง ๆ โดยแบร็งที่สภาวะปกติจะมีแอมพลิจูดของการสั่นสะเทือนที่ ต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับแบร็งในสภาวะอื่น ๆ แต่การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลาด้วยพารามิเตอร์ ทางสถิติ นั้น สามารถทำนายสภาวะของแบร็งได้เพียงบางกรณีเท่านั้น การเปรียบเทียบค่าพารามิเตอร์ ทางสถิติ 2 ค่า เช่น ความเบ้ และค่าสัมบูรณ์เฉลี่ย ทำให้สามารถประเมินสภาพของแบร็งได้ง่ายขึ้น และสามารถประเมินได้ครบทุกกรณี ในส่วนของการวิเคราะห์บนโดเมนความถี่จากการแปลงสัญญาณ ด้วยเทคนิค FFT โดยใช้ความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการเสียหายของแบร็งในการวิเคราะห์ พบว่า การนำค่า กำลังของแต่ละช่วงความถี่และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของแอมพลิจูดในหน่วยโวลต์ ทำให้สามารถแยก ความเสียหายในสภาวะต่าง ๆ และสามารถประเมินสภาพของแบร็งได้ นอกจากนี้การเปรียบเทียบค่า กำลังของช่วงความถี่ที่เสียหายจากรางนอก รางใน และลูกกลิ้ง ด้วยกราฟสามมิติ ทำให้สามารถเห็น สาเหตุหลักของแบร็งที่ตรวจสอบ หากแบร็งที่ทำการทดสอบเกิดความเสียหายในสภาวะใด กลุ่มข้อมูล จะอยู่ใกล้บริเวณแกนนั้น ทำให้สามารถประเมินความเสียหายที่เกิดขึ้นกับแบร็งได้

เทคนิคการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนของแบริ่งบนโดเมนความถี่จากการแปลงสัญญาณด้วยเทคนิค FFT [2] ทำให้ทราบถึงลักษณะการสั่นสะเทือนของแบริ่งได้ โดยได้ทำการทดลองกับแบริ่ง MB ER-12K และจำลองสภาวะทั้งหมด 5 สภาวะ คือ สภาวะปกติ สภาวะความเสียหายที่รางนอก สภาวะความเสียหายที่รางใน สภาวะความเสียหายที่เม็ดลูกกลิ้ง และสภาวะความเสียหายที่เม็ดลูกกลิ้ง รางใน และรางนอกพร้อมกัน แบริ่งในแต่ละสภาวะได้ทำการทดสอบภายใต้ความเร็วรอบของเพลลาที่แตกต่างกัน 4 แบบ และแต่ละความเร็วรอบของเพลามีทั้งภาระงาน (Load) และไม่ให้อภาระงานกับแบริ่ง ผลการวิเคราะห์สามารถสรุปได้ว่า ในช่วงความถี่ 0-5 kHz จะเกิดการเรโซแนนซ์ในช่วงประมาณ 3 kHz แรก การเรโซแนนซ์นี้อาจส่งผลให้แบริ่งเสียหายได้ ซึ่งหากเพลามีความเร็วรอบสูง ความถี่ของความเสียหายที่จะเกิดขึ้นกับแบริ่งก็เพิ่มมากขึ้นด้วย ทำให้อายุการใช้งานของแบริ่งลดลง แต่หากเทียบกับแบริ่งที่มีภาระงาน (Load) และไม่มีภาระงาน พบว่าค่าแอมพลิจูดของสัญญาณการสั่นสะเทือนของแบริ่งที่มีภาระงาน จะมีค่าต่ำกว่าแบริ่งที่ไม่มีภาระงาน

ปัจจุบันการประเมินสภาพของเครื่องจักรกลและแบริ่งได้มีการประยุกต์ใช้กับเทคนิคที่ซับซ้อนขึ้น เช่น เทคนิคการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น (Short-Time Fourier Transform, STFT) การแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform) การวิเคราะห์กลุ่ม (Cluster Analysis, CA) เป็นต้น โดยได้มีการใช้เทคนิคเหล่านี้ร่วมกับสัญญาณบนโดเมนความถี่ในการตรวจสอบสภาพของเครื่องจักรกลรวมถึงแบริ่งด้วย เช่น แบริ่งแบบเม็ดกลม [3-5]

นอกจากนี้ยังมีการนำเทคนิคการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมอีกวิธีหนึ่ง มาใช้ร่วมกับสัญญาณบนโดเมนความถี่ในการตรวจสอบสภาพของเครื่องจักรกลและแบริ่งด้วย โดย ANN มีรูปแบบโครงสร้างและการประมวลผลการทำงานมาจากเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ เพื่อให้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีการเรียนรู้ และปรับเปลี่ยนการตอบสนองต่อสิ่งต่าง ๆ ตามกฎการเรียนรู้ ทั้งนี้ เทคนิคการวิเคราะห์ด้วย ANN ได้มีการประยุกต์ใช้ในเครื่องจักรกลหลากหลายด้าน เช่น การทำนายสภาพการสึกหรอของมิตต์ดบนผิวหลบ (Flank Wear) ในเครื่องกัดด้วย ANN [6] โดยพารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนค่าเข้าในการวิเคราะห์ คือ ความเร็วในการตัด (Cutting Speed), อัตราป้อน (Feed) และความลึกในการตัด (Depth of Cut) ซึ่งการทดลองนี้ได้ใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt (trainlm) และฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Tangent sigmoid (Tansig) ในการทดสอบ และได้ทำการเปรียบเทียบระหว่างเทคนิค ANN กับการทดลองจริง ผลการวิเคราะห์พบว่า เทคนิค ANN สามารถทำนายได้แม่นยำและให้ผลการทำนายที่ตรงกับการทดลองจริง

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks, CNN) ในการทำนายสภาพการสึกหรอของมิตต์ดบนผิวหลบ (Flank Wear) ของมิตต์ดในเครื่องกัดด้วยสัญญาณเสียง [7] โดยพารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนค่าเข้าในการวิเคราะห์ คือ ความเร็วในการตัด และ

อัตราป้อน สำหรับความลึกในการตัดอยู่ที่ 0.254 mm ซึ่งเป็นค่าคงที่ที่ไม่เปลี่ยนแปลง มีการกำหนดให้มิติตัดถูกติดตั้งให้สามารถกัดเนื้อชิ้นงานเหล็ก 1018 ออก 105 mm<sup>3</sup> และสภาพของมิติตัดเกิดการสึกหรอบนผิวหลบ 2 mm จากนั้นทำการบันทึกเสียง โดยแบ่งชุดข้อมูล Training-Testing เป็น 50-50 ผลการวิเคราะห์สามารถจำแนกเงื่อนไขการจำลองความเสียหายจากสัญญาณเสียงได้มากถึง 99.5%

อีกทั้ง มีการทำนายความผิดปกติที่เกิดจากแบร้งและเฟืองในชุดเฟืองตรงแบบเดี่ยว (Single Stage Spur Gear Box) จากสัญญาณการสั่นสะเทือนด้วย ANN [8] โดยได้ทำการทดลองกับเกียร์ ซึ่งมีขนาดของฟันเฟืองหรือโมดูลเท่ากับ 2.11 mm มุมกดเท่ากับ 20° มี 26 เฟืองพีเนียน (Pinion Gear), 46 ฟันเฟือง (Gear Teeth) และความกว้างของยอดฟันเท่ากับ 20 mm กับแบร้ง 6004 โดยทำการตัดฟันเฟืองของเกียร์ออก 1 ฟัน และ ทำการเจาะรูขนาด 0.8 mm ที่รางนอกของแบร้ง มีการเก็บผลการทดลองที่ 4 สภาวะ คือ เกียร์และแบร้งในสภาวะปกติ (G) เกียร์ในสภาวะปกติกับแบร้งที่เสียหาย (DB) เกียร์ที่เสียหายกับแบร้งในสภาวะปกติ (DG) และเกียร์และแบร้งที่เสียหาย (DGB) ซึ่งสัญญาณการสั่นสะเทือนที่เก็บได้จะอยู่ในรูปของแอมพลิจูดการสั่นสะเทือนของระยะทาง ความเร็ว และความเร่ง จากนั้นทำการแปลงข้อมูลด้วยเทคนิค FFT ในส่วนของการวิเคราะห์ด้วย ANN ทำการแบ่งข้อมูล Training 60% ข้อมูล Validation 20% และข้อมูล Testing 20% ในส่วนของข้อมูล อินพุตมี 23 นิวรอน มีชั้นซ่อน 1 ชั้น และมีข้อมูลเอาต์พุต 4 นิวรอน ผลการทดลอง พบว่า เมื่อเทียบ กับสภาวะปกติ ในสภาวะที่แบร้งเกิดการเสียหายชำรุด การสั่นสะเทือนที่ความถี่ของเกียร์จะสูงขึ้น และในสภาวะที่เกียร์เกิดการเสียหายชำรุด การสั่นสะเทือนที่ความถี่ของแบร้งก็จะสูงขึ้นด้วย สำหรับ ในสภาวะของ DB, DG และ DGB การสั่นสะเทือนของทั้ง 3 สภาวะนี้จะมากกว่าสภาวะ G พารามิเตอร์ทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ยกำลังสอง, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความโค้ง และ Crest Factor จะมีค่าเพิ่มสูงขึ้น เมื่อความผิดปกติของเกียร์และแบร้งมากขึ้น และผลการทำนายด้วย ANN พบว่า หน่วยประมวลผลที่เหมาะสมกับการทดลองนี้อยู่ที่ 3 นิวรอน ในขณะที่ค่าที่เหมาะสมกับการทดลองนี้คือ R เท่ากับ 0.99934 และการทดลองด้วย ANN สามารถทำนายได้แม่นยำมากถึง 100%

สำหรับการทำนายสภาวะความเสียหายของแบร้งด้วย ANN, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine, SVM), เคเนียร์เรสเนเบอร์ (K-nearest neighbor, KNN) และเทคนิคอื่น ๆ [9] ทำการศึกษากับแบร้ง NJ305CN ซึ่งเป็นแบร้งแบบลูกกลิ้งเม็ดทรงกระบอก โดยจำลอง สภาวะของแบร้งเป็น 4 สภาวะ คือ สภาวะที่แบร้งทำงานปกติ สภาวะความเสียหายที่รางใน สภาวะ ความเสียหายที่รางนอก และสภาวะความเสียหายที่เม็ดลูกกลิ้ง สำหรับความเสียหายในแต่ละสภาวะ ทำการเจาะรูที่มีเส้นผ่านศูนย์กลางประมาณ 0.5 mm ที่ตำแหน่งต่าง ๆ ของแบร้ง ในการเก็บข้อมูล กำหนดความเร็วรอบของมอเตอร์ขณะทดสอบที่ 200 rpm และเพิ่มความเร็วรอบทีละ 200 rpm จำนวน 15 ครั้ง ทั้งนี้ในแต่ละความเร็วรอบที่ทดสอบ จะเก็บข้อมูลสัญญาณ 15 ไฟล์ กับแบร้งทั้ง 4



สภาวะ จากนั้นนำไปทดสอบความสามารถในการทำนายด้วยเทคนิคต่าง ๆ ผลการทำนาย พบว่า การทำนายสภาวะความเสียหายด้วย ANN เมื่อใช้อัลกอริทึม Scaled Conjugate Gradient ให้ผลการทำนายโดยรวมที่ดีกว่าอัลกอริทึม Levenberg-Marquardt และอัลกอริทึม Bayesian Regularization ทั้งนี้ ทั้ง 3 อัลกอริทึมให้ประสิทธิภาพในการเรียนรู้ที่สูงถึง 96% แต่ประสิทธิภาพของการยืนยันความถูกต้อง (Validation) และการทดสอบที่ค่อนข้างต่ำ จึงได้ทำการทดสอบข้อมูลแบร์ริงเดียวกันนี้กับเทคนิคอื่น ๆ โดยกำหนดให้ข้อมูล Validation เท่ากับ 10% ผลการทดสอบ พบว่าเทคนิค SVM เมื่อเคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel function) เป็นแบบ Cubic สามารถทำนายได้สูงที่สุดถึง 95.6%

การศึกษานี้จะนำเทคนิคการวิเคราะห์ด้วย ANN, SVM และ KNN มาประยุกต์ใช้กับพารามิเตอร์ต่าง ๆ ทั้งบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ที่ได้จากการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนที่บันทึกได้จากการจำลองสภาพของแบร์ริงที่เงื่อนไขต่าง ๆ เช่น สภาวะที่แบร์ริงทำงานปกติ และสภาวะที่แบร์ริงทำงานไม่ปกติ เนื่องจากความเสียหายของรางนอก ความเสียหายของรางใน และความเสียหายจากการใช้จารบีผสมกากเพชรเกรดต่าง ๆ (เกรด 100, 280 และ 400) เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายสภาพของแบร์ริง

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1.2.1 เพื่อศึกษาพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับการทำนายสภาวะความเสียหายของแบร์ริง
- 1.2.2 เพื่อประยุกต์ใช้การทำนายสภาวะความเสียหายของแบร์ริงด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเนียร์เรสเนเบอร์
- 1.2.3 เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบร์ริงด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเนียร์เรสเนเบอร์

## 1.3 ขอบเขตของการศึกษา

- 1.3.1 ชุดข้อมูลแบร์ริง 6006Z ที่ใช้ศึกษามาจากปริญญานิพนธ์ เรื่อง การทดสอบความเสียหายของแบร์ริงโดยการวิเคราะห์การสั่นสะเทือน [1] ซึ่งเป็นการทดสอบกับแบร์ริงแบบลูกกลิ้งเม็ดกลม (Ball bearing) และชุดข้อมูลจากชุดทดสอบแบร์ริง 6001Z ที่ใช้จำลองความเสียหายของแบร์ริงโดยใช้เงื่อนไขเดียวกับแบร์ริง 6006Z
- 1.3.2 ใช้โปรแกรม MATLAB ในการวิเคราะห์สัญญาณด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเนียร์เรสเนเบอร์

#### 1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน

- 1.4.1 ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับบรรจุภัณฑ์และการวิเคราะห์สัญญาณด้วยเทคนิค  
โครงข่ายประสาทเทียม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเนียร์เรสเนเบอร์
- 1.4.2 จัดเตรียมเครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้สำหรับการเก็บข้อมูล
- 1.4.3 เก็บข้อมูลด้วยเครื่องมือวัด
- 1.4.4 วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้และกำหนดแนวทางในการปรับปรุง
- 1.4.5 สรุปผลการทดลองและจัดทำวิทยานิพนธ์

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.5.1 สามารถประยุกต์ใช้สัญญาณการสันสะเทือน และการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเนียร์เรสเนเบอร์ เพื่อทำนายสภาพกับอุปกรณ์อื่น ๆ เช่น เฟือง เพลลา ปัม เป็นต้น
- 1.5.2 เข้าใจวิธีการสร้าง และกำหนดตัวแปรต่าง ๆ ของวิธีการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเคเนียร์เรสเนเบอร์ เพื่อทำนายความเสียหายที่เกิดขึ้น
- 1.5.3 เพื่อลดโอกาสของการเกิดความเสียหายที่รุนแรงของแบร์ริง ซึ่งส่งผลให้เครื่องจักรต้องหยุดการทำงานอย่างกะทันหัน

## 1.6 แผนงานและระยะเวลาดำเนินงาน

ตารางที่ 1.1 แผนงานและระยะเวลาในการดำเนินการศึกษาวิจัย

[illegible]



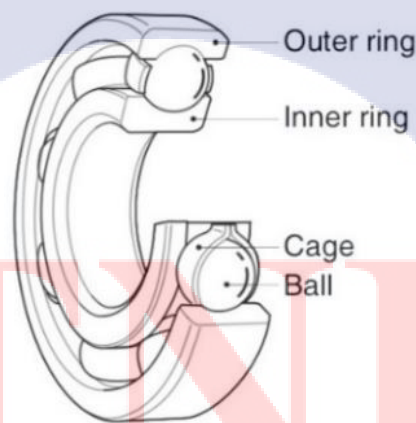
## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับแบริ่ง สาเหตุและแนวทางป้องกันการเสียหาย การบำรุงรักษาเครื่องจักรกล วิธีการตรวจสอบสภาพการทำงานของแบริ่ง พื้นฐานการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือน โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณ รวมทั้งทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องด้วย

#### 2.1 แบริ่ง

แบริ่ง (Bearing) [10,11] เป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญเป็นอย่างมากต่อการทำงานของเครื่องจักรกล เนื่องจากเป็นชิ้นส่วนที่ช่วยรองรับเพลาลูกเบี้ยวให้เที่ยงตรงทั้งในแนวแกนและแนวรัศมี มีลักษณะเป็นตัวยาวทรงแท่งบรรจุลูกกลิ้งกลม ๆ ไว้ภายใน ซึ่งมีส่วนประกอบด้วยกัน 4 ส่วน คือ รางนอก (Outer Ring) รางใน (Inner Ring) เม็ดลูกกลิ้ง (Roller) และตัวรั้ง (Cage) ดังแสดงในรูปที่ 2.1 หน้าที่สำคัญของแบริ่ง คือ รับน้ำหนักและถ่ายทอดแรงที่เกิดจากเพลาลูกเบี้ยวไปสู่ชิ้นส่วนที่มีการเคลื่อนที่ของเครื่องจักรกล ช่วยลดแรงเสียดทานที่เกิดขึ้นระหว่างเพลาลูกเบี้ยวและเครื่องจักรกล ทั้งยังช่วยเพิ่มสมรรถนะในการทำงานของเครื่องจักรกลให้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 2.1 ส่วนประกอบของแบริ่ง [12]

##### 2.1.1 ประเภทแบริ่ง

แบริ่งที่ใช้กับเครื่องจักรกลในโรงงานอุตสาหกรรม โดยทั่วไปสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทหลัก [13] ได้แก่

### 2.1.1.1 แบริ่งแบบธรรมดา (Plain bearing)

แบริ่งประเภทนี้สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ชนิด คือ

- **แบริ่งลูกเห็บ (Journal bearing)** ใช้ในการรองรับการเคลื่อนที่ของเพลลาที่หมุนหรือแกว่งไปมาในการเคลื่อนที่แนวรัศมี
- **แบริ่งกันรุน (Thrust Bearing)** ใช้ในการรองรับภาระในแนวแกนของเพลลาที่หมุนหรือแกว่งไปมา
- **แบริ่งเชิงเส้น (Linear Bearing)** ใช้ในการรองรับและบังคับแนวการเคลื่อนที่ของชิ้นส่วนที่เคลื่อนที่ในแนวเส้นตรง

### 2.1.1.2 แบริ่งแบบลูกกลิ้ง (Rolling bearing)

แบริ่งประเภทนี้มักใช้ในการรองรับชิ้นส่วนที่มีการเคลื่อนที่แบบหมุน โดยสามารถแบ่งชนิดได้ตามรูปร่างของเม็ดลูกกลิ้งภายใน ดังนี้ เม็ดกลม (Balls), เม็ดทรงกระบอก (Cylindrical rollers), เม็ดเรียว (Taper rollers) และเม็ดเข็ม (Needle rollers) โดยแรงเสียดทานที่เกิดขึ้นจะแตกต่างไปจากแบริ่งแบบธรรมดา นั่นคือ แบริ่งแบบธรรมดามีแรงเสียดทานที่สูงกว่าแบริ่งแบบลูกกลิ้ง ทำให้แบริ่งแบบธรรมดามีอัตราการใช้สึกหรอที่มากกว่า

### 2.1.2 การหล่อลื่นแบริ่ง

หากต้องการให้แบริ่งทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ แบริ่งจะต้องได้รับการหล่อลื่นอย่างเพียงพอ เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดการสัมผัสของผิวโลหะระหว่างลูกกลิ้ง รางว้าง และราง เพื่อป้องกันการสึกหรอ และเพื่อป้องกันผิวของแบริ่งไม่ให้เกิดการผุกร่อน ดังนั้นการเลือกสารหล่อลื่นและวิธีการหล่อลื่นที่เหมาะสมสำหรับแต่ละชิ้นงาน จึงมีความสำคัญมากเท่า ๆ กับการดูแลรักษาอย่างถูกต้อง

การหล่อลื่นของแบริ่งสามารถใช้ได้ทั้งจาระบีและน้ำมัน ทั้งยังสามารถใช้สารหล่อลื่นที่เป็นของแข็งได้อีกด้วย ตัวอย่างเช่น การใช้งานที่อุณหภูมิสูงจัด เป็นต้น การเลือกชนิดของสารหล่อลื่นขึ้นอยู่กับภาวะของการทำงานเป็นหลัก นั่นคือ ช่วงของอุณหภูมิ ความเร็ว และผลของสิ่งแวดล้อม อย่างไรก็ตาม สารหล่อลื่นมีหน้าที่อื่น ๆ เพิ่มเติมอีก เช่น การกันรั่ว หรือการระบายความร้อนออกจากแบริ่งปริมาณที่ใช้ก็จะต้องมากขึ้นด้วย

สารหล่อลื่นในแบริ่งจะค่อย ๆ สูญเสียคุณสมบัติในการหล่อลื่นไปในระหว่างการใช้งานอันเนื่องมาจากการฉีก การอัด การเสื่อมตามอายุ และการที่มีฝุ่นผงผสมอยู่มากขึ้น ดังนั้นจึงต้องมีการเติมให้เต็มเป็นระยะ ๆ มีการกรองน้ำมัน และมีการเปลี่ยนน้ำมันตามช่วงระยะเวลา การหล่อลื่นด้วยสารหล่อลื่นสามารถกระทำได้ ดังนี้

### 2.1.2.1 การหล่อลื่นด้วยจาระบี

จาระบีมีข้อได้เปรียบกว่าน้ำมัน คือ จาระบีจะถูกรักษาเอาไว้ภายในแบริ่งได้ง่าย โดยเฉพาะในกรณีที่เพลาลอยหรืออยู่ในแนวตั้ง และจาระบียังช่วยในการปิดกั้นฝุ่นผง ความชื้น หรือน้ำ สารหล่อลื่นที่มีมากจนเกินไป จะทำให้อุณหภูมิใช้งานเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว โดยเฉพาะเมื่อทำงานที่ความเร็วสูง เพราะฉะนั้นโดยทั่วไปแล้วเฉพาะแบริ่งเท่านั้นที่ควรใส่จาระบีให้เต็ม ในขณะที่เนื้อที่ว่างภายในตัวเสื้อ (Bearing housings) ควรมีจาระบีอยู่ประมาณ 30% ถึง 50% จาระบีที่ใช้หล่อลื่นเป็นน้ำมันแร่ (Mineral oil) หรือน้ำมันสังเคราะห์ (Synthetic oil) ซึ่งมักจะมี Metallic soap เป็นตัวทำให้เหนียว (Thickener) และอาจจะเติมสารเจือ (Additives) เพื่อให้คุณสมบัติบางประการของจาระบีดีขึ้น ความเหนียวข้นของจาระบีขึ้นอยู่กับชนิดและความเข้มข้นของตัวทำให้เหนียวเสียส่วนใหญ่ ในการเลือกจาระบีตัวประกอบที่สำคัญซึ่งจะต้องคำนึงถึง คือ ความหนืดของน้ำมันหลัก (Base oil) ความเหนียวข้น ช่วงของอุณหภูมิใช้งาน คุณสมบัติป้องกันสนิม และความสามารถในการรับแรง ความสำคัญของความหนืดของน้ำมันหลัก ช่วยให้เกิดชั้นน้ำมันเพื่อแยกผิวสัมผัสของแบริ่งออกจากกัน ซึ่งส่งผลถึงอายุการใช้งานของแบริ่งด้วย

### 2.1.2.2 การหล่อลื่นด้วยน้ำมัน

โดยทั่วไปมักใช้น้ำมันในการหล่อลื่นแบริ่งเมื่อความเร็วหรืออุณหภูมิใช้งานสูงเกินความสามารถของการใช้จาระบี หรือในกรณีที่ต้องใช้ใช้น้ำมันเพื่อช่วยในการระบายความร้อนจากแบริ่ง หรือในกรณีที่ชิ้นส่วนอยู่ติด ๆ กัน เช่น เฟือง ก็จะหล่อลื่นด้วยน้ำมัน โดยทั่วไปน้ำมันหล่อลื่นที่ใช้มักเป็นน้ำมันแร่ ซึ่งไม่มีสารเติม (Additives) สำหรับการหล่อลื่นแบริ่ง น้ำมันที่มีสารเติมสำหรับการปรับปรุงคุณสมบัติบางประการของน้ำมันหล่อลื่น เช่น พฤติกรรมที่ความดันสูงมาก ความต้านทานต่อการเสื่อมตามอายุการใช้งาน เป็นต้น มักจะใช้กับกรณี พิเศษของการหล่อลื่นเท่านั้น น้ำมันสังเคราะห์ มักจะนำมาใช้ในการหล่อลื่นสำหรับกรณีที่ต้องการความทนทานสูง ตัวอย่างเช่น ที่อุณหภูมิใช้งานต่ำมากหรือสูงมาก

การเลือกน้ำมันหล่อลื่นมักเลือกค่าความหนืดที่ทำให้เกิดการหล่อลื่นที่เพียงพอ ณ อุณหภูมิใช้งาน ความหนืดของน้ำมันจะเปลี่ยนแปลงไปตามอุณหภูมิ เมื่ออุณหภูมิสูงขึ้นความหนืดจะต่ำลง ความสัมพันธ์ระหว่างความหนืดต่ออุณหภูมิของน้ำมันจะบอกเป็นคุณลักษณะได้โดยการใช้ดัชนีความหนืด (Viscosity index) สำหรับการหล่อลื่นแบริ่ง ควรใช้น้ำมันที่มีดัชนีความหนืดสูงอย่างน้อย 85 (มีการเปลี่ยนแปลงความหนืดตามอุณหภูมิน้อย) [14]

### 2.1.3 สาเหตุและแนวทางป้องกันการเสียหาย

หากแบริ่งถูกติดตั้งเข้ากับชุดเพลาได้ถูกต้อง เมื่อแบริ่งได้ถูกใช้งานและเกิดความผิดปกติขึ้น การตรวจสอบสภาพของแบริ่ง พบว่า แบริ่งมีสภาพแตกร้าว สามารถสันนิษฐานได้ว่ามีสาเหตุมาจาก

1. การเลือกใช้แบร้งผิดพลาด
2. ปัญหาจากการออกแบบ ขึ้นรูปบริเวณที่ประกอบติดตั้งไม่ดีพอ
3. สารหล่อลื่น วิธีการหล่อลื่น และอุปกรณ์จับยึดไม่เหมาะสม
4. การตรวจสอบรอบการหมุนและอุณหภูมิใช้งานไม่เหมาะสม
5. มีวัสดุแปลกปลอมปนเข้าไปขณะติดตั้ง
6. มีแรงกระทำที่ผิดปกติเกิดขึ้น

สาเหตุต่าง ๆ เหล่านี้อาจเกิดขึ้นร่วมกันได้มาก ดังนั้นการตรวจสอบจากรอยร้าวของแบร้งอย่างเดียวจะทำให้ทราบถึงสาเหตุที่เกิดขึ้นได้ยาก จึงควรพิจารณาข้อมูลของเครื่องจักรกลที่ใช้แบร้งสภาพการใช้งาน สภาพโครงสร้างโดยรอบของแบร้งก่อนและหลังเกิดเหตุร่วมด้วย การพิจารณาจากสภาพรอยแตกร้าว และสาเหตุต่าง ๆ ที่อาจเกิดขึ้น จะทำให้สามารถกำหนดแนวทางป้องกันการเกิดเหตุการณ์ดังกล่าวนี้ไม่ให้เกิดซ้ำขึ้นได้อีก [15] ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 สภาพการเสียหาย สาเหตุ และมาตรการแก้ไขการขัดข้องของแบร้ง [15]

| สภาพการเสียหาย                   |                                                                                                                                                                     | สาเหตุ                                                                                                                                                                                                                                                | มาตรการแก้ไข                                                                                                                                                                                  |
|----------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| การแตกร้าว<br>(รูปที่ 2.2)       | 1. เกิดรอยแตกร้าวที่แหวนนอกหรือแหวนใน<br>2. เกิดรอยแตกที่ตัวส่งกำลังหรือที่ขอบ<br>3. เกิดรอยแตกร้าวที่ฝาครอบ                                                        | 1. เกิดแรงกระทำค่าสูง การยึดแน่นเกินไป ความกลมของแบร้งไม่ดี ความลาดเอียงของปลอกไม่ดี เกิดจากการขยายตัวของโค้งของช่องว่างโตเกินไป<br>2. เกิดเกิดการขยายตัว การประกอบการใช้งานไม่ระมัดระวัง<br>3. เกิดแรงกระทำผิดปกติ เพราะประกอบไม่ดี สารหล่อลื่นไม่ดี | 1. พิจารณาสภาพแรงกระทำใหม่ การยึดติดให้ถูกต้อง แก้ไขความถูกต้องในการตกแต่งขึ้นรูปของเพลลาและปลอก แก้ไขให้ขอบโค้งของช่องว่างเล็กกว่าผิวโค้งของแบร้ง<br>2. ระวังขณะประกอบ<br>3. ระวังขณะใช้งาน  |
| การสึกหรอผิดปกติ<br>(รูปที่ 2.3) | 1. เกิดจุดกลางโดยมีลักษณะคล้ายบริเวณบุบ (False Brinelling)<br>2. เกิดการสึกหรอเป็นแอ่งที่ผิวตัวยึด<br>3. เกิดการสึกหรอที่แหวนรางลูกกลิ้งที่ผิวตัวส่งกำลังหรือที่ขอบ | 1. เกิดการสันสะท้อนที่แบร้งขณะหยุดนิ่งระหว่างการเคลื่อนย้ายเกิดการแกว่งเบา ๆ<br>2. เกิดการสึกกร่อนจากการสั่นไถลที่ผิวตัวยึด<br>3. มีวัสดุแปลกปลอม สารหล่อลื่นไม่ดี เกิดสนิม                                                                           | 1. ยึดเพลลาเปลือกกรอบให้แน่น ใช้น้ำมันเป็นสารหล่อลื่น ใช้แรงดันในการช่วยลดการสันสะท้อน<br>2. ทาน้ำมันบริเวณที่สึกหรอ<br>3. ทำความสะอาดเปลือกกรอบ ปรับปรุงอุปกรณ์ยึดติด ใช้สารหล่อลื่นที่สะอาด |



ตารางที่ 2.1 สภาพการเสียหาย สาเหตุ และมาตรการแก้ไขการขัดข้องของแบร้ง [15] (ต่อ)

| สภาพการเสียหาย                      |                                                                        | สาเหตุ                                                            | มาตรการแก้ไข                                                                              |
|-------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------|
| เกิดสนิมและการกัดกร่อน (รูปที่ 2.4) | เกิดสนิม และการกัดกร่อนที่ผิวในของแบร้งและตัวยึด                       | ความชื้นในอากาศทำให้เกิดสารเจือปนที่มีคุณสมบัติการกัดกร่อน        | ระวังการเก็บที่อุณหภูมิหรือความชื้นสูง เมื่อไม่ใช้งานเป็นเวลานาน ๆ จะทำให้เกิดสนิม        |
| เกิดการเผาไหม้ (รูปที่ 2.5)         | เกิดการเปลี่ยนสีผิวของแหวนรางลูกกลิ้ง ตัวส่งกำลัง ที่ขอบเกิดการอ่อนตัว | 1. ช่องว่างเล็กเกินไป<br>2. สารหล่อลื่นไม่ดี<br>3. การประกอบไม่ดี | แก้ไขช่องว่างของแบร้งและตัวยึด เลือกใช้สารหล่อลื่นให้เหมาะสม เลือกวิธีการประกอบที่เหมาะสม |



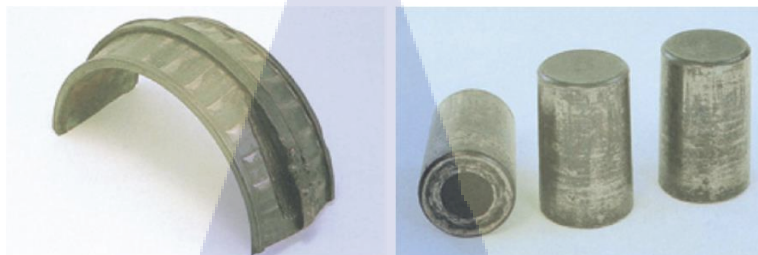
รูปที่ 2.2 ลักษณะสภาพการเสียหายแบบการแตกร้าว [16]



รูปที่ 2.3 ลักษณะสภาพการเสียหายแบบการสึกหรอผิดปกติ [16]



รูปที่ 2.4 ลักษณะสภาพการเสียหายแบบการเกิดสนิมและการกัดกร่อน [16]



รูปที่ 2.5 ลักษณะสภาพการเสียหายแบบเกิดการเผาไหม้ [16]

## 2.2 การบำรุงรักษาเครื่องจักรกล

การบำรุงรักษา [17] เป็นการรักษาสภาพของอุปกรณ์และเครื่องจักรกลต่าง ๆ ให้มีสภาพที่พร้อมใช้งานอยู่ตลอดเวลา มีจุดมุ่งหมายเพื่อให้เครื่องจักรกลมีสมรรถนะการทำงานสูง สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีความเที่ยงตรงน่าเชื่อถือ และมีความปลอดภัยในการใช้งาน วิธีการบำรุงรักษาเครื่องจักรกลสามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ประเภท ดังนี้

### 2.2.1 การบำรุงรักษาโดยการซ่อมแซมส่วนที่เสีย

การบำรุงรักษาโดยการซ่อมแซมส่วนที่เสีย (Breakdown maintenance) ถือได้ว่าเป็นแนวคิดในงานการบำรุงรักษาที่เก่าแก่ที่สุด เนื่องจากเป็นวิธีที่จะไม่มีการซ่อมบำรุงใด ๆ หากเครื่องจักรกลไม่เกิดความเสียหาย อย่างไรก็ตาม การบำรุงรักษาประเภทนี้ยังคงมีใช้ในบางสถานการณ์ เช่น ในอาคารที่ไม่สลับซับซ้อน หรือในกรณีที่อุปกรณ์มีอะไหล่พร้อมอยู่เสมอ หรือสามารถสั่งซื้อได้อย่างทันทีทันใด โดยค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจากการบำรุงรักษาประเภทนี้นั้นน้อยกว่าการประยุกต์ใช้วิธีการบำรุงรักษาแบบอื่น ๆ เช่น การบำรุงรักษาหลอดไฟฟ้าที่ปล่อยทิ้งไว้จนหมดขาด เป็นต้น ซึ่งการบำรุงรักษาด้วยวิธีนี้มีข้อด้อยอยู่หลายข้อ กล่าวคือ ไม่สามารถนำมาใช้งานกับระบบที่ต้องการความเชื่อมั่นสูง เช่น ระบบลิฟต์ ไม่สามารถนำมาใช้งานกับแผนการผลิตที่มีเป้าหมายการผลิตได้ อีกทั้งการบำรุงรักษาด้วยวิธีนี้ยังต้องเก็บชิ้นส่วนอะไหล่ไว้เป็นจำนวนมาก จึงทำให้มีค่าใช้จ่ายในการเก็บอะไหล่คงคลังสูงอีกด้วย

### 2.2.2 การบำรุงรักษาตามแผน

การบำรุงรักษาตามแผน (Preventive maintenance) เป็นการลบล้างข้อบกพร่องในการบำรุงรักษาเมื่อชำรุด จึงได้มีการพัฒนางานทางด้านการบำรุงรักษาตามแผนขึ้นมา โดยการบำรุงรักษา ระบบและอุปกรณ์ตามระยะเวลาที่กำหนดขึ้น อาจมาจากประสบการณ์หรือจากคู่มือการใช้งานของระบบและอุปกรณ์นั้น ๆ อย่างไรก็ตามการชำรุดโดยไม่คาดฝันก็ยังไม่สามารถจัดออกไปได้ เนื่องจาก



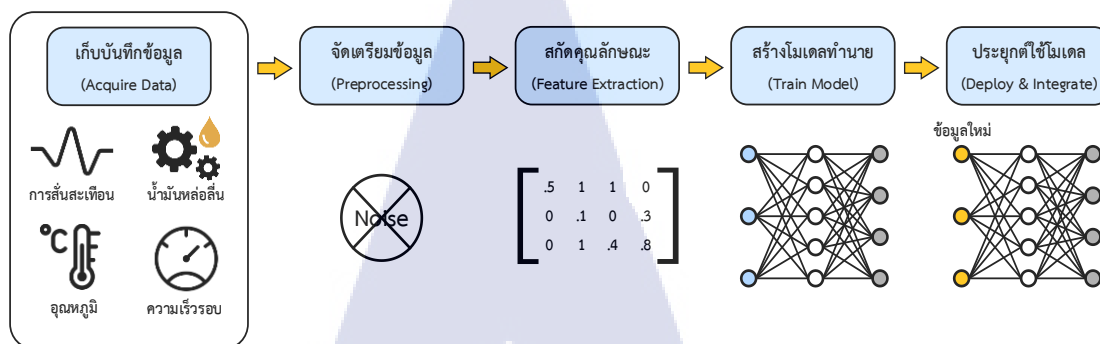
การชำรุดของชิ้นส่วนและอุปกรณ์มีรูปแบบที่ไม่แน่นอน จึงเป็นการยากที่จะเลือกช่วงการบำรุงรักษาตามแผนที่เหมาะสม อีกทั้งในบางกรณีที่ได้มีการบำรุงรักษาตามแผนแล้ว ก็ยังคงมีโอกาสที่จะเกิดการชำรุดของอุปกรณ์และเครื่องจักรกลโดยไม่คาดคิดอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ ตัวอย่างเช่น การตรวจเช็คระดับน้ำมันหล่อลื่นของลิฟต์โดยสารที่บริเวณช่องตรวจระดับน้ำมัน การเปลี่ยนถ่ายน้ำมันตามระยะเวลา และการถอดเปลี่ยนชิ้นส่วนที่สำคัญตามระยะเวลาที่กำหนด เป็นต้น ข้อด้อยที่พบในการทำการบำรุงรักษาด้วยวิธีนี้ คือ ทำการเปลี่ยนชิ้นส่วนโดยไม่จำเป็นเนื่องจากชิ้นส่วนนั้นอาจยังคงสามารถใช้งานได้อยู่ บางกรณีอาจจะเป็นการรบกวนชิ้นส่วนในระบบอื่นโดยไม่จำเป็น รวมถึงอาจมีการประกอบชิ้นส่วนกลับอย่างไม่ถูกต้อง จึงมีวิธีการบำรุงรักษาแบบใหม่ที่เรียกว่า การบำรุงรักษาเน้นความเชื่อถือได้ (Reliability centered maintenance, RCM) โดยมีการดำเนินการย่อ ๆ ดังนี้

1. ตรวจวิเคราะห์หาอุปกรณ์วิกฤต
2. ตรวจสอบอุปกรณ์วิกฤตตามระยะเวลาที่กำหนด
3. ถอดอุปกรณ์ออกเพื่อปรับสภาพ
4. ถอดเปลี่ยนอุปกรณ์วิกฤต
5. ในกรณีของอุปกรณ์ที่ไม่วิกฤต ให้ใช้ต่อไปจนชำรุด
6. ในบางกรณีที่ทำให้ทำการออกแบบอุปกรณ์บางชิ้นใหม่

### 2.2.3 การบำรุงรักษาโดยคาดการณ์

ในปัจจุบันเครื่องจักรมีกลไกที่ละเอียดและซับซ้อน อีกทั้งเป็นการยากที่จะทำการถอดเปลี่ยนหรือทำการตรวจเช็คตามจุดที่สำคัญของงานบำรุงรักษาตามแผน ทำให้วิธีการบำรุงรักษาโดยคาดการณ์ (Predictive maintenance) เป็นที่นิยมมากขึ้น แนวความคิดโดยสรุปของการบำรุงรักษาด้วยวิธีนี้ คือ การใช้เครื่องมือวัดต่าง ๆ เช่น อุปกรณ์ในการวัดแรงสั่นสะเทือน กล้อง Infrared thermography มาช่วยในการคาดคะเนสภาพของเครื่องจักร ดังรูปที่ 2.6 โดยวิธีการที่นิยมใช้ในการตรวจสอบสภาพของเครื่องจักรตามหลักของการบำรุงรักษาด้วยวิธีนี้มีด้วยกันทั้งหมด 6 วิธี [18] คือ

1. การวิเคราะห์การสั่นสะเทือน (Vibration analysis)
2. การถ่ายภาพความร้อน (Infrared thermography)
3. การวิเคราะห์สัญญาณกระแสมอเตอร์ (Motor current signature analysis)
4. การตรวจวัดด้วย Stroboscope
5. การตรวจวัดด้วย Ultrasonic
6. การวิเคราะห์น้ำมันหล่อลื่น (Oil analysis)



รูปที่ 2.6 กระบวนการศึกษาติดตามสภาพเครื่องจักร

การศึกษาติดตามสภาพเครื่องจักร (Condition monitoring) ก็จัดเป็นส่วนหนึ่งของการบำรุงรักษาโดยคาดการณ์ โดยทั่วไปมักใช้ประสาทสัมผัสและประสบการณ์ในการบำรุงรักษาเครื่องจักร เช่น การใช้สายตาตรวจสอบดูลักษณะทั่วไป การใช้จมูกดมกลิ่นไหม้ การใช้หูฟังเสียงที่ผิดปกติ และการใช้นิ้วสัมผัส เป็นต้น อย่างไรก็ตาม วิธีการตรวจสอบดังกล่าวเป็นการประเมินสภาพเครื่องจักรที่ไม่เที่ยงตรง ดังนั้นการใช้เครื่องมือวัดเชิงปริมาณในการบำรุงรักษาจึงเป็นสิ่งสำคัญ ดังนั้นการบำรุงรักษาโดยคาดการณ์นี้ ทำให้ทราบถึงลักษณะของการชำรุด และสามารถจัดเตรียมแรงงานขึ้นส่วน อะไหล่ และกำหนดช่วงเวลาการทำงานที่ไม่ส่งผลต่อแผนการผลิตหลักได้ ซึ่งการบำรุงรักษาด้วยวิธีนี้มีข้อดีอยู่หลายข้อ ดังนี้

1. ลดค่าใช้จ่ายจากการเปลี่ยนอุปกรณ์โดยไม่จำเป็น
2. ลดสถิติการชำรุดของอุปกรณ์และเครื่องจักร
3. ลดระยะเวลาในการหยุดเดินเครื่องจักร
4. ลดปริมาณอะไหล่คงคลังในการบำรุงรักษา
5. เพิ่มประสิทธิภาพการผลิต
6. วางแผนการบำรุงรักษาได้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น

#### 2.2.4 การบำรุงรักษาแบบป้องกันล่วงหน้า

การบำรุงรักษาแบบป้องกันล่วงหน้า (Proactive maintenance) เป็นการบำรุงรักษาที่มุ่งพิจารณาจากของปัญหา (Root cause of failure) [17] กล่าวคือ เมื่อระบบของเครื่องจักรเกิดความไม่สมดุล (อาจเกิดจากความไม่มีเสถียรภาพของเครื่องจักรซึ่งเป็นปัญหาหลัก) ตัวอย่างเช่น ในระบบไฮดรอลิกของเครื่องจักรกลมีสิ่งสกปรกหลุดลอดเข้าไปในระบบ ซึ่งอาจเกิดจากการเติมน้ำมันที่สกปรกเข้าไปในระบบ การเสื่อมสภาพของไส้กรองอากาศ การชำรุดเสียหายของซีล ซึ่งสิ่งสกปรกดังกล่าวเป็นสาเหตุหลักที่ทำให้ระบบไม่สมดุล เมื่อผู้ชำนาญทราบถึงสาเหตุที่แท้จริงของปัญหา ก็จะทำการ

แก้ไขให้ระบบกลับคืนสู่สภาพปกติ เช่น การใช้สื่กรองที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้น เปลี่ยนซิลที่ขาด หรือ ทำการกรองน้ำมันที่สงสัยว่ามีสิ่งสกปรกผสมอยู่ เป็นต้น อย่างไรก็ตาม เนื่องจากจำเป็นต้องใช้ทั้ง เครื่องมือและบุคลากรที่มีความชำนาญสูงในการค้นหาสาเหตุของปัญหา ทำให้แนวความคิดในการ บำรุงรักษาด้วยวิธีนี้จึงยังไม่แพร่หลายมากนัก

## 2.3 การตรวจสอบสภาพการทำงานของแบริ่ง

การตรวจสอบสภาพแบริ่งของชิ้นส่วนหมุนในเครื่องจักรกลที่สำคัญ เช่น พัดลมอัดอากาศ ในโรงไฟฟ้า ปั๊มน้ำขนาดใหญ่ เครื่องกำเนิดไฟฟ้า เทอร์ไบน์ เป็นต้น เป็นสิ่งสำคัญที่ควรทำอย่างสม่ำเสมอ ปัจจัยสำคัญที่ต้องทำการตรวจสอบ เช่น อุณหภูมิ การสั่นสะเทือน และระดับเสียง ซึ่งการ ตรวจสอบปัจจัยเหล่านี้เป็นประจำ ทำให้สามารถป้องกันการเกิดปัญหาต่อเครื่องจักรกลขึ้นได้ ทั้งยัง ช่วยป้องกันความเสียหายที่อาจเกิดขึ้นอย่างไม่คาดคิด อีกทั้งยังลดค่าใช้จ่ายในการบำรุงรักษาโดยรวม ได้ ซึ่งเครื่องมือที่ใช้ในการตรวจสอบสภาพการทำงานมีด้วยกันหลากหลายประเภท เช่น เครื่องมือวัด อุณหภูมิ เสียง ความเร็ว การสั่นสะเทือน [19] เป็นต้น

### 2.3.1 รูปแบบการสั่นสะเทือน

การสั่นสะเทือน [20] คือ การแกว่ง หรือการสั่นของวัตถุรอบ ๆ จุดสมดุล เช่น การแกว่ง ของลูกตุ้ม การสั่นสะเทือนของปั๊มน้ำ หรือการสั่นสะเทือนของลำโพง เป็นต้น เครื่องจักรหรือมอเตอร์ ในอุตสาหกรรมทุกชนิด จะมีระดับการสั่นที่บ่งบอกถึงสภาพของเครื่องจักร ถ้าค่าการสั่นที่วัดได้มีค่า สูง อาจมีสาเหตุมาจากเครื่องจักรเกิดความไม่สมดุล หรือมีชิ้นส่วนใดเคลื่อนหรือหลุดไปจากตำแหน่ง ปกติ ซึ่งจำเป็นต้องทำการบำรุงรักษา หากปล่อยให้เกิดการสั่นสะเทือนอย่างต่อเนื่องหรือรุนแรง อาจ ทำให้เครื่องจักรเกิดความเสียหายได้ โดยรูปแบบการสั่นสะเทือนสามารถแบ่งได้ ดังนี้

#### 2.3.1.1 การสั่นสะเทือนโดยอิสระ

การสั่นสะเทือนโดยอิสระ (Free body vibration) เป็นการสั่นสะเทือนที่ทิศทาง ของการสั่นสะเทือนเป็นไปได้อย่างอิสระ ตามทิศทางของแรงที่เกิดขึ้นจากการสั่นสะเทือน โดยไม่มีส่วน ที่เป็นวัตถุแข็งเกร็งมาขัดขวางทิศทางของชิ้นส่วนที่สั่นสะเทือนนั้น ๆ

#### 2.3.1.2 การสั่นสะเทือนแบบขบกันหรือเคลื่อนผ่าน

การสั่นสะเทือนแบบขบกันหรือเคลื่อนผ่าน (Meshing or passing vibration) เป็น การสั่นสะเทือนของชิ้นส่วนของเครื่องจักรที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง เมื่อเปรียบเทียบกับจุดอ้างอิงจุดใด จุดหนึ่งที่ชิ้นส่วน ที่ทำการวิเคราะห์การสั่นสะเทือน หมุนหรือเคลื่อนที่ผ่าน

### 2.3.1.3 การสั่นสะเทือนจากแรงเสียดทาน

การสั่นสะเทือนจากแรงเสียดทาน (Friction vibration) เป็นการสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นจากแรงเสียดทานในการหมุน หรือเคลื่อนที่ของชิ้นส่วนต่าง ๆ ของเครื่องจักร

การตรวจวัดการทำงานของเครื่องจักรกลหมุนต่าง ๆ นิยมใช้หัววัดการสั่นสะเทือนตรวจวัดสัญญาณการสั่นสะเทือนที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของชิ้นส่วนหมุนและชิ้นส่วนที่เคลื่อนที่ต่าง ๆ ในเครื่องจักรกล สัญญาณการสั่นสะเทือนนี้นิยมประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบสภาพของแบริ่งในปัจจุบัน ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย การวิเคราะห์สัญญาณนี้สามารถวิเคราะห์ได้ทั้งบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ แต่วิธีที่นิยมที่สุดในการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนของแบริ่ง คือ การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนความถี่

แบริ่งมีหลายชนิด โดยลักษณะหลัก ๆ สามารถแบ่งออกเป็น แบริ่งแบบธรรมดา และแบริ่งแบบลูกกลิ้ง ซึ่งในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงแบริ่งแบบลูกกลิ้งเท่านั้น [21] การตรวจสอบสภาพแบริ่งแบบลูกกลิ้งในปัจจุบันนิยมใช้หัววัดการสั่นสะเทือนมาตรวจวัดสัญญาณ และนำสัญญาณที่บันทึกได้มาทำการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคบนโดเมนความถี่โดยใช้เทคนิค FFT ซึ่งจะทำให้ทราบถึงองค์ประกอบของความถี่หลักที่เกี่ยวข้องกับชิ้นส่วนที่เคลื่อนที่ในแบริ่ง เช่น รางนอก รางใน ลูกกลิ้ง และรังวัดลูกกลิ้ง เป็นต้น ความถี่หลักที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งนี้สามารถคำนวณได้จากขนาดของชิ้นส่วนแบริ่งและความเร็วรอบการทำงานของแบริ่ง ความถี่เหล่านี้สามารถสรุปได้ ดังนี้

### 2.3.2 ความถี่ธรรมชาติของชิ้นส่วนแบริ่ง และฐานรองรับ

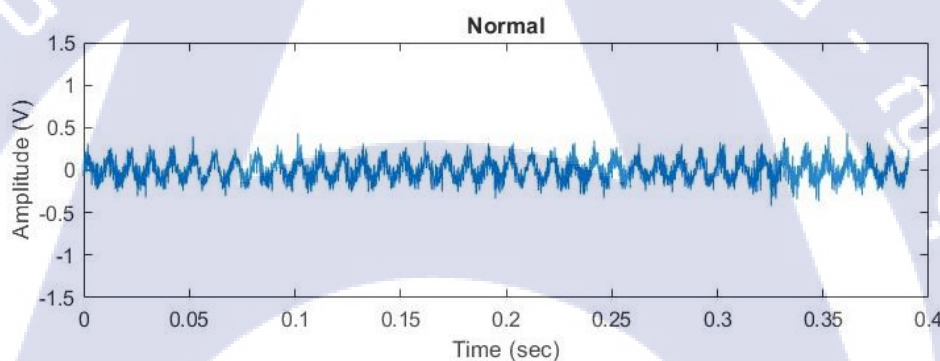
ความถี่ธรรมชาติ (Natural frequency) [22,23] คือ ความถี่ประจำตัวของวัตถุใด ๆ ซึ่งความถี่ในการสั่นสะเทือน หรือความถี่ในการทำงานของเครื่องจักรนั้นสัมพันธ์กับความถี่ธรรมชาติก็จะเกิดการสั่นพ้อง (Resonance) ทำให้เกิดการสั่นอย่างรุนแรง ซึ่งเป็นสาเหตุที่ทำให้ชิ้นงานเกิดความเสียหายได้ แต่ถ้าหากเครื่องจักรทำงานไม่ตรงกับความถี่ธรรมชาติ การสั่นพ้องก็จะไม่เกิดขึ้น และชิ้นงานก็ไม่สั่นรุนแรง เมื่อเครื่องจักรต้องทำงานช่วงความถี่ที่ตรงกับความถี่ธรรมชาติ หรือความถี่ในการเดินเครื่องต้องผ่านความถี่ธรรมชาติเป็นประจำ สามารถที่จะแก้ไขได้โดยการเปลี่ยนรูปทรงของชิ้นส่วนของเครื่องจักรให้แข็งแรงมากยิ่งขึ้นก็จะสามารถแก้ไขปัญหาการสั่นพ้องกับความถี่ธรรมชาติได้ นอกจากนี้สามารถลดการสั่นสะเทือนของระบบ หรือเครื่องจักรได้โดยตรง โดยการติดตั้งตัวดูดซับการสั่นสะเทือนเข้าไปในระบบ ทำให้การตอบสนองเชิงความถี่ของระบบเปลี่ยนไป หากเลือกใช้ขนาดของตัวดูดซับการสั่นสะเทือนได้เหมาะสม จะสามารถออกแบบให้ช่วงใช้งานเดิมที่มีความถี่ใกล้เคียงหรือเท่ากับความถี่ธรรมชาติ กลายเป็นช่วงที่มีขนาดการสั่นสะเทือนน้อยของระบบใหม่ได้

## 2.4 การวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือน

การศึกษานี้จะทำการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนทั้งบนโดเมนเวลาและบนโดเมนความถี่ ซึ่งในแต่ละวิธีจะมีเทคนิคการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันไป โดยมีรายละเอียด ดังต่อไปนี้

### 2.4.1 การวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลา

สัญญาณการสั่นสะเทือนที่บันทึกได้จากเครื่องจะถูกบันทึกสัญญาณบนโดเมนเวลาที่มีแอมพลิจูดแปรผันตามเวลา การวิเคราะห์นี้จะพิจารณาจากการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดของสัญญาณ ซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายและเป็นวิธีการวิเคราะห์ที่ไม่ซับซ้อน ตัวอย่างสัญญาณการสั่นสะเทือนของเครื่องในสภาวะการทำงานปกติ ขณะทำงานที่ความเร็วรอบ 1200 rpm แสดงดังรูปที่ 2.7 โดยที่กราฟแสดงสัญญาณจะมีแกนตั้งเป็นแอมพลิจูดของสัญญาณในหน่วยโวลต์ (V) และแกนนอนเป็นเวลาในหน่วยวินาที (s)



รูปที่ 2.7 ตัวอย่างสัญญาณการสั่นสะเทือนของเครื่องปกติขณะทำงาน

ทั้งนี้ การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลาเป็นวิธีที่นิยมใช้ โดยมักนำค่าพารามิเตอร์ทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าสูงสุด ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน เป็นต้น มาใช้ในการวิเคราะห์ ซึ่งสามารถคำนวณหาพารามิเตอร์ทางสถิติได้ดังสมการที่ (1) – (6)

- ค่าเฉลี่ย (Average)

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$



- ค่าสูงสุด (Maximum value)

$$\text{MAX} = x_{\max} \quad (2)$$

- ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation)

$$\text{STD} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3)$$

- ค่าความแปรปรวน (Variance)

$$\text{VAR} = S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (4)$$

- ค่าความเบ้ (Skewness)

$$\text{SKE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \quad (5)$$

- ค่าความโด่ง (Kurtosis)

$$\text{KUR} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 \quad (6)$$

#### 2.4.2 การวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนความถี่

เนื่องจากสัญญาณการสั่นสะเทือนที่บันทึกได้มักถูกบันทึกสัญญาณบนโดเมนเวลา จึงต้องทำการแปลงสัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาให้เป็นโดเมนความถี่ เพื่อให้สามารถวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนความถี่ได้ ซึ่งการแปลงสัญญาณสามารถทำได้หลายวิธี เช่น

##### 2.4.2.1 การแปลงฟูเรียร์เร็ว

การแปลงฟูเรียร์เร็ว (Fast Fourier Transform, FFT) [24] เป็นเครื่องมือหนึ่งที่ใช้ในการหาสเปกตรัมของฟังก์ชัน โดยจะทำการแปลงสัญญาณบนโดเมนเวลาให้อยู่บนโดเมนความถี่ ทั้งนี้ เนื่องจากการคำนวณด้วยวิธีการแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Fourier Transform,



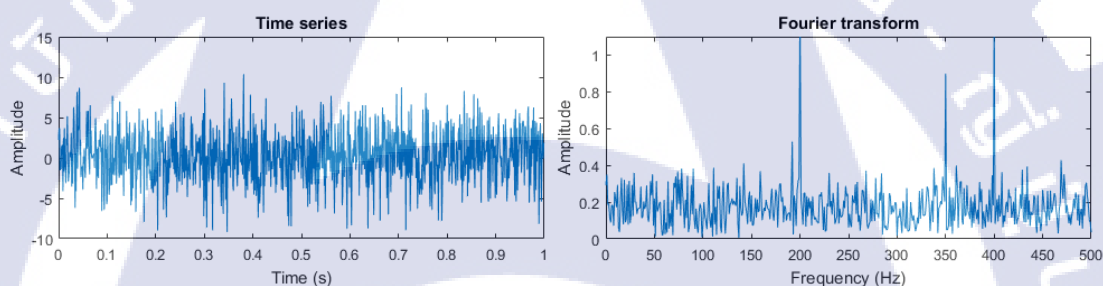
DFT) ใช้เวลานาน วิธี FFT จึงถูกคิดค้นขึ้นเพื่อให้การแปลงสัญญาณรวดเร็วมากยิ่งขึ้น โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (7)

$$X(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-i\omega t} dt \quad (7)$$

เมื่อกำหนดให้  $X(\omega)$  คือ ผลการแปลงฟูเรียร์ของ  $x(t)$

$\omega$  คือ ความถี่ (rad/s)

ตัวอย่างสัญญาณบนโดเมนเวลาดังรูปที่ 2.8(ก) จะถูกแปลงเป็นสัญญาณบนโดเมนความถี่ดังรูปที่ 2.8(ข) ด้วยเทคนิค FFT โดยมีแกนตั้งเป็นขนาดของแอมพลิจูด และแกนนอนเป็นความถี่ในหน่วย Hz



(ก) สัญญาณบนโดเมนเวลา

(ข) สัญญาณบนโดเมนความถี่

รูปที่ 2.8 ตัวอย่างการแปลงสัญญาณด้วยเทคนิค FFT [25]

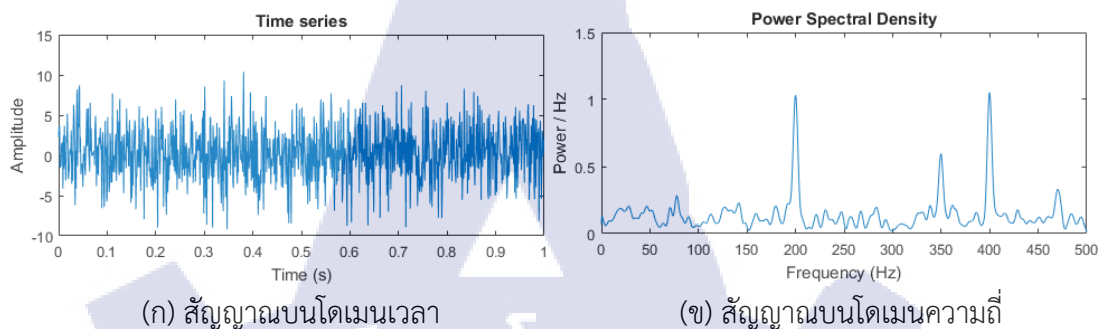
#### 2.4.2.2 การหาค่าความหนาแน่นสเปกตรัม

ค่าความหนาแน่นสเปกตรัม (Power Spectral Density, PSD) เป็นการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงความเข้มของพลังงาน และแสดงพลังงานที่เปลี่ยนแปลงไปในรูปแบบของฟังก์ชันความถี่ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (8) โดยกำหนดให้  $\phi(\omega)$  คือ ค่าความหนาแน่นสเปกตรัม

$$\phi(\omega) = |X(\omega)|^2 = \left| \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-i\omega t} dt \right|^2 \quad (8)$$

ตัวอย่างสัญญาณบนโดเมนเวลาดังรูปที่ 2.9(ก) ได้ผลการแปลงค่าความหนาแน่นสเปกตรัมของสัญญาณแสดงดังรูปที่ 2.9(ข) โดยกราฟที่ได้จากการแปลงสัญญาณด้วยวิธีนี้มีแกนตั้ง

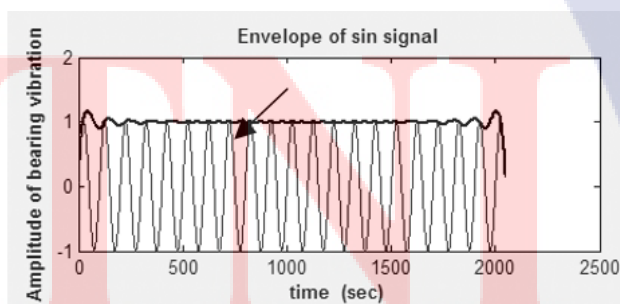
เป็นความหนาแน่นสเปกตรัมในหน่วยของกำลัง (Power) ต่อ Hz หรือพลังงาน (Energy) ต่อ Hz และ  
 แกนนอนเป็นความถี่ในหน่วย Hz



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการแปลงสัญญาณด้วยวิธีหาค่าความหนาแน่นสเปกตรัม [25]

#### 2.4.2.3 การแปลงฮิลเบิร์ต

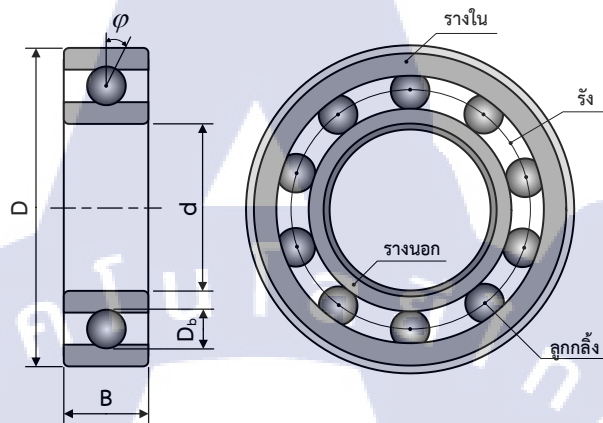
การแปลงฮิลเบิร์ต (Hibert Transform) [24] เป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการประมวลผลสัญญาณ ทำให้สัญญาณใหม่ที่ได้มีเฟสเลื่อนไป  $90^\circ$  จากสัญญาณเดิม ทั้งนี้ การแปลงฮิลเบิร์ตนิยมใช้ร่วมกับฟังก์ชันคลุ่ม (Envelope function) โดยฟังก์ชันคลุ่มเป็นเทคนิคที่ใช้วิเคราะห์สัญญาณโดยการคลุ่มจุดยอดของสัญญาณที่วัดมา เช่น เมื่อแปลงฮิลเบิร์ตของสัญญาณ  $\sin(\omega_0 t)$  และการหาฟังก์ชันคลุ่มของสัญญาณแสดงดังรูปที่ 2.10 กราฟฟังก์ชันคลุ่มของ  $\sin(\omega_0 t)$  จะเป็นเส้นที่ลากต่อจุดยอดของกราฟ  $\sin(\omega_0 t)$  และมีขนาดเท่ากับ 1



รูปที่ 2.10 ตัวอย่างกราฟฟังก์ชันคลุ่มของสัญญาณ  $\sin(\omega_0 t)$  [24]

เมื่อสัญญาณอยู่บนโดเมนความถี่ มักนำค่าความถี่ที่เกี่ยวกับการเสียหายของแบร้ง (Bearing defect frequency) มาใช้ในการวิเคราะห์ โดยความถี่ที่เกี่ยวกับการเสียหายของแบร้ง [21,26] ประกอบไปด้วยความถี่พื้นฐานของการสั่นสะเทือน ซึ่งขึ้นอยู่กับลักษณะรูปทรงหรือรูปร่าง

ของแบริ่งที่เกี่ยวกับขนาดของแบริ่ง จำนวนลูกกลิ้ง และมุมสัมผัส (Contact angle) ดังรูปที่ 2.11 ซึ่งแสดงถึงโครงสร้างแบริ่งแบบลูกกลิ้ง ความถี่เหล่านี้จะใช้สำหรับงานที่เป็นเพลาหมุน สามารถแบ่งความถี่ได้เป็น 4 ประเภท ดังนี้



รูปที่ 2.11 โครงสร้างแบริ่งแบบลูกกลิ้ง

- ความถี่รางใน (Inner race fault frequency)

$$f_i = \frac{N_b}{2} f_s \left( 1 + \frac{D_b}{D_c} \cos \phi \right) \quad (9)$$

- ความถี่รางนอก (Outer race fault frequency)

$$f_o = \frac{N_b}{2} f_s \left( 1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \phi \right) \quad (10)$$

- ความถี่ลูกกลิ้ง (Rolling element fault frequency)

$$f_b = \frac{D_c}{D_b} f_s \left( 1 - \left( \frac{D_b}{D_c} \cos \phi \right)^2 \right) \quad (11)$$

- ความถี่รัง (Cage fault frequency)

$$f_c = \frac{f_s}{2} \left( 1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \phi \right) \quad (12)$$

เมื่อกำหนดให้  $f_s$  คือ ความถี่การหมุนของมอเตอร์ (Hz)

$D_c$  คือ ความยาวพิทช์ของแปรง (mm)

สามารถหาได้จาก  $D_c = (D + d)/2$

$D_b$  คือ เส้นผ่านศูนย์กลางลูกกลิ้ง (mm)

$N_b$  คือ จำนวนลูกกลิ้ง

$\varphi$  คือ มุมสัมผัสลูกกลิ้ง ( $^\circ$ )

โดยทั่วไปความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการเสียหายของแปรงเหล่านี้ สามารถคำนวณได้ทั้งจากสมการที่ (9) – (12) และจากเว็บไซต์ของผู้ผลิตแปรงได้ เช่น SKF [27], NTN [28] เป็นต้น

## 2.5 การนอร์มัลไลเซชัน

การนอร์มัลไลเซชัน (Normalization) เป็นวิธีการปรับเปลี่ยนโครงสร้างของข้อมูลวิธีหนึ่ง เพื่อลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลและหลีกเลี่ยงความผิดปกติที่อาจเกิดขึ้นกับข้อมูลได้ ทำให้ลดพื้นที่ในการจัดเก็บข้อมูลและยังเพิ่มความถูกต้องให้กับข้อมูลอีกด้วย สำหรับวิธี Normalization ที่นิยมใช้กันมีดังนี้

### 2.5.1 Min-max normalization

การนอร์มัลไลเซชันแบบ Min-Max นี้ เป็นวิธีการปรับลดขนาดช่วงของข้อมูล โดยข้อมูลที่มีค่าต่ำสุดในชุดข้อมูลนั้น ๆ จะถูกปรับให้มีค่าเท่ากับ 0 ในขณะที่ข้อมูลที่มีค่าสูงสุดจะถูกปรับให้มีค่าเท่ากับ 1 และสำหรับข้อมูลที่มีค่าอยู่ระหว่างค่าต่ำสุดและค่าสูงสุด เมื่อนำมาปรับลดขนาดจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (13)

ตัวอย่างการทำการนอร์มัลไลเซชันแบบ Min-Max กับข้อมูลแสดงดังรูปที่ 2.12(ก) โดยกราฟบนเป็นข้อมูลดิบ และกราฟล่างเป็นการนอร์มัลไลเซชันของข้อมูล

$$x_n = \frac{x_0 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (13)$$

เมื่อกำหนดให้  $x_n$  คือ ข้อมูลใหม่ที่ถูกปรับลดขนาดแล้ว

$x_0$  คือ ข้อมูลเดิมที่ยังไม่ถูกปรับลดขนาด

$x_{min}$  คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำสุดในชุดข้อมูลนั้น

$x_{max}$  คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงสุดในชุดข้อมูลนั้น

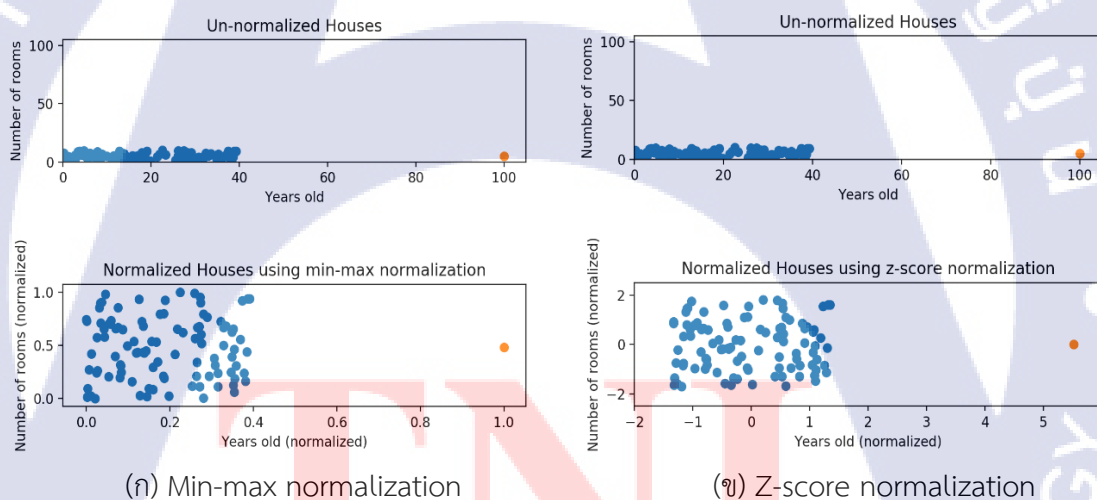
### 2.5.2 Z-score normalization

การนอร์มัลไลเซชันแบบ Z-score เป็นวิธีการปรับลดขนาดช่วงของข้อมูล โดยช่วงของข้อมูลใหม่จะถูกกำหนดได้จากส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของชุดข้อมูลนั้น ๆ หากข้อมูลที่มีค่าใกล้เคียงค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูล ค่าที่ถูกปรับใหม่จะถูกปรับให้มีค่าเข้าใกล้ 0 ซึ่งคำนวณได้ดังสมการที่ (14)

ตัวอย่างการทำนอร์มัลไลเซชันแบบ Z-score กับข้อมูลแสดงดังรูปที่ 2.12(ข) โดยกราฟบนเป็นข้อมูลดิบ และกราฟล่างเป็นการนอร์มัลไลเซชันของข้อมูล

$$x_n = \frac{x_0 - \bar{x}}{\sigma} \quad (14)$$

เมื่อกำหนดให้  $x_n$  คือ ข้อมูลใหม่ที่ถูกปรับลดขนาดแล้ว  
 $x_0$  คือ ข้อมูลเดิมที่ยังไม่ถูกปรับลดขนาด  
 $\bar{x}$  คือ ค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูล  
 $\sigma$  คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของชุดข้อมูล



รูปที่ 2.12 วิธี Normalization [29]

## 2.6 โครงข่ายประสาทเทียม

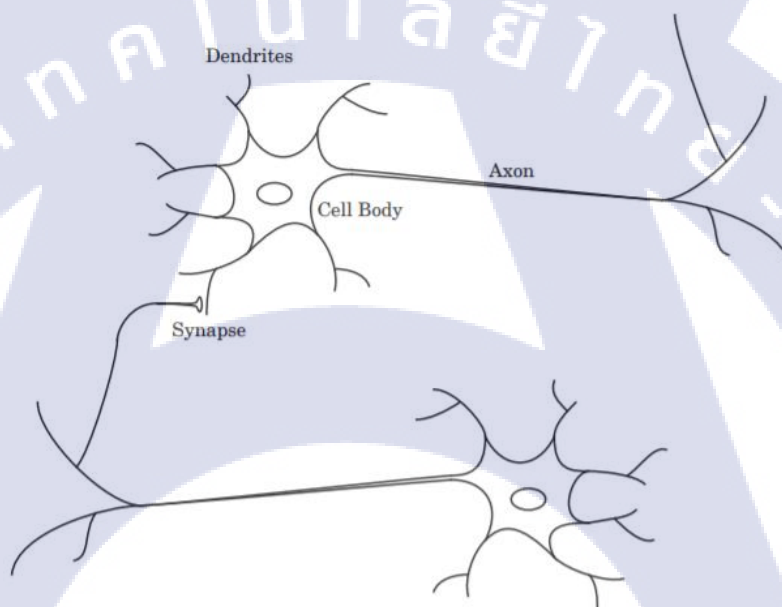
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks, ANN) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานมาจากสมองของมนุษย์ โดยเรียนรู้จากชุดข้อมูลอินพุต (Input) ตามกฎการเรียนรู้ หลังจากที่ได้เรียนรู้ชุดข้อมูลเหล่านั้นแล้ว ทำให้เห็นรูปแบบของชุดข้อมูลที่ซ่อนอยู่ภายใน ซึ่งมีลักษณะการทำงานแบบไม่เป็น



เส้นตรง (Non-linear) ทำให้สามารถคาดการณ์ข้อมูลได้อย่างแม่นยำ โดยไม่ต้องอาศัยข้อมูลจำนวนมาก

### 2.6.1 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม

ANN ได้ถูกพัฒนาขึ้น โดยอาศัยรูปแบบและหลักการทำงานมาจากสมองมนุษย์ โดยสมองมีส่วนประกอบการทำงานหลัก คือ เซลล์ประสาท ซึ่งเซลล์ประสาทมีส่วนประกอบพื้นฐาน 4 ส่วน คือ เดนไดรต์ (Dendrites), โซมา (Soma หรือ Cell body), แอ็คซอน (Axon) และไซแนปส์ (Synapses) ดังแสดงในรูปที่ 2.13



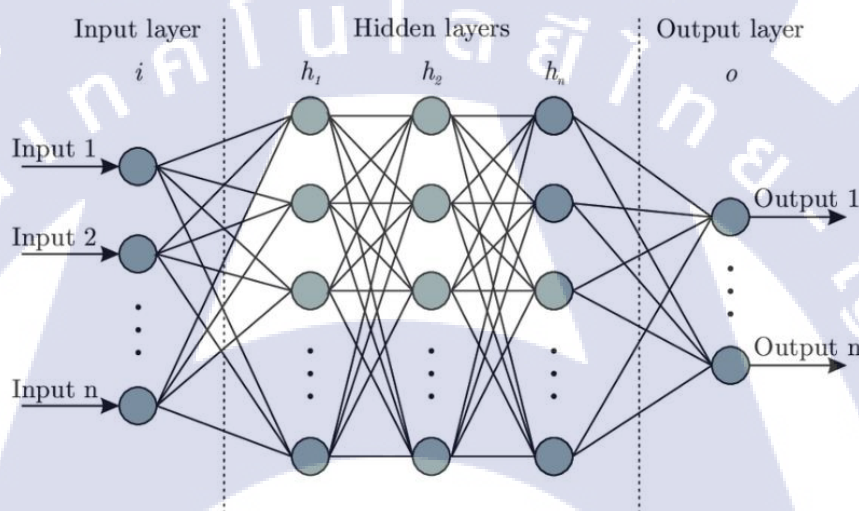
รูปที่ 2.13 เซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ [30]

เดนไดรต์เป็นส่วนที่ยื่นออกมาจากโซมา ทำหน้าที่ในการรับกระแสประสาท มาจากช่องว่างระหว่างเซลล์ประสาท หรือไซแนปส์ และส่งต่อไปยังโซมา โดยกระแสประสาทเป็นสัญญาณทางไฟฟ้าเคมีที่เกิดจากการกระตุ้นจากเซลล์ประสาทอื่น ๆ เมื่อโซมาได้รับกระแสประสาทแล้วจะทำการประมวลผลสัญญาณที่รับเข้ามา แล้วส่งต่อผลการประมวลผล หรือข้อมูลเอาต์พุต (Output) ออกไปยังเซลล์ประสาทอื่น ๆ ผ่านทางแอ็คซอน และไซแนปส์

กระบวนการเรียนรู้ของมนุษย์เกิดขึ้นจากเซลล์ประสาท [31] ทำหน้าที่ประมวลข้อมูล โดยการเปลี่ยนระหว่างประจุไฟฟ้าและสารเคมีในเซลล์ เพื่อส่งผ่านสัญญาณจากเซลล์หนึ่งไปยังอีกเซลล์หนึ่ง เซลล์ประสาทจะทำงานโดยส่งสัญญาณผ่านไปตามแอ็คซอนไปที่ไซแนปส์ และเดนไดรต์ของ

เซลล์ประสาทอีกตัว จะทำหน้าที่ในการรับข้อมูลจากไซแนปส์ของเซลล์ประสาทก่อนหน้า เกิดการเชื่อมโยงติดต่อกันระหว่างเซลล์ประสาทนับพันตัว ซึ่งเชื่อกันว่าความรู้ทั้งหมดของมนุษย์จะเก็บไว้ในจุดเชื่อมโยงต่าง ๆ โดยขึ้นอยู่กับความเข้มของการเชื่อมโยงนั้น ๆ ด้วย สิ่งเหล่านี้ทำให้มนุษย์สามารถเรียนรู้ คิด จดจำ และระลึกถึงสิ่งที่จดจำไว้ เพื่อให้สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ต่อ ๆ ไป

ANN มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกับสมองของมนุษย์ ในด้านการเรียนรู้และจดจำ กล่าวคือ เมื่อได้รับการเรียนรู้ในเรื่องบางเรื่องหลาย ๆ ครั้ง ก็จะเกิดการจดจำ และเมื่อพบในสิ่งที่ไม่เคยได้เรียนรู้มาก่อน ก็จะสามารถคิดและคาดการณ์ได้เรื่องบางเรื่องได้ จากความรู้ที่ได้จากการเรียนรู้ที่ผ่านมา ซึ่ง ANN ประกอบไปด้วย 3 ชั้นหลัก ดังแสดงในรูปที่ 2.14 ดังนี้



รูปที่ 2.14 ลักษณะโครงข่ายของ ANN [32]

#### 2.6.1.1 ชั้นรับข้อมูล (Input layer)

ชั้นรับข้อมูลเป็นชั้นที่รองรับข้อมูลอินพุต (Input) เข้าสู่ ANN ซึ่งทำหน้าที่รับข้อมูลเท่านั้น ไม่มีการประมวลผล โดยส่วนที่ทำหน้าที่รับข้อมูล คือ โหนดรับข้อมูล (Input nodes)

#### 2.6.1.2 ชั้นซ่อน (Hidden layer)

ชั้นซ่อนอาจมีเพียงหนึ่งชั้นหรือมากกว่านั้นก็ได้ แต่ละชั้นซ่อนจะประกอบไปด้วยเส้นเชื่อมหรือนิวรอน (Neuron) จำนวนมาก ทำหน้าที่แปลงข้อมูลที่ได้รับเข้ามาโดยการถ่วงน้ำหนัก เป็นชั้นที่เพิ่มความสามารถในการจัดกลุ่มข้อมูลเพื่อที่จะส่งต่อไปยังชั้นแสดงผล (Output layer)

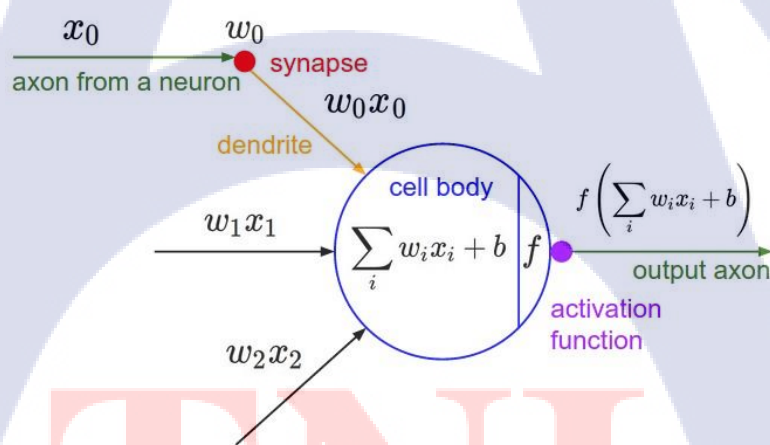
ความสามารถในการจัดกลุ่มของโครงข่ายขึ้นอยู่กับจำนวนของเส้นเชื่อม โครงข่ายจะมีความสามารถต่ำ หากเลือกใช้จำนวนนิวรอนน้อยเกินไป แต่หากใช้จำนวนนิวรอนที่มากเกินไป จะทำให้โครงข่ายเกิดโอเวอร์ฟิตติง (Over fitting) และใช้เวลาในการเรียนรู้นาน การเกิดโอเวอร์ฟิตติง

จะส่งผลให้โครงข่ายสามารถจำแนกข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาได้อย่างแม่นยำ แต่หากนำไปจำแนกข้อมูลอื่นที่ไม่เคยเห็นมาก่อน จะไม่สามารถจำแนกข้อมูลได้อย่างแม่นยำ

### 2.6.1.3 ชั้นแสดงผล (Output layer)

ชั้นแสดงผลทำหน้าที่แสดงข้อมูลเอาต์พุต (Output) หรือผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณจากการเรียนรู้ของ ANN ซึ่งจำนวนหน่วยประมวลผลย่อย หรือโหนด (Node) ในชั้นแสดงผลจะขึ้นอยู่กับจำนวนกลุ่มข้อมูลที่ต้องการจัด

การประมวลผลต่าง ๆ ของ ANN จะเกิดขึ้นที่โหนด โดยโหนดจะจำลองลักษณะการทำงานของไซมา โหนดแต่ละโหนดที่เชื่อมต่อกันจำลองมาจากการเชื่อมต่อกันของเดนไดรต์และแอกซอนในระบบประสาท ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) หรือบางครั้งก็เรียก ฟังก์ชันส่งผ่าน (Transfer function) กำหนดลักษณะของสัญญาณที่จะส่งออก ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานภายในไซมา ดังแสดงในรูปที่ 2.15 ซึ่ง ANN ประกอบไปด้วย 6 องค์ประกอบที่สำคัญ [33] คือ



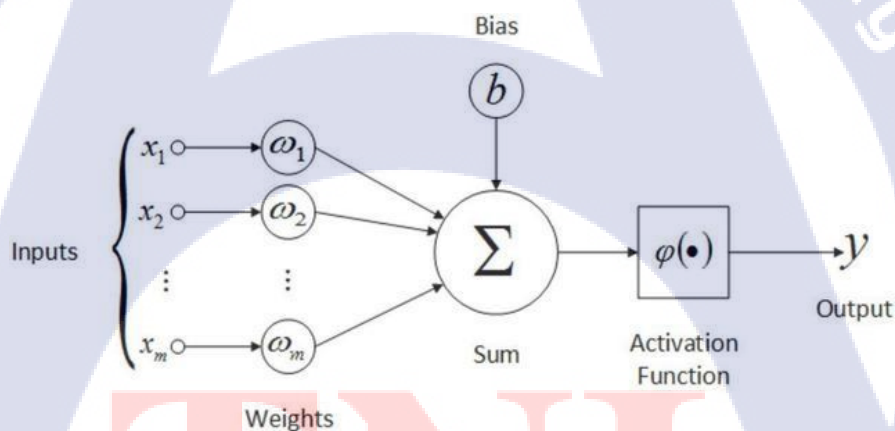
รูปที่ 2.15 ลักษณะของเซลล์ประสาทเปรียบเทียบกับเทคนิค ANN [34]

- **ข้อมูลอินพุต (Input)** เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ จำเป็นต้องเปลี่ยนข้อมูลเหล่านั้นให้อยู่ในรูปของข้อมูลเชิงปริมาณก่อน
- **ข้อมูลเอาต์พุต (Output)** เป็นผลลัพธ์จากการคำนวณจากการเรียนรู้ของ ANN
- **ค่าน้ำหนัก (Weight)** เป็นสิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของ ANN ค่านี้จะถูกเก็บไว้ เพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

- ค่าไบอัส (Bias) เป็นค่าคงที่ค่าหนึ่ง ซึ่งจะถูกนำไปรวมกับผลคูณของข้อมูลอินพุต และค่าน้ำหนัก ก่อนที่จะนำไปเข้าฟังก์ชันกระตุ้น ทำหน้าที่ในการปรับค่า เพื่อให้โครงข่ายมีความยืดหยุ่นในการคำนวณมากยิ่งขึ้น
- ฟังก์ชันผลรวม (Summation function) เป็นฟังก์ชันผลรวมของข้อมูลอินพุต ( $x_i$ ), ค่าน้ำหนัก ( $w_i$ ) และค่าไบอัส ( $b$ ) ดังสมการที่ (15)

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \quad (15)$$

- ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) เป็นส่วนที่รับค่าเชิงตัวเลขที่ได้จากฟังก์ชันผลรวม แล้วทำการตัดสินใจว่าจะส่งข้อมูลเอาต์พุตออกไปในรูปแบบใด ฟังก์ชันกระตุ้นนี้สามารถส่งข้อมูลออกไปในรูปแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นได้ ทั้งนี้ การเลือกใช้ฟังก์ชันกระตุ้นจะขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบที่นำมา ANN ไปประยุกต์ใช้ ฟังก์ชันกระตุ้นมีอยู่หลากหลายรูปแบบสามารถสรุปรายละเอียดได้ดังตารางที่ 2.2



รูปที่ 2.16 องค์ประกอบของเทคนิค ANN [35]

ตารางที่ 2.2 ประเภทของฟังก์ชันกระตุ้น [30,36]

| ชื่อฟังก์ชัน | สมการความสัมพันธ์                             | ฟังก์ชันใน MATLAB | สัญลักษณ์ | กราฟความสัมพันธ์ | ตัวอย่าง           |
|--------------|-----------------------------------------------|-------------------|-----------|------------------|--------------------|
| Hard Limit   | $a = 0 \quad n < 0$<br>$a = 1 \quad n \geq 0$ | hardlim           |           |                  | Perceptron variant |

ตารางที่ 2.2 ประเภทของฟังก์ชันกระตุ้น [30,36] (ต่อ)

| ชื่อฟังก์ชัน                | สมการความสัมพันธ์                                                              | ฟังก์ชันใน MATLAB | สัญลักษณ์ | กราฟความสัมพันธ์ | ตัวอย่าง                              |
|-----------------------------|--------------------------------------------------------------------------------|-------------------|-----------|------------------|---------------------------------------|
| Symmetrical Hard Limit      | $a = -1 \quad n < 0$<br>$a = +1 \quad n \geq 0$                                | hardlims          |           |                  | Perceptron variant                    |
| Linear                      | $a = n$                                                                        | purelin           |           |                  | Adaline, Linear regression            |
| Saturating Linear           | $a = 0 \quad n < 0$<br>$a = n \quad 0 \leq n \leq 1$<br>$a = 1 \quad n > 1$    | satlin            |           |                  | -                                     |
| Symmetric Saturating Linear | $a = -1 \quad n < -1$<br>$a = n \quad -1 \leq n \leq 1$<br>$a = 1 \quad n > 1$ | satlins           |           |                  | -                                     |
| Log – Sigmoid               | $a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$                                                     | logsig            |           |                  | Logistic regression, Multi – layer NN |
| Hyperbolic Tangent Sigmoid  | $a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$                                        | tansig            |           |                  | Multi – layer neural networks         |
| Positive Linear             | $a = 0 \quad n < 0$<br>$a = n \quad n \geq 0$                                  | poslin            |           |                  | Multi – layer neural networks         |
| Competitive                 | $a = 1$<br><i>neuron with max n</i><br>$a = 0$<br><i>all other neurons</i>     | compet            |           |                  | -                                     |



### 2.6.2 ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม

ANN ประกอบไปด้วยโหนดจำนวนมากเชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อกันนี้ทำให้สามารถแบ่งโครงข่ายออกได้ 3 ชั้นหลัก คือ ชั้นรับข้อมูล (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นแสดงผล (Output layer)

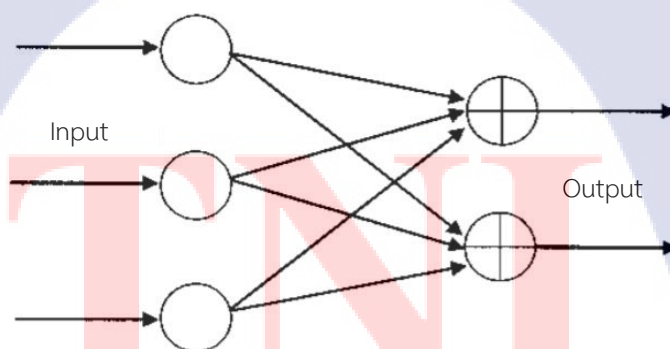
ชั้นรับข้อมูล และชั้นแสดงผลมีได้เพียง 1 ชั้น ในส่วนของชั้นซ่อนนี้สามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น ด้วยเหตุนี้จึงแบ่งประเภทตามลักษณะการป้อนของ ANN ได้ 2 ประเภท ดังนี้

2.6.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมจะมีเส้นเชื่อมที่ใช้เชื่อมระหว่างชั้นที่ติดกัน โดยจะเชื่อมโยงระหว่างโหนดทุกตัวจากชั้นหนึ่งไปยังโหนดทุกตัวของอีกชั้นหนึ่ง ในบางครั้งอาจมีการเชื่อมโยงข้ามชั้นได้ ซึ่ง Feedforward neural network นี้ ยังสามารถจัดได้เป็น 2 ประเภทย่อย คือ

- โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single-layer neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้เป็น ANN อย่างง่ายที่มีเพียงชั้นรับข้อมูลและชั้นแสดงผลเท่านั้น ดังรูปที่ 2.17 ชั้นรับข้อมูลจะทำหน้าที่รับข้อมูลอินพุต และจะส่งไปยังโหนดในชั้นแสดงผล ผ่านเส้นเชื่อมต่าง ๆ โดยเอาต์พุตที่ถูกส่งไปยังโหนดแสดงผลจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อม และฟังก์ชันกระตุ้นที่เหมาะสม ตัวอย่าง Single-layer neural network เช่น Simple perceptron และ Hopfield networks



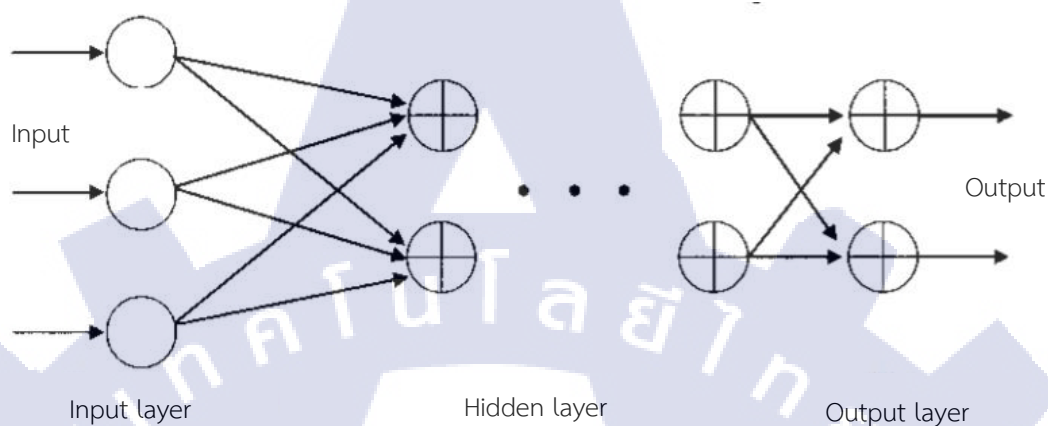
รูปที่ 2.17 โครงสร้างของ Single-layer neural network [37]

- โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้เป็น ANN ที่มีชั้นซ่อนตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายประเภทนี้จะใช้ในกรณีที่ปัญหามีความซับซ้อน และไม่สามารถแก้ได้โดยใช้ Single-layer neural network ทำ



ให้ต้องทำการเพิ่มจำนวนโหนดที่ใช้ในการคำนวณหรือชั้นซ่อนให้กับโครงข่ายดังรูปที่ 2.18 เพื่อให้สามารถคำนวณหาข้อมูลเอาต์พุตได้ตามที่ต้องการ ตัวอย่าง Multi-layer neural network เช่น Back Propagation, Self-organizing map และ Counter propagation



รูปที่ 2.18 โครงสร้างของ Multi-layer neural network [37]

#### 2.6.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีการป้อนไปเวียนกลับ (Recurrent neural network)

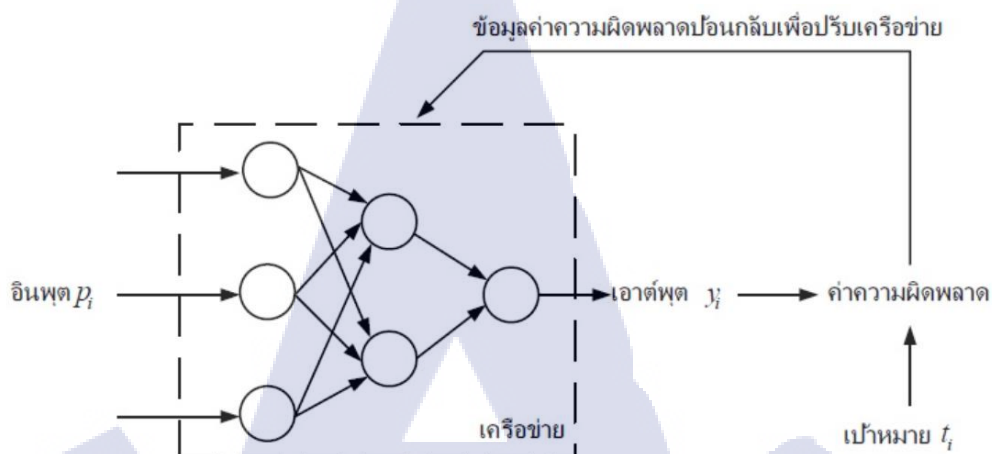
ในบางครั้งอาจมีเส้นเชื่อมที่เชื่อมโยงระหว่างโหนดชั้นหนึ่ง ย้อนกลับไปยังชั้นก่อนหน้า หรือแม้แต่ภายในชั้นเดียวกัน

#### 2.6.3 รูปแบบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

รูปแบบการเรียนรู้ตามกฎการเรียนรู้ สามารถแบ่งได้เป็น 3 ประเภท [30,38] ดังนี้

##### 2.6.3.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning)

การเรียนรู้ประเภทนี้จะทำให้ ANN ได้รับการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุต และข้อมูลเอาต์พุตที่ป้อนเข้า ANN จะทำการปรับค่าน้ำหนัก และค่าไบเอส เมื่อนำข้อมูลอินพุตที่ป้อนเข้าไปรวมเข้ากับค่าน้ำหนัก และค่าไบเอส จะได้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับข้อมูลเอาต์พุต หรือตรงกับข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการมากที่สุด ดังรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.19 ขั้นตอนการเรียนรู้แบบมีผู้สอน [33]

#### 2.6.3.2 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning)

การเรียนรู้แบบเสริมกำลังจะคล้ายคลึงกับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน แต่จะมีข้อแตกต่างกันในเรื่องข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ ANN ที่ได้รับการเรียนรู้แบบเสริมกำลังนี้จะได้รับการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุต และข้อมูลที่เป็นเกรด (Grade) หรือคะแนน (Score) ที่วัดจากประสิทธิภาพของข้อมูลอินพุตที่ป้อนเข้า แทนข้อมูลเอาต์พุต การเรียนรู้ประเภทนี้จึงไม่เป็นที่นิยมมากเท่ากับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน เนื่องจากมีความซับซ้อน และใช้เวลาในการเรียนรู้ที่มากกว่า แต่จะเหมาะสำหรับการใช้ในระบบควบคุม (Control system)

#### 2.6.3.3 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนี้ คำนวณน้ำหนักและค่าไบเอสจะถูกปรับเปลี่ยนตามข้อมูลอินพุตเท่านั้น จะไม่มีการป้อนข้อมูลเอาต์พุตเข้าร่วมในการเรียนรู้ด้วย การเรียนรู้ประเภทนี้นิยมใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล โดยจะทำการจัดกลุ่มตามข้อมูลอินพุตที่ ANN ได้รับเท่านั้น

#### 2.6.4 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

สามารถแบ่งประเภทตามการใช้งานได้ 5 ประเภท ดังตารางที่ 2.3

ตารางที่ 2.3 ความแตกต่างระหว่างประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

| ประเภท                             | โครงข่ายประสาทเทียม                                                                                                                                      | การใช้งาน                              |
|------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------|
| การจัดหมวดหมู่<br>(Classification) | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Learning Vector Quantization</li> <li>- Counter-propagation</li> <li>- Probabilistic Neural Networks</li> </ul> | ใช้ข้อมูลอินพุต<br>เพื่อการจัดหมวดหมู่ |

ตารางที่ 2.3 ความแตกต่างระหว่างประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

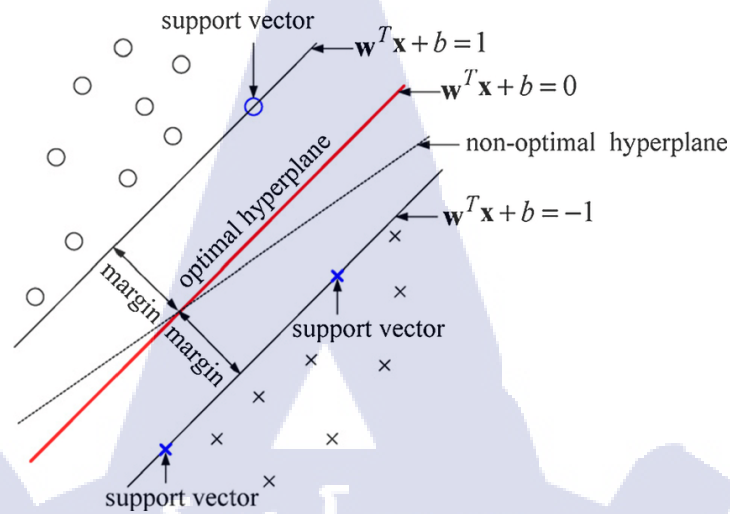
| ประเภท                                         | โครงข่ายประสาทเทียม                                                                                                                                                                                                                                                | การใช้งาน                                                    |
|------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------|
| การคาดคะเนหรือการทำนาย (Prediction)            | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Back-propagation</li> <li>- Delta Bar Delta</li> <li>- Extended Delta Bar Delta</li> <li>- Directed Random Search</li> <li>- Higher Order Neural Networks</li> <li>- Self-organizing map into Back-propagation</li> </ul> | ใช้ข้อมูลอินพุตเพื่อคาดคะเนข้อมูลเอาต์พุต                    |
| การเชื่อมโยงข้อมูล (Data Association)          | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Hopfield</li> <li>- Boltzmann Machine</li> <li>- Hamming Network</li> <li>- Bidirectional associative Memory</li> </ul>                                                                                                   | คล้ายกับการจัดหมวดหมู่ แต่จะจดจำข้อมูลที่หาค่าคาดเคลื่อนด้วย |
| กระบวนการสร้างความคิด (Data Conceptualization) | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Adaptive Resonance Network</li> <li>- Self-Organizing Map</li> </ul>                                                                                                                                                      | วิเคราะห์ข้อมูลอินพุตเพื่อการจัดกลุ่ม                        |
| การกลั่นกรองข้อมูล (Data Filtering)            | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Recirculation</li> </ul>                                                                                                                                                                                                  | ทำให้สัญญาณอินพุตราบเรียบสม่ำเสมอ                            |

## 2.7 ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน

ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine, SVM) [39] เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจัดจำ และจำแนกกลุ่มข้อมูลแบบเชิงเส้น โดยอาศัยการหาสัมประสิทธิ์ของสมการ เพื่อคำนวณหาเส้นตรงหรือระนาบไว้สำหรับแบ่งกลุ่มข้อมูล ทั้งนี้ การคำนวณหาเส้นหรือระนาบ สามารถหาได้หลากหลายรูปแบบ เส้นหรือระนาบที่เหมาะสมที่สุดจะสามารถรักษาระยะห่างระหว่าง 2 กลุ่มข้อมูลที่ใกล้กัน ให้มีระยะห่างที่มากที่สุด (Maximum Margin) ได้

เมื่อ  $x_i$  เป็นเวกเตอร์ข้อมูลอินพุต และ  $y_i$  เป็นกลุ่มของข้อมูล จากตัวอย่างในรูปที่ 2.20 ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาประกอบไปด้วย 2 กลุ่ม คือ กลุ่มข้อมูลบวก ( $y_i = +1$ ) และกลุ่มข้อมูลลบ ( $y_i = -1$ ) ระนาบที่เหมาะสมสำหรับแบ่งข้อมูล 2 กลุ่มสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (16)

$$\omega^T \cdot x_i + b = 0 \quad (16)$$



รูปที่ 2.20 ตัวอย่างระนาบแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยเทคนิค SVM [40]

ระนาบนี้สามารถจำแนกข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้ โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (17) และสมการที่ (18)

$$\omega^T \cdot x_i + b \geq 1 \text{ สำหรับ } y_i = +1 \quad (17)$$

$$\omega^T \cdot x_i + b \leq -1 \text{ สำหรับ } y_i = -1 \quad (18)$$

เมื่อกำหนดให้  $\omega$  คือ เวกเตอร์น้ำหนัก

$b$  คือ ค่าไบอัส

สำหรับที่กล่าวมาข้างต้น เป็นการจำแนกกลุ่มข้อมูลด้วยระนาบแบบเชิงเส้น ข้อมูลบางประเภทมีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น จึงไม่สามารถแบ่งกลุ่มด้วยสมการเส้นตรงได้ เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel function) จึงถูกนำมาใช้ในเทคนิค SVM เพื่อแปลงข้อมูลให้มีมิติที่สูงขึ้นและทำให้ข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นสามารถแบ่งกลุ่มได้ โดย Kernel function นี้เป็นฟังก์ชันที่ใช้วัดระยะห่างข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งความสามารถในการจำแนกข้อมูลจะขึ้นอยู่กับประเภทของข้อมูล และ Kernel function ที่เลือกใช้

สำหรับการสร้างเส้นหรือระนาบในการแบ่งกลุ่มข้อมูลนั้น สามารถสร้างได้หลากหลายแบบ ขึ้นอยู่กับชนิดของ Kernel function โดย Kernel function ที่เหมาะสมที่สุดจะสามารถสร้างเส้น

หรือระนาบที่รักษาระยะห่างมากที่สุดระหว่าง 2 กลุ่มข้อมูลที่ใกล้กันมากที่สุด ทั้งนี้ Kernel function [41,42] ที่นิยมใช้มีดังนี้

- เส้นตรง (Linear)

$$G(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (19)$$

- โพลีโนเมียล (Polynomial)

$$G(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^d \quad (20)$$

- เรเดียลเบซิสฟังก์ชันหรือเกาส์เซียน (Radial Basis Function or Gaussian)

$$G(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (21)$$

เมื่อกำหนดให้  $x_i, x_j$  คือ เวกเตอร์ของข้อมูลในทิศทาง  $i$  และ  $j$

$d$  คือ ดีกรีของ Polynomial

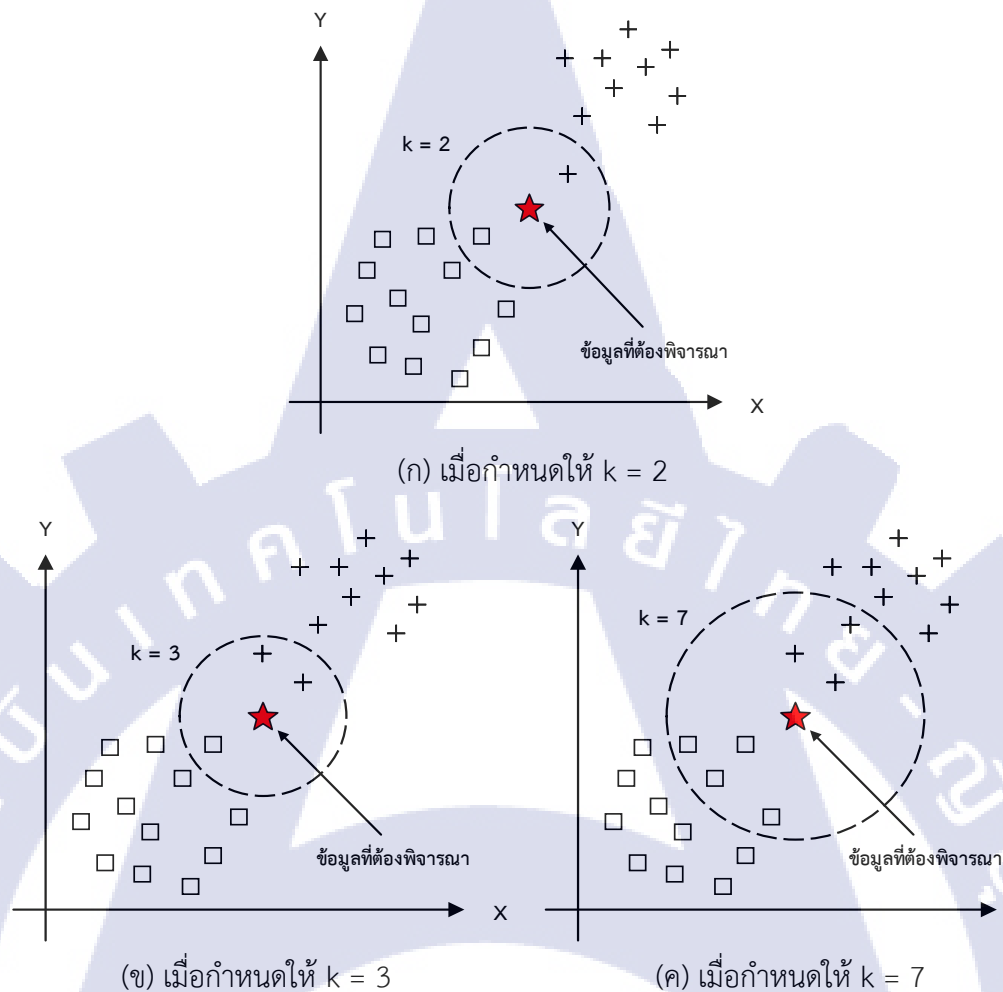
$\gamma$  คือ เคอร์เนลสเกล (Kernel scale)

## 2.8 เคเนียร์เรสเนเบอร์

เคเนียร์เรสเนเบอร์ (K-nearest neighbor, KNN) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูล โดยพิจารณาจากประเภทของข้อมูลจำนวนเพื่อนบ้าน (Number of Neighbor)  $k$  จุด ที่มีระยะห่างใกล้กับข้อมูลที่ต้องการพิจารณามากที่สุด จุดข้อมูลที่ต้องการพิจารณาจะถูกเลือกให้เป็นกลุ่มข้อมูลเดียวกันกับกลุ่มที่มีจำนวนมากที่สุดในกลุ่มข้อมูล  $k$  จุดนั้น

หลักสำคัญสำหรับเทคนิคนี้ ประกอบไปด้วย 2 อย่าง ได้แก่ จำนวนข้อมูลเพื่อนบ้าน  $k$  จุด ที่มีระยะห่างใกล้กับข้อมูลที่ต้องการพิจารณาที่สุด และการวัดระยะห่างข้อมูล 2 จุด

การเลือก  $k$  ที่ใช้ในการพิจารณา หากเลือกจำนวนที่น้อยเกินไป จะส่งผลให้ไม่ครอบคลุมข้อมูลที่ต้องนำมาพิจารณา ซึ่งทำให้ความแม่นยำในการจำแนกลดลง ในขณะที่การเลือก  $k$  ที่มากเกินไป ก็ส่งผลให้ครอบคลุมข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องจำนวนมาก ก็ส่งผลให้ความแม่นยำในการจำแนกลดลงด้วยเช่นกัน



รูปที่ 2.21 การจำแนกข้อมูลด้วยเทคนิค KNN

จากตัวอย่างในรูปที่ 2.21 ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาประกอบไปด้วย 2 กลุ่มข้อมูล คือ กลุ่มข้อมูลสี่เหลี่ยม และกลุ่มข้อมูลบวก และสำหรับข้อมูลดาวเป็นข้อมูลใหม่ที่ถูกลบเข้ามาเพื่อทำการจำแนกประเภทของข้อมูล จะสังเกตได้ว่า หากกำหนดให้  $k = 2$  (จำนวนคู่) ดังรูปที่ 2.21(ก) จะทำให้เกิดปัญหาในการพิจารณาข้อมูล เนื่องจากมีข้อมูล 2 ตัวที่ใกล้กับข้อมูลใหม่ที่พิจารณา ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลสี่เหลี่ยม 1 ตัว และข้อมูลบวก 1 ตัว ทำให้ไม่สามารถสรุปได้ว่าข้อมูลใหม่นี้จะถูกจำแนกให้เป็นข้อมูลกลุ่มใด เนื่องจากข้อมูลที่มาจากคนละกลุ่มมีจำนวนที่เท่ากัน ดังนั้นในกรณีที่ศึกษาข้อมูลเพียง 2 กลุ่ม จึงควรเลือกจำนวน  $k$  เป็นจำนวนคี่ แต่ในกรณีที่ศึกษาข้อมูลที่มากกว่า 2 กลุ่มขึ้นไป การกำหนดให้จำนวน  $k$  เป็นจำนวนคี่จะไม่สามารถแก้ปัญหาข้างต้นได้ เนื่องจากยังมีโอกาสที่จะเกิดปัญหาที่ข้อมูลที่มาจากคนละกลุ่มมีจำนวนที่เท่ากันได้



ทั้งนี้ การเลือก  $k$  ให้เหมาะสมกับข้อมูลก็เป็นอีกสิ่งที่สำคัญ เพื่อให้สามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลได้ดีที่สุด ซึ่งการเลือกจำนวน  $k$  นี้ ขึ้นอยู่กับแต่ละข้อมูลว่าเหมาะสมกับค่า  $k$  ที่เท่าใด ดังแสดงในรูปที่ 2.21(ข) และรูปที่ 2.21(ค) หากกำหนดให้  $k = 3$  นั่นคือ ข้อมูลที่ใกล้กับข้อมูลดาว 3 ตัว จะถูกนำมาพิจารณาดังรูป ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลสี่เหลี่ยม 1 ตัว และข้อมูลบวก 2 ตัว ข้อมูลใหม่ที่ถูกป้อนเข้ามานี้จะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลบวก เนื่องจากจำนวนข้อมูลบวกมากกว่าจำนวนข้อมูลสี่เหลี่ยม ในขณะที่หากกำหนดให้  $k = 7$  ข้อมูลใหม่จะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลสี่เหลี่ยม เนื่องจากจำนวนข้อมูลสี่เหลี่ยมมากกว่าจำนวนข้อมูลบวก เป็นต้น

การวัดระยะห่างระหว่างข้อมูล 2 จุดด้วยเมตริกซ์ระยะทาง (Distance metric) เป็นอีกสิ่งหนึ่งที่สำคัญ Distance metric มีหลากหลายประเภท การใช้ Distance metric ที่เหมาะสมกับข้อมูล จะส่งผลให้การจำแนกกลุ่มข้อมูลมีความแม่นยำสูง ซึ่ง Distance metric ที่นิยม [43] มีดังนี้

#### 2.8.1 ระยะห่างแบบมินโควสกี (Minkowski distance)

$$d(x, y) = (\sum_{i=1}^n \|x_i - y_i\|^p)^{\frac{1}{p}} \quad (22)$$

เมื่อกำหนดให้  $x, y$  คือ เวกเตอร์ของข้อมูล

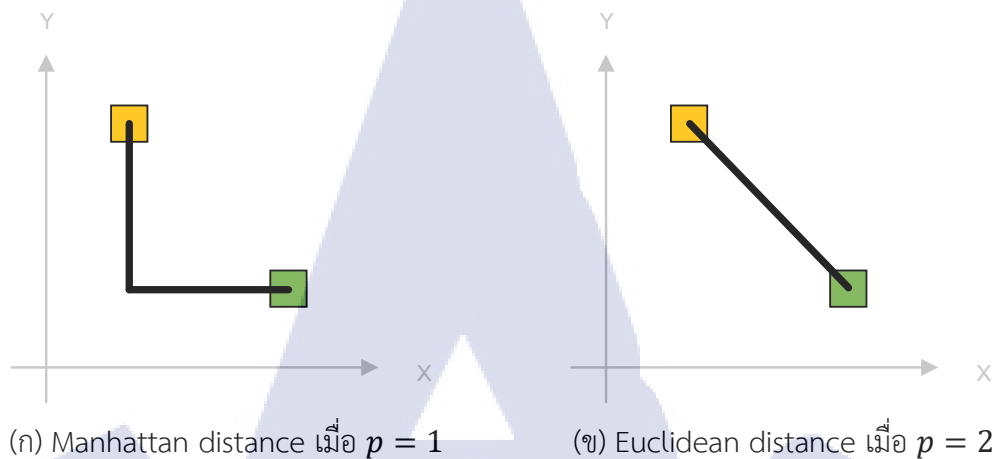
$p$  คือ จำนวนเต็มบวกจำนวนหนึ่ง

หากกำหนดให้  $p = 1$  จะได้ระยะห่างแบบแมนฮัตตัน (Manhattan distance) หรือ City block distance ดังรูปที่ 2.22(ก) ซึ่งเป็นการวัดระยะห่างจากค่าผลรวมของความแตกต่างสัมบูรณ์ของข้อมูล 2 จุด

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n \|x_i - y_i\| \quad (23)$$

หากกำหนดให้  $p = 2$  จะได้ระยะห่างแบบยูคลิด (Euclidean distance) ดังรูปที่ 2.22(ข) ซึ่งเป็นการวัดระยะห่างจากรากที่สองของผลรวมของผลต่างกำลังสองของข้อมูล 2 จุด

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \|x_i - y_i\|^2} \quad (24)$$



รูปที่ 2.22 ลักษณะของ Minkowski distance เมื่อกำหนดค่า  $p$  ที่แตกต่างกัน

ทั้งนี้ เพื่อให้การจำแนกกลุ่มมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น จึงมีการนำการถ่วงน้ำหนักมาใช้ร่วมด้วย ซึ่งวิธีการจำแนกกลุ่มโดยใช้การถ่วงน้ำหนักนี้ เรียกว่า Weighted KNN โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (25)

$$\omega_i = \frac{d_k - d_i}{d_k - d_1} \quad (25)$$

เมื่อกำหนดให้  $\omega_i$  คือ น้ำหนักของข้อมูลลำดับที่  $i$

$d_i$  คือ ระยะห่างลำดับที่  $i$  ระหว่างข้อมูล  $k$  ตัวกับข้อมูลที่สนใจ

$d_1$  คือ ระยะห่างที่ใกล้ที่สุดระหว่างข้อมูล  $k$  ตัวกับข้อมูลที่สนใจ

$d_k$  คือ ระยะห่างที่ไกลที่สุดระหว่างข้อมูล  $k$  ตัวกับข้อมูลที่สนใจ

วิธีการจำแนกกลุ่มโดยใช้การถ่วงน้ำหนักนี้ จะทำการหาค่าน้ำหนักของข้อมูลที่ใกล้กับข้อมูลใหม่  $k$  จุด จากนั้นรมน้ำหนักในแต่ละกลุ่มข้อมูล ข้อมูลใหม่ที่ถูกป้อนเข้ามาจะถูกเลือกให้เป็นกลุ่มเดียวกับกลุ่มที่มีค่าน้ำหนักมากที่สุด

### 2.8.2 ระยะห่างแบบโคไซน์ (Cosine distance)

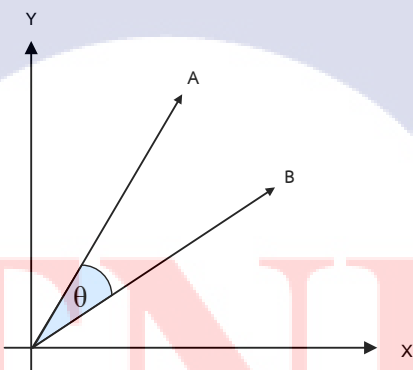
$$Sim_{cos}(A, B) = \cos\theta = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (26)$$

$$d_{\text{Cosine}}(A, B) = 1 - \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (27)$$

เมื่อกำหนดให้  $A, B$  คือ เวกเตอร์ของข้อมูล  
 $\text{Sim}_{\text{cos}}$  คือ ความเหมือนแบบโคไซน์ (Cosine similarity)  
 $d_{\text{cos}}$  คือ ระยะห่างแบบโคไซน์ (Cosine distance)

สำหรับค่า Cosine similarity เป็นค่าที่ใช้เพื่อวัดมุมที่เวกเตอร์ทั้งสองกระทำกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.23 โดยหากเวกเตอร์ทั้งสองทำมุมกัน  $0^\circ$  ค่าความเหมือนจะมีค่าเท่ากับ 1 แสดงว่าเวกเตอร์  $A$  และ  $B$  ทับซ้อนกัน หมายความว่าเวกเตอร์ทั้งสองเหมือนกัน ในขณะที่หากเวกเตอร์ทั้งสองทำมุมกัน  $90^\circ$  ค่าความเหมือนจะมีค่าเท่ากับ 0 แสดงว่าเวกเตอร์  $A$  และ  $B$  ตั้งฉากกัน หมายความว่าเวกเตอร์ทั้งสองไม่เหมือนกัน นั่นแสดงว่าหากค่า Cosine similarity ยิ่งมาก เวกเตอร์ทั้งสองยิ่งมีความเหมือนกัน ทั้งนี้ค่า Cosine similarity จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เสมอ

สำหรับ Cosine distance เป็นค่าที่ใช้เพื่อวัดความต่างของมุมของเวกเตอร์ทั้งสอง ซึ่งเป็นค่าที่ตรงข้ามกับค่า Cosine similarity นั่นคือ หาก Cosine distance ยิ่งมาก เวกเตอร์ทั้งสองยิ่งต่างกัน ทั้งนี้ Cosine distance จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เสมอ



รูปที่ 2.23 การทำมุมกันของสองเวกเตอร์

## 2.9 โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณ

โปรแกรมที่นิยมใช้ในการตรวจวัดและวิเคราะห์สัญญาณ คือ โปรแกรม LabVIEW (Laboratory virtual instrument engineering workbench) และ โปรแกรม MATLAB (Matrix laboratory) ซึ่งเป็นโปรแกรมที่นิยมใช้ทั้งในภาคการศึกษา และภาคอุตสาหกรรม เป็นโปรแกรมที่มีการพัฒนาเครื่องมือวิเคราะห์ต่าง ๆ ทำให้ลดระยะเวลาที่ใช้ในการพัฒนาโปรแกรม

โปรแกรม LabVIEW เป็นโปรแกรมที่สร้างเพื่อนำมาใช้ในการวัด และเป็นเครื่องมือวัดเสมือนจริงด้านงานทางวิศวกรรม โดย LabVIEW เป็นโปรแกรมประเภท GUI (Graphic user interface) โดยสมบูรณ์ ไม่จำเป็นต้องเขียน Code เนื่องจากภาษาที่ใช้ในโปรแกรม เรียกว่า ภาษารูปภาพ หรือภาษา G ซึ่งจะแทนการเขียนโปรแกรมด้วยรูปภาพ หรือสัญลักษณ์ทั้งหมด โดยนำแต่ละฟังก์ชันมาเรียงต่อกันและเชื่อมกันด้วยเส้น ทำให้การเขียนโปรแกรมมีความสะดวกและลดเวลาในการเขียนโปรแกรมไปได้มาก นอกจากนี้ใน LabVIEW ยังบรรจุโปรแกรมจำนวนมาก เพื่อช่วยให้การจัดเก็บข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล และการเชื่อมต่อกับอุปกรณ์ภายนอก สามารถทำได้ง่ายยิ่งขึ้น ทำให้ใช้ระยะเวลาในการพัฒนาลดลง

โปรแกรม MATLAB เป็นโปรแกรมสำหรับการคำนวณเชิงตัวเลขและ Visualization ที่มีประสิทธิภาพสูง ซึ่งการทำงานภายในโปรแกรมอยู่บนพื้นฐานของการคำนวณทางเมตริกซ์ ซึ่งโปรแกรม MATLAB สามารถสร้างและกำหนดค่าตัวแปรได้ทันที โดยไม่ต้องประกาศตัวแปรก่อน จึงสะดวกในการเขียนโปรแกรม ข้อมูลไม่ว่าจะเป็นตัวเลขหรือตัวอักษรจะถูกจัดเก็บในรูปเมตริกซ์นั่นเอง ซึ่ง MATLAB สามารถแสดงผลการคำนวณและแสดงผลได้ทั้งตัวเลขและรูปภาพ ลักษณะการเขียนโปรแกรมใน MATLAB จะใกล้เคียงกับการเขียนสมการคณิตศาสตร์ จึงง่ายกว่าการเขียนด้วยภาษาทางคอมพิวเตอร์ นอกจากนี้ยังมีฟังก์ชันสำเร็จรูป เพื่อทำงานเฉพาะทางมากมาย และผู้ใช้อย่างสามารถเขียนฟังก์ชันขึ้นมาใหม่ โดยใช้ประโยชน์จากฟังก์ชันที่มีอยู่เดิมได้ เพื่อให้เหมาะสมกับการใช้งานด้วย

## 2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวกับการศึกษาวิธี Normalization การแบ่งสัดส่วนข้อมูล การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ด้วยเทคนิคต่าง ๆ สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2.4

ตารางที่ 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

| ลำดับ              | หัวข้อ      | รายละเอียด                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |
|--------------------|-------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| วิธี Normalization |             |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        |
| 1                  | ผู้ประพันธ์ | Z. Mustaffa and Y. Yusof [44]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
|                    | เนื้อหา     | <p>ศึกษาวิธี Normalization 3 วิธี คือ Min-Max, Z-score และ Decimal Point แบ่งชุดข้อมูล Training-Testing เป็น 70-30 ทดสอบด้วยเทคนิค Least square support vector machine (LS-SVM) และ ANN พบว่า ทั้ง 2 วิธี ให้ผลลัพธ์ไปในทางเดียวกัน คือ</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. ด้านความสามารถในการทำนาย (เรียงลำดับจากมากไปน้อย) : Decimal Point, Min-Max และ Z-score ตามลำดับ</li> <li>2. ด้านระยะเวลาที่ใช้ (เรียงลำดับจากน้อยไปมาก) : Z-score, Min-Max และ Decimal Point ตามลำดับ</li> </ol> |

ตารางที่ 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

| ลำดับ                                               | หัวข้อ      | รายละเอียด                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    |
|-----------------------------------------------------|-------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>การแบ่งสัดส่วนข้อมูล</b>                         |             |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
| 2                                                   | ผู้ประพันธ์ | M. A. Shahin et al. [45]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      |
|                                                     | เนื้อหา     | <p>ศึกษาการแบ่งสัดส่วนข้อมูล 4 วิธี ได้แก่ การสุ่ม, การแบ่งตามสถิติ, Self-Organizing Map (SOM) และ Fuzzy Clustering ทดสอบความสามารถในการทำนายด้วย ANN พบว่า SOM ให้ผลในการทำนายที่ดีกว่าวิธีที่การสุ่มและการแบ่งตามสถิติ ในขณะที่การใช้ Fuzzy Clustering สามารถกำหนดขนาดที่เหมาะสมของกลุ่มข้อมูลได้</p> <p>จากการศึกษาด้วยวิธีการแบ่งตามสถิติ ได้มีการแบ่งข้อมูล Validation ออกเป็น 3 ค่า คือ 10%, 20% และ 30% และแบ่งสัดส่วนชุดข้อมูล Training – Testing ออกเป็น 70-30, 80-20 และ 90-10 พบว่า การแบ่งสัดส่วนข้อมูลมีผลต่อความสามารถในการทำนาย ซึ่งพบว่าสัดส่วนที่เหมาะสม คือ ข้อมูล Validation 20% และสัดส่วนของชุดข้อมูล Training-Testing เท่ากับ 70-30</p> |
| <b>การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่</b> |             |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
| 3                                                   | ผู้ประพันธ์ | เทิดเกียรติ ลิ้มปิที่ปราการ และสุริยา สารมาตย์ [46]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |
|                                                     | เนื้อหา     | <p>ศึกษาเกี่ยวกับพฤติกรรมการทำงานของแบร็ง พบว่า สามารถจำแนกความเสียหายของแบร็งได้ 3 ระดับ คือ Class A, B และ C โดยมีเปอร์เซ็นต์ความเสียหายต่อพื้นที่ผิวที่รับน้ำหนักอยู่ที่ 1-15%, 15-30% และ 30-50% ตามลำดับ</p> <p>จากการศึกษา พบว่า ลักษณะสัญญาณของแบร็งบนโดเมนเวลา สามารถบอกระดับความรุนแรงของความเสียหายได้ โดยความรุนแรงของสัญญาณแปรผันตรงกับพื้นที่ความเสียหายของแบร็ง ในขณะที่เทคนิค FFT ในรูปแบบฟังก์ชัน Demodulation สามารถจำแนกสัญญาณคลื่นความถี่ที่เกิดขึ้นจากการสั่นสะเทือนในส่วนประกอบต่าง ๆ ของแบร็งได้ ทำให้ทราบว่าเป็นส่วนไหนเกิดความเสียหาย</p>                                                                                             |
| 4                                                   | ผู้ประพันธ์ | ชัชชัย ไชยชนะ [47]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
|                                                     | เนื้อหา     | <p>ศึกษาเกี่ยวกับการทำนายความเสียหายของพัดลมอัดอากาศที่สภาวะต่าง ๆ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์บนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ ซึ่งจากการศึกษา พบว่า การใช้พารามิเตอร์ทางสถิติเพียงค่าเดียวในการทำนายสามารถทำได้เพียงบางกรณี เช่น สภาวะปกติ และสภาวะเสียสมดุล แต่หากใช้พารามิเตอร์ 2 ค่า ได้แก่ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความเบ้ร่วมกัน จะสามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลและทำนายสภาวะของพัดลมได้ดี และการตรวจสอบสภาวะการทำงานบนโดเมนความถี่สามารถแสดงลักษณะความถี่สเปกตรัมความเสียหายได้ตรงกับความเสียหายที่เงื่อนไขต่าง ๆ เช่น ใบพัดลมไม่สมดุล การเยื้องศูนย์ การหลวมคลอนของฐานยึดพัดลม และแบร็งที่ใส่จาระบีผสมผงขัด</p>                                                     |

ตารางที่ 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

| ลำดับ                                   | หัวข้อ      | รายละเอียด                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |
|-----------------------------------------|-------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 5                                       | ผู้ประพันธ์ | จตุพร ชาญเชิงรบ และคณะ [48]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
|                                         | เนื้อหา     | <p>ศึกษาเกี่ยวกับการตรวจสอบสภาวะการทำงานของเครื่องยนต์แก๊สโซลีน 4 จังหวะ 1 สูบ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์บนโดเมนเวลาและโดเมนมุมเพลาคือห่วยียง โดยจำลองสภาวะของเครื่องยนต์ออกเป็น 5 สภาวะ ได้แก่ สภาวะปกติ, สภาวะความเสียหายที่วาล์วไอดี, สภาวะความเสียหายที่วาล์วไอเสีย, การยันของวาล์วดี และการยันของวาล์วไอเสีย</p> <p>จากการศึกษา พบว่า การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลาทำได้ยากเนื่องจากว่าสัญญาณที่ได้ไม่สามารถแยกออกมามีวิเคราะห์ได้ว่าช่วงเวลาขึ้นอยู่กับการทำงานจังหวะใดของวัฏจักรการทำงานของเครื่องยนต์ จึงต้องทำการแปลงสัญญาณเป็นโดเมนมุมเพลาคือห่วยียง การใช้สัญญาณบนโดเมนมุมเพลาคือห่วยียงในการวิเคราะห์ ทำให้สามารถคาดการณ์ความเสียหายที่เกิดขึ้นในแต่ละสภาวะได้</p>                                                                                                                                                                         |
| การวิเคราะห์สัญญาณด้วย ANN, SVM และ KNN |             |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      |
| 6                                       | ผู้ประพันธ์ | S. Kavathekar et al. [49]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
|                                         | เนื้อหา     | <p>ศึกษาการจำแนกความเสียหายของแบริ่งด้วยเทคนิคต่าง ๆ มีรายละเอียด ดังนี้ พารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตได้จากสัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลา 10 พารามิเตอร์ ดังนี้ ค่าเฉลี่ย, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความแปรปรวน, ค่า rms, ค่าความเบ้, ค่าความโด่ง, ค่าต่ำสุด, ค่าสูงสุด, crest factor และ form factor จำแนกความเสียหายด้วยเทคนิคต่าง ๆ ดังนี้ ANN, SVM, Decision tree, Random Forest และ Rotation Forest</p> <p>จากการศึกษา พบว่า การใช้ Rotation Forest ให้ความสามารถในการทำนายสูงถึง 75% ในขณะที่การทำนายด้วย ANN และ SVM ให้ผลการทำนายที่สูงสุดที่ 73.21% และ 64.28% ตามลำดับ</p>                                                                                                                                                                                                                                                           |
| 7                                       | ผู้ประพันธ์ | L. S. Dhamande and M. B. Chaudhari [8]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
|                                         | เนื้อหา     | <p>ศึกษาการจำแนกความเสียหายที่เกิดขึ้นกับเกียร์และแบริ่งด้วยสัญญาณการสั่นสะเทือนโดยใช้เทคนิค ANN โดยเจาะรูที่แบริ่ง 1 รูที่รางนอก และตัดฟันเฟืองออก 1 ฟัน เก็บผลการทดลองที่ 4 สภาวะ คือ สภาวะที่เกียร์และแบริ่งปกติ (G), สภาวะที่เกียร์ปกติ แบริ่งเสียหาย (DB), สภาวะที่แบริ่งปกติ เกียร์เสียหาย (DG) และสภาวะที่เกียร์และแบริ่งเสียหาย (DGB) ทำการแปลงข้อมูลด้วยเทคนิค FFT ใช้พารามิเตอร์ที่ได้จากสัญญาณบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ โดย ANN ที่ใช้เป็นแบบ Forward neural network with feed back propagation กำหนดให้มีทั้งหมด 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นรับข้อมูล 1 ชั้น, ชั้นซ่อน 1 ชั้น (23 นิวรอน) และชั้นแสดงผล 1 ชั้น (4 นิวรอน) อัลกอริทึมที่ใช้เป็น Levenberg-Marquardt (trainlm) ใช้ Sigmoid เป็นฟังก์ชันกระตุ้น</p> <p>จากการศึกษา พบว่า การใช้พารามิเตอร์จากสัญญาณบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ ทำนายด้วยเทคนิค ANN ให้ผลการทำนายที่มีสูงถึง 100%</p> |



ตารางที่ 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

| ลำดับ | หัวข้อ      | รายละเอียด                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     |
|-------|-------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 8     | ผู้ประพันธ์ | K. Chomboon et al. [50]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        |
|       | เนื้อหา     | <p>ศึกษาความสามารถในการจำแนกข้อมูลของเทคนิค KNN โดยใช้การวัดระยะห่างทั้ง 11 แบบ คือ Euclidean, Mahalanobis, Manhattan, Minkowski, Chebychev, Cosine, Correlation, Hamming, Jaccard, Standardized Euclidean และ Spearman การทดลองได้ทดสอบกับชุดข้อมูลใบนารี 8 ชุดด้วยการแจกแจงประเภทต่าง ๆ ที่สร้างขึ้นโดยใช้ MATLAB แบ่งชุดข้อมูล Training-Testing เป็น 70-30</p> <p>ผลการศึกษา พบว่า วิธีการวัดระยะแบบ Manhattan, Minkowski, Chebychev, Euclidean, Mahalanobis และ Standardized Euclidean ให้ความสามารถในการทำนายที่ใกล้เคียงกันและโดดเด่นกว่าวิธีวัดระยะห่างอื่น ๆ</p>                                                                                                                       |
| 9     | ผู้ประพันธ์ | U. Imdad et al. [51]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |
|       | เนื้อหา     | <p>ศึกษาความสามารถในการประเมินผลนักเรียนด้วยเทคนิค ANN และ KNN โดยกำหนดให้ใช้ข้อมูลของนักเรียนจำนวน 172 คน มีคุณสมบัติที่แตกต่างกันทั้งหมด 12 คุณลักษณะ เช่น เพศ คะแนนในแต่ละวิชา เป็นต้น โดยกำหนดให้วิธีการวัดระยะห่างของ KNN ที่ใช้เป็นแบบ Euclidean และ ANN ใช้การจำแนกแบบ Multilayer perceptron แบบ Feedforward neural network อัลกอริทึมเป็นแบบ Gradient descent backpropagation</p> <p>ผลการศึกษา พบว่า สำหรับ KNN เมื่อกำหนดให้ <math>k = 3</math> ให้ผลการทำนายที่ดีกว่า <math>k = 5</math> และสำหรับ ANN เมื่อกำหนดให้ Hidden layer = 2 ให้ผลการทำนายที่ดีกว่า Hidden layer = 3 และดีกว่า KNN ทั้งในเรื่องความสามารถในการทำนาย และระยะเวลาที่ใช้</p>                                  |
| 10    | ผู้ประพันธ์ | C. S. Tyagi [52]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
|       | เนื้อหา     | <p>ศึกษาความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่งด้วย ANN และ SVM โดยจำลองสภาวะความเสียหายของแบริ่ง 4 สภาวะ คือ สภาวะปกติ, สภาวะเสียหายที่รางนอก, สภาวะเสียหายที่รางใน และสภาวะเสียหายที่ลูกกลิ้ง และกำหนดให้ผลของการจำแนกสภาวะความเสียหายแบ่งเป็น 2 กลุ่ม คือ แบริ่งที่มีสภาวะปกติ และแบริ่งที่เสียหาย โดย ANN ใช้ MATLAB Toolbox แบบ Back propagation with Levenberg-Marquardt algorithm โดยได้ใช้การสุ่มค่าน้ำหนักและค่าไบอัสเป็นค่าเริ่มต้น ในส่วนของ SVM เลือกใช้ Polynomial kernel อันดับที่ 4</p> <p>จากการศึกษา พบว่า เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของ SVM น้อยกว่ามาก เมื่อเทียบกับเวลาที่ ANN ใช้ และการใช้ SVM ในการจำแนกกลุ่ม พบว่า สามารถจำแนกกลุ่มได้ดีกว่า ANN ในเกือบทุกกรณี</p> |

ตารางที่ 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

| ลำดับ | หัวข้อ      | รายละเอียด                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     |
|-------|-------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 11    | ผู้ประพันธ์ | I. C. Peace et al. [53]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        |
|       | เนื้อหา     | ศึกษาความสามารถในการทำนายด้วย KNN และ ANN โดยข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลเกี่ยวกับการแข่งขัน Premiership League ในอังกฤษ โดยกำหนดผลการทำนาย 3 แบบ คือ ชนะ เสมอ และแพ้ สำหรับ KNN ใช้การวัดระยะห่างแบบ Euclidean โดย $k = 5$ และ ANN ใช้ Back propagation algorithm และใช้ Sigmoid เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ผลการศึกษา พบว่า KNN สามารถทำนายได้ถูกต้องเพียง 53.3% ใช้เวลา 10 วินาที ในขณะที่ ANN สามารถทำนายได้ 70% และใช้เวลาเพียง 2 วินาที                                                                                               |
| 12    | ผู้ประพันธ์ | P. Konar and P. Chattopadhyay [54]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |
|       | เนื้อหา     | ศึกษาความสามารถในการทำนายความเสียหายของแบริ่งด้วย ANN และ SVM โดยจำแนกสถานะของแบริ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ สถานะที่แบริ่งปกติ และสถานะที่แบริ่งเกิดความเสียหาย สำหรับการศึกษา กำหนดให้ SVM ใช้ Kernel function แบบ Radial basis kernel function (RBF) และกำหนดให้ Kernel scale = 0.5 ในส่วนของ ANN ใช้ Feedforward neural network แบบ 3 ชั้น โดยเรียนรู้เป็นแบบ Back propagation และฟังก์ชันกระตุ้นเป็น Tansig ผลการศึกษา พบว่า การทำนายด้วย SVM ให้ผลการทำนายที่ดีกว่า ANN ทั้งในเรื่องของความสามารถในการทำนาย และระยะเวลาที่ใช้ |

### 2.11 บทสรุป

การตรวจสอบสภาพของแบริ่งด้วยสัญญาณการสั่นสะเทือนจะใช้วิธีการตรวจสอบด้วยการวิเคราะห์บนโดเมนความถี่โดยใช้เทคนิค FFT ซึ่งผู้ประเมินจำเป็นต้องมีความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการวิเคราะห์สัญญาณและเกี่ยวกับเครื่องจักรและชิ้นส่วนที่เคลื่อนที่เพื่อใช้ประเมินสภาพได้ถูกต้องและแม่นยำขึ้น ปัญหาที่พบเห็นบ่อยครั้งคือพนักงานที่มีประสบการณ์และความสามารถในการประเมินสภาพของเครื่องจักรมักจะเปลี่ยนงานบ่อยเนื่องจากสถานที่ทำงานใหม่เสนอผลประโยชน์ที่สูงกว่า ดังนั้นการพัฒนาระบบที่สามารถตรวจสอบสภาพของแบริ่งโดยไม่ต้องพึ่งพาพนักงานที่มีประสบการณ์เกี่ยวกับการวิเคราะห์สัญญาณจึงเป็นสิ่งจำเป็น การศึกษานี้จึงจะนำเทคนิคการวิเคราะห์สัญญาณด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN มาประยุกต์ใช้ เพื่อวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนที่บันทึกจากแบริ่งแบบลูกกลิ้งและประเมินสภาพของแบริ่ง รายละเอียดของวิธีการวิเคราะห์จะอธิบายในบทต่อไป

### บทที่ 3

#### วิธีการดำเนินงาน

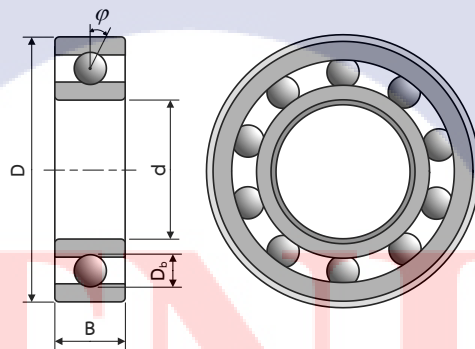
บทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของงานที่ปฏิบัติ ข้อมูลแบร์ริงที่ใช้ในการทดสอบ การจำลองสถานะความเสียหาย ชุดจำลองการทำงาน และขั้นตอนการดำเนินงาน

#### 3.1 รายละเอียดงานที่ปฏิบัติ

การศึกษานี้จะหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการทำนายสถานะของแบร์ริง วิธีวิเคราะห์สัญญาณและเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายผลการจำแนกความเสียหายของแบร์ริงด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN

##### 3.1.1 แบร์ริงที่ใช้ในการทดสอบ

แบร์ริงที่ใช้ในการทดสอบเป็นแบร์ริงแบบลูกกลิ้งเม็ดกลม (Ball bearing) โดยได้ทำการทดลองกับแบร์ริง 2 ขนาด คือ แบร์ริงเบอร์ 6006Z (ขนาดใหญ่) และเบอร์ 6001Z (ขนาดเล็ก) ซึ่งรายละเอียดของแบร์ริง มีดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.1 โครงสร้างและการให้ขนาดแบร์ริงแบบลูกกลิ้งเม็ดกลม

ตารางที่ 3.1 รายละเอียดของแบร์ริงเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z

| รายละเอียด     |                                             | ตัวย่อ | แบร์ริงเบอร์ 6006Z | แบร์ริงเบอร์ 6001Z |
|----------------|---------------------------------------------|--------|--------------------|--------------------|
| ขนาดของแบร์ริง | เส้นผ่านศูนย์กลางภายใน<br>(Inner diameter)  | $d$    | 30 mm              | 12 mm              |
|                | เส้นผ่านศูนย์กลางภายนอก<br>(Outer diameter) | $D$    | 55 mm              | 28 mm              |

ตารางที่ 3.1 รายละเอียดของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z (ต่อ)

| รายละเอียด    |                                             | ตัวย่อ    | แบริ่งเบอร์ 6006Z | แบริ่งเบอร์ 6001Z |
|---------------|---------------------------------------------|-----------|-------------------|-------------------|
| ขนาดของแบริ่ง | ความกว้าง (Width)                           | $B$       | 13 mm             | 8 mm              |
|               | เส้นผ่านศูนย์กลางลูกกลิ้ง (Ball diameter)   | $D_b$     | 7.1 mm            | 5.3 mm            |
|               | จำนวนลูกกลิ้ง (Number of balls)             | $N_b$     | 11                | 8                 |
|               | มุมสัมผัส (Contact angle)                   | $\varphi$ | 0°                | 0°                |
| แรงประเมิน    | แรงสถิตประเมิน (Basic static load rating)   | $C_0$     | 8.3 kN            | 2.36 kN           |
|               | แรงพลวัตประเมิน (Basic dynamic load rating) | $C$       | 13.2 kN           | 5.4 kN            |

สำหรับความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (9) – (12) ที่กล่าวไว้ในบทที่ 2 โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ของแบริ่งดังตารางที่ 3.1 ความถี่ที่คำนวณได้ประกอบด้วยความเร็วรอบขณะทดสอบ ความถี่รางใน ความถี่รางนอก ความถี่ลูกกลิ้งและความถี่ดังตารางที่ 3.2 ซึ่งจะใช้สำหรับหาค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกิดขึ้นที่เกี่ยวข้องกับแบริ่งขณะทำงานที่เงื่อนไขการจำลองต่าง ๆ

ตารางที่ 3.2 ความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z

| รายละเอียด                                        | สัญลักษณ์ | ความถี่ของแบริ่ง (Hz) |                  |
|---------------------------------------------------|-----------|-----------------------|------------------|
|                                                   |           | เบอร์ 6006Z           | เบอร์ 6001Z      |
| ความเร็วรอบขณะทดสอบ (Motor speed frequency)       | $f_s$     | 20<br>(1200 rpm)      | 20<br>(1200 rpm) |
| ความถี่รางใน (Inner race fault frequency)         | $f_i$     | 128.496               | 99.048           |
| ความถี่รางนอก (Outer race fault frequency)        | $f_o$     | 91.504                | 60.952           |
| ความถี่ลูกกลิ้ง (Rolling element fault frequency) | $f_b$     | 115.585               | 79.236           |
| ความถี่กรง (Cage fault frequency)                 | $f_c$     | 8.319                 | 7.677            |

### 3.1.2 การจำลองสภาวะความเสียหายของแบริ่ง

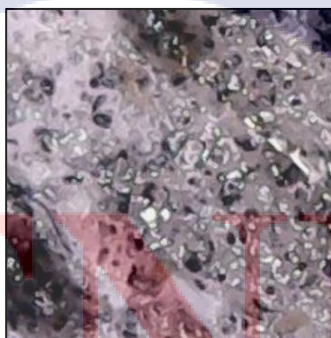
การศึกษานี้ได้กำหนดการทดลองสำหรับแบริ่งทั้ง 2 ขนาด (เบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z) โดยได้ทำการจำลองสภาวะความเสียหายของแบริ่งแต่ละขนาดไว้ทั้งหมด 6 สภาวะ ดังนี้

- สภาวะที่แบร้งทำงานปกติ (Normal state)
- สภาวะความเสียหายของแบร้งที่รางนอก (Outer race fault)
- สภาวะความเสียหายของแบร้งที่รางใน (Inner race fault)
- สภาวะความเสียหายของแบร้งจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 100 (Fault – polishing grease of grit size 100)
- สภาวะความเสียหายของแบร้งจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 280 (Fault – polishing grease of grit size 280)
- สภาวะความเสียหายของแบร้งจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 400 (Fault – polishing grease of grit size 400)

การจำลองสภาวะความเสียหายของแบร้งที่รางนอก จะทำการเจียรแบร้งให้เกิดรอยที่รางนอก 1 รอย ในขณะที่การจำลองสภาวะความเสียหายของแบร้งที่รางใน ก็ทำการเจียรแบร้งให้เกิดรอยที่รางใน 1 รอยเช่นเดียวกัน และสำหรับการจำลองสภาวะความเสียหายของแบร้งจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรดต่าง ๆ (เกรด 100, 280 และ 400) ดังรูปที่ 3.2 การจำลองจะกระทำโดยนำฝาคกรอบของแบร้งออกก่อนแล้วจึงนำจาระบีผสมกากเพชรตามเกรดต่าง ๆ ที่ต้องการใส่เข้าไปในแบร้ง ดังแสดงในรูปที่ 3.3



(ก) กากเพชร เกรด 100



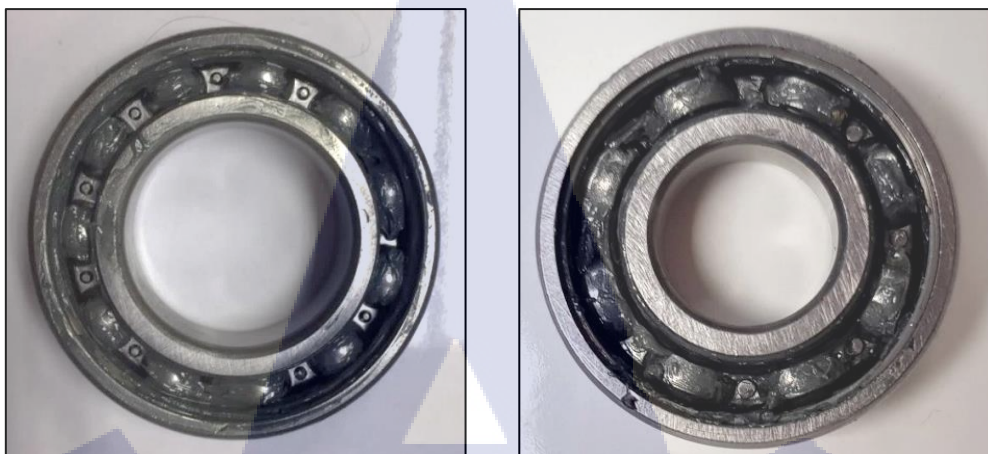
(ข) กากเพชร เกรด 280



(ค) กากเพชร เกรด 400

รูปที่ 3.2 จาระบีผสมกากเพชร เกรดต่าง ๆ จากกล้องขยาย 1000 เท่า





(ก) แบริ่งเบอร์ 6006Z

(ข) แบริ่งเบอร์ 6001Z

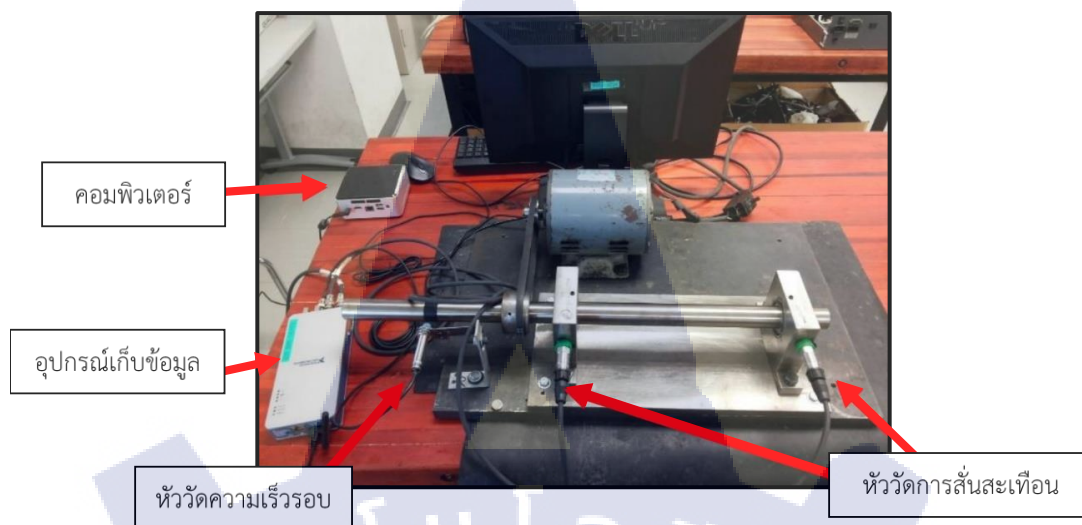
รูปที่ 3.3 แบริ่งที่ใส่จาระบีสมกนกเพชร

### 3.1.3 ชุดจำลองการทำงานของแบริ่ง

ชุดจำลองการทำงานของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z ดังแสดงในรูปที่ 3.4 และรูปที่ 3.5 ตามลำดับ ชุดจำลองประกอบไปด้วยมอเตอร์กระแสสลับ เฟลา โครงยึดแบริ่ง แบริ่ง เซนเซอร์ และอุปกรณ์ต่าง ๆ ดังนี้

- **หัววัดการสั่นสะเทือน (Accelerometer)** หัววัดการสั่นสะเทือนจะติดตั้งไว้เพื่อวัดแรงสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นกับชุดจำลอง โดยหัววัดนี้มีช่วงการใช้งานอยู่ที่ 0.5 – 10,000 Hz และมีความไวต่อแรงสั่นสะเทือน 100 mV/g
- **หัววัดความเร็วรอบ (Inductive proximity sensor)** หัววัดความเร็วรอบจะใช้ Inductive proximity sensor ติดตั้งไว้เพื่อวัดความเร็วรอบของเฟลา ให้สัญญาณ 1 pulse ต่อ 1 รอบการทำงาน
- **อุปกรณ์แปลงสัญญาณ (Data Acquisition Device)** อุปกรณ์แปลงสัญญาณใช้เพื่อรับสัญญาณจากหัววัดต่าง ๆ ซึ่งอัตราการสุ่มข้อมูล (Sampling rate) สามารถกำหนดได้สูงสุด 51,200 จุดต่อวินาที โดยสามารถบันทึกสัญญาณได้พร้อมกัน 4 สัญญาณ จากนั้นจะทำการแปลงสัญญาณจากสัญญาณอนาล็อกเป็นสัญญาณดิจิทัล สัญญาณที่ถูกแปลงจะถูกนำมาจัดเก็บไว้บนคอมพิวเตอร์ เพื่อนำไปวิเคราะห์สัญญาณต่อไป
- **คอมพิวเตอร์ (Computer)** คอมพิวเตอร์พร้อมโปรแกรม LabVIEW จะใช้ในการจัดเก็บสัญญาณการสั่นสะเทือนที่ได้จากชุดจำลองการทำงานเป็นไฟล์เพื่อนำมาประมวลผลต่อไป





รูปที่ 3.4 ชุดจำลองการทำงานของเบร้งเบอร์ 6006Z



รูปที่ 3.5 ชุดจำลองการทำงานของเบร้งเบอร์ 6001Z

#### 3.1.4 เทคนิคที่ใช้ในการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้ง

การศึกษานี้ได้ทำการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนของเบร้งด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหาย โดยมีรายละเอียด ดังนี้

เทคนิค ANN ที่เลือกใช้เป็นแบบ Feedforward neural network โดยกำหนดให้ อัลกอริทึมเป็น Scaled Conjugate Gradient ชั้นซ่อนที่ใช้ คือ Pattern Recognition และให้ Tansig เป็นฟังก์ชันกระตุ้น

เทคนิค SVM กำหนดให้ Kernel function ที่ใช้ในการทดสอบมีทั้งหมด 4 แบบ คือ Linear, Quadratic, Cubic และ Gaussian โดยเมื่อ Kernel function เป็น Gaussian กำหนดให้ Kernel scale ที่ใช้มีทั้งหมด 3 ค่า ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการคำนวณตั้งต้นของโปรแกรม MATLAB สามารถคำนวณได้ตามตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 สมการ Kernel scale ที่ใช้ในโปรแกรม MATLAB [55]

| ประเภท          | Fine gaussian         | Medium gaussian     | Coarse gaussian      |
|-----------------|-----------------------|---------------------|----------------------|
| Kernel function | Gaussian              | Gaussian            | Gaussian             |
| Kernel scale    | $\gamma = \sqrt{P}/4$ | $\gamma = \sqrt{P}$ | $\gamma = 4\sqrt{P}$ |

เมื่อกำหนดให้  $P$  คือ จำนวนพารามิเตอร์ของข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการทำนาย

เทคนิค KNN กำหนดให้ Distance metric ที่ใช้ในการทดสอบมีทั้งหมด 3 แบบ คือ Euclidean distance, Cubic distance และ Cosine distance โดยเมื่อ Distance metric เป็น Euclidean distance กำหนดให้  $k$  ที่ใช้ในการทดสอบมีทั้งหมด 3 ค่า คือ 1, 10 และ 100 และได้ใช้การถ่วงน้ำหนักหรือ Weighted KNN มาใช้ในการทดสอบร่วมด้วย สำหรับ Distance metric อื่น กำหนดให้  $k$  เท่ากับ 10

### 3.1.5 ค่าเป้าหมายที่ใช้ในการทำนาย

การทำนายด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN ต้องทำการกำหนดค่าเป้าหมาย (Target) ของข้อมูล เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายกับข้อมูลจริง โดยค่าเป้าหมายแบ่งออกเป็น 6 เงื่อนไขตามสภาวะความเสียหายที่ได้จำลอง คือ สภาวะที่เบร้งปกติ, สภาวะที่เบร้งเสียหายที่รางนอก, สภาวะที่เบร้งเสียหายที่รางใน, สภาวะที่เบร้งเสียหายจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 100, 280 และ 400 สำหรับเทคนิค ANN ค่าเป้าหมายจะประกอบไปด้วยเลข 0 และ 1 และสำหรับเทคนิค SVM และ KNN ค่าเป้าหมายที่กำหนดจะประกอบไปด้วยตัวอักษร ดังแสดงในตารางที่ 3.4 โดยค่าเป้าหมายของเทคนิค ANN จะถูกสร้างขึ้นเป็นเมตริกซ์ขนาด  $6 \times 600$  ในขณะที่ค่าเป้าหมายของเทคนิค SVM และ KNN จะถูกสร้างขึ้นเป็นเมตริกซ์ขนาด  $600 \times 1$

ตารางที่ 3.4 ค่าเป้าหมายที่ใช้ในการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้ง

| สถานะความเสียหายของเบร้ง                          | เทคนิค ANN | เทคนิค SVM และ KNN |
|---------------------------------------------------|------------|--------------------|
| สถานะการทำงานปกติ                                 | 100000     | Normal             |
| สถานะความเสียหายที่รยางนอก                        | 010000     | ORF                |
| สถานะความเสียหายที่รยางใน                         | 001000     | IRF                |
| สถานะความเสียหายจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 100 | 000100     | F100               |
| สถานะความเสียหายจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 100 | 000010     | F280               |
| สถานะความเสียหายจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 100 | 000001     | F400               |

ทั้งนี้ ความสามารถในการทำนายจะทำการเปรียบเทียบค่าที่ทำนายได้กับค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้ข้างต้น ซึ่งสามารถคำนวณหาความสามารถในการทำนายได้จากสมการที่ (28)

$$P_{ab} = \frac{n_{true}}{n} \times 100\% \quad (28)$$

เมื่อกำหนดให้  $P_{ab}$  คือ ความสามารถในการทำนาย (%)  
 $n_{true}$  คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายได้ตรงกับค่าเป้าหมาย  
 $n$  คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

### 3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

เมื่อจำลองสถานะความเสียหายของเบร้งทั้ง 6 สถานะกับเบร้งทั้ง 2 ขนาดแล้ว ระบบวัดและจัดเก็บสัญญาณจะทำการเก็บบันทึกสัญญาณการสั่นสะเทือน และสัญญาณความเร็วรอบเพลาสัญญาณที่บันทึกได้จะถูกนำมาวิเคราะห์พารามิเตอร์ต่าง ๆ บนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ ซึ่งจะนำมาใช้จำแนกสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

#### 3.2.1 การเก็บสัญญาณการสั่นสะเทือน

ข้อมูลสัญญาณการสั่นสะเทือนของทั้งเบร้ง 2 ขนาด คือ เบร้งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z จะถูกบันทึกสัญญาณจากหัววัดการสั่นสะเทือนที่ติดตั้งบนชุดจำลองการทำงานของเบร้งดังรูปที่ 3.4 และรูปที่ 3.5 ตามลำดับ สัญญาณการสั่นสะเทือนและความเร็วรอบของเพลาจากรูปร่างการทำงานจะถูกตรวจวัดด้วยหัววัดสัญญาณการสั่นสะเทือนและหัววัดความเร็วรอบ ตามลำดับ ข้อมูลสัญญาณจะถูกแปลงจากสัญญาณอนาล็อกเป็นดิจิตอลด้วยอุปกรณ์แปลงสัญญาณ และถูกจัดเก็บไว้บนคอมพิวเตอร์ ข้อมูลที่บันทึกได้จะถูกบันทึกเป็นสัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลา โดย

สัญญาณถูกบันทึกด้วยอัตราการสุ่มเท่ากับ 25,600 Hz ทำการเก็บข้อมูลสัญญาณ 100 ไฟล์ในแต่ละสภาวะความเสียหายของแบริ่ง ซึ่งในแต่ละไฟล์ข้อมูล บันทึกสัญญาณที่ 10,000 จุดต่อสัญญาณ

สัญญาณการสั่นสะเทือนจะบันทึกมาจากการจำลองสภาวะการทำงานของแบริ่งทั้ง 6 สภาวะ คือ สภาวะที่แบริ่งทำงานปกติ, สภาวะที่แบริ่งเสียหายที่รางนอก, สภาวะที่แบริ่งเสียหายที่รางใน, สภาวะที่แบริ่งเสียหายจากการใส่จาระบีสมกากเพชรเกรด 100, 280 และ 400 ซึ่งจะใช้สัญลักษณ์แทนการทดลอง ดังนี้ Normal, ORF, IRF, F100, F280 และ F400 ตามลำดับ และสัญญาณทั้งหมดจะถูกเก็บบันทึกข้อมูลเป็นไฟล์เท่ากับ 100 ไฟล์ ต่อการจำลองการทำงานของแบริ่งดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 รายละเอียดการบันทึกข้อมูลสัญญาณการสั่นสะเทือน

| สภาวะความเสียหาย                                           | จำนวนข้อมูลสัญญาณ | สัญลักษณ์ |
|------------------------------------------------------------|-------------------|-----------|
| สภาวะที่แบริ่งทำงานปกติ                                    | 100               | Normal    |
| สภาวะความเสียหายของแบริ่งที่รางนอก                         | 100               | ORF       |
| สภาวะความเสียหายของแบริ่งที่รางใน                          | 100               | IRF       |
| สภาวะความเสียหายของแบริ่งจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 100 | 100               | F100      |
| สภาวะความเสียหายของแบริ่งจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 280 | 100               | F280      |
| สภาวะความเสียหายของแบริ่งจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 400 | 100               | F400      |

### 3.2.2 การหาค่าพารามิเตอร์ และเลือกพารามิเตอร์เพื่อใช้เป็นข้อมูลอินพุต

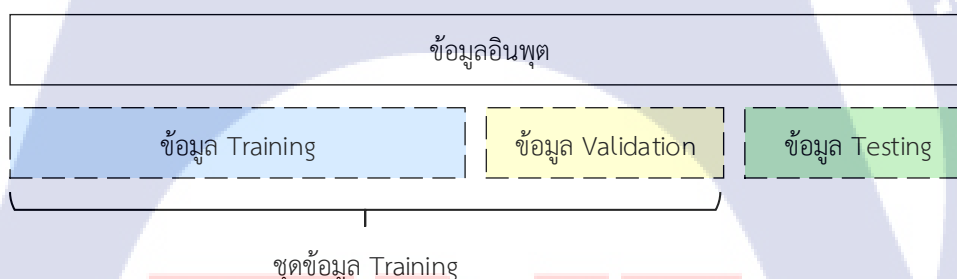
สัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาที่บันทึกได้จากการทดลองจะอยู่ในรูปของแอมพลิจูดของการสั่นที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา การสั่นสะเทือนที่บันทึกได้มีทั้งค่าบวกและลบ ซึ่งบ่งบอกถึงทิศทางของการสั่นสะเทือน ในขณะที่แอมพลิจูดบ่งบอกถึงขนาดของการสั่นสะเทือน ซึ่งการศึกษานี้สนใจขนาดของการสั่นสะเทือนของแบริ่งเท่านั้น ดังนั้นสัญญาณที่วิเคราะห์จะหาค่าสัมบูรณ์ก่อนการหาค่าพารามิเตอร์ เพื่อกลับทิศทางของการสั่นสะเทือนที่มีค่าเป็นลบให้เป็นบวกก่อน พารามิเตอร์ที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์จึงเป็นพารามิเตอร์ที่มาจากขนาดของการสั่นสะเทือนเท่านั้น

ค่าพารามิเตอร์ที่วิเคราะห์จากสัญญาณจะวิเคราะห์ด้วยเทคนิคบนโดเมนเวลาและเทคนิคบนโดเมนความถี่ การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนเวลาจะวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย, ค่าสูงสุด, ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความแปรปรวน, ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง ซึ่งวิเคราะห์ด้วยสมการที่ (1) – (6) ตามลำดับ สัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาจะถูกแปลงเป็นสัญญาณบนโดเมนความถี่ด้วยเทคนิค FFT เพื่อวิเคราะห์หาค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการ

ทำงานของแบร็ง เช่น ความถี่รางใน, รางนอก, ลูกกลิ้ง, และร้งรัดลูกกลิ้ง ซึ่งคำนวณหาจากพื้นที่ใต้กราฟของความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบร็ง ซึ่งความถี่ที่เกี่ยวข้องแสดงดังตารางที่ 3.2 ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่วิเคราะห์ในแต่ละสภาวะความเสียหายจะวิเคราะห์จากสัญญาณทั้งหมด 100 ไฟล์ ดังนั้นค่าพารามิเตอร์ของแต่ละเงื่อนไขการจำลองจะมี 100 ค่า ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่วิเคราะห์ได้จะนำมาปรับค่า เพื่อลดความซ้ำซ้อนด้วยวิธี Min-max normalization ดังสมการที่ (13) และเลือกพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตด้วยเทคนิค ANN โดยมีรายละเอียดของเทคนิค ANN ตามที่ได้กล่าวไปในข้อ 3.1.4 เพื่อใช้วิเคราะห์สัญญาณและทำนายผลการจำแนกความเสียหายต่อไป โดยทำการเลือกพารามิเตอร์จากข้อมูลแบร็งเบอร์ 6006Z ที่สามารถทำนายสภาวะความเสียหายได้ดีที่สุด และนำพารามิเตอร์ชนิดเดียวกันนี้มาใช้เป็นข้อมูลอินพุตกับแบร็งเบอร์ 6001Z ด้วย

### 3.2.3 การหาสัดส่วนของข้อมูลอินพุต

จากการศึกษาในข้อ 3.2.2 พารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตประกอบด้วย 5 พารามิเตอร์ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก และค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน ซึ่งข้อมูลอินพุตนี้จะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือ ชุดข้อมูล Training ประกอบด้วยข้อมูล Training และข้อมูล Validation และในส่วนที่ 2 คือ ข้อมูล Testing ดังรูปที่ 3.6

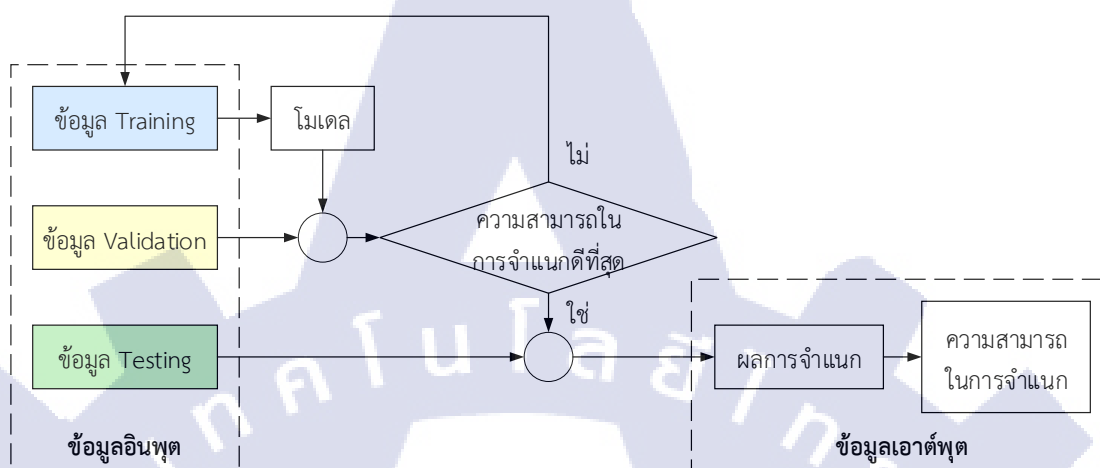


รูปที่ 3.6 การแบ่งข้อมูลอินพุต

ข้อมูลอินพุตในแต่ละส่วนมีการใช้งานที่แตกต่างกันไป ดังแสดงในรูปที่ 3.7 กล่าวคือ ข้อมูล Training จะใช้ในการเรียนรู้โมเดล และข้อมูล Validation จะถูกใช้ในการทดสอบโมเดลเพื่อตรวจสอบความสามารถในการจำแนกสภาวะของโมเดลที่ได้จากการเรียนรู้ ขั้นตอนนี้จะทำการเรียนรู้และตรวจสอบโมเดลซ้ำ ๆ เพื่อเลือกโมเดลที่สามารถจำแนกสภาวะความเสียหายได้ดีที่สุดกับข้อมูล Validation เมื่อได้โมเดลที่จำแนกสภาวะความเสียหายได้ดีที่สุดแล้ว จึงจะนำข้อมูล Testing มา



ทดสอบการจำแนกสถานะความเสียหายกับโมเดลที่ได้เลือกมา ซึ่งข้อมูล Testing นี้เป็นตัวแทนของข้อมูลที่โมเดลไม่รู้จักมาก่อน เพื่อดูความสามารถในการจำแนกของโมเดลจริง



รูปที่ 3.7 กระบวนการทำงานของข้อมูลอินพุต

สัดส่วนของข้อมูลอินพุตสามารถส่งผลถึงความสามารถในการทำนาย จึงจำเป็นต้องหาสัดส่วนที่สามารถทำให้ผลการทำนายดีที่สุด ข้อมูลอินพุตนี้จะนำมาทดสอบด้วยเทคนิค ANN โดยแบ่งสัดส่วนออกเป็น 6 สัดส่วน คือ 10 (80-20), 20 (80-20), 30 (80-20), 10 (70-30), 20 (70-30) และ 30 (70-30) ดังแสดงในตารางที่ 3.6 โดยที่ตัวเลขสัดส่วนแต่ละตัว หมายถึง ข้อมูล Validation (ชุดข้อมูล Training-Testing) สัดส่วนชุดข้อมูล Training-Testing จะถูกแบ่งออกเป็น 2 สัดส่วน ได้แก่ 80-20 และ 70-30 และในแต่ละสัดส่วน ได้แบ่งข้อมูล Validation ออกเป็น 3 ค่า คือ 10%, 20% และ 30% ตามลำดับ ทำการทดสอบและหาสัดส่วนข้อมูลอินพุตของแบร์ริงทั้งสองเบอร์ด้วยเทคนิค ANN สัดส่วนที่สามารถจำแนกสถานะความเสียหายได้ดีที่สุดจะถูกนำมาใช้ในการทำนายด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายต่อไป

ตารางที่ 3.6 สัดส่วนของข้อมูลอินพุตที่ใช้ทดสอบ

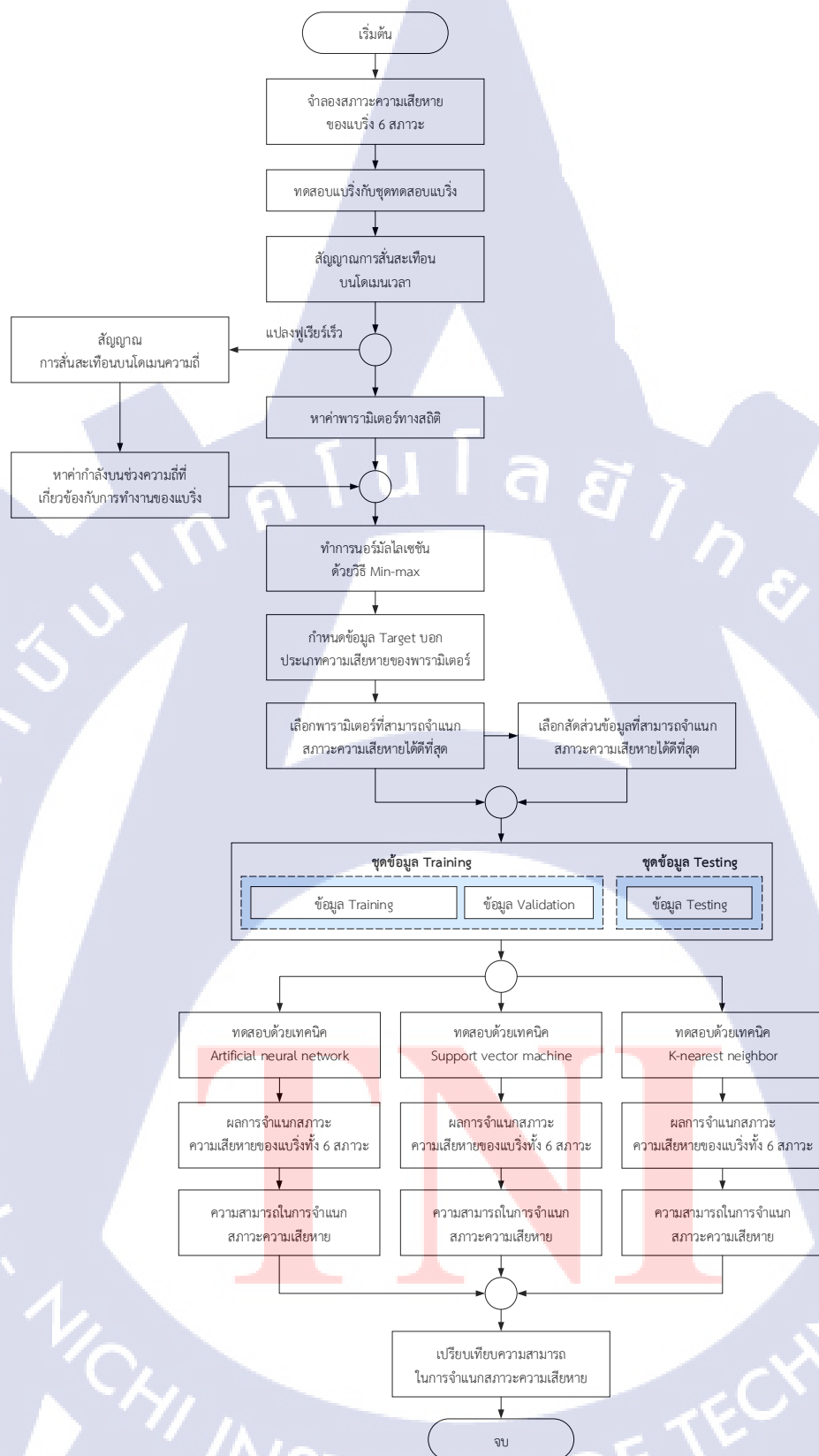
| สัดส่วนข้อมูลอินพุต<br>(Training-Testing) | ชุดข้อมูล Training (%) |                 | ชุดข้อมูล Testing (%) | สัญลักษณ์  |
|-------------------------------------------|------------------------|-----------------|-----------------------|------------|
|                                           | ข้อมูล Validation      | ข้อมูล Training | ข้อมูล Testing        |            |
| 80 – 20                                   | 10                     | 70              | 20                    | 10 (80-20) |
|                                           | 20                     | 60              | 20                    | 20 (80-20) |
|                                           | 30                     | 50              | 20                    | 30 (80-20) |

ตารางที่ 3.6 สัดส่วนของข้อมูลอินพุตที่ใช้ทดสอบ (ต่อ)

| สัดส่วนข้อมูลอินพุต<br>(Training-Testing) | ชุดข้อมูล Training (%) |                    | ชุดข้อมูล Testing (%) | สัญลักษณ์  |
|-------------------------------------------|------------------------|--------------------|-----------------------|------------|
|                                           | ข้อมูล<br>Validation   | ข้อมูล<br>Training | ข้อมูล Testing        |            |
| 70 – 30                                   | 10                     | 60                 | 30                    | 10 (70-30) |
|                                           | 20                     | 50                 | 30                    | 20 (70-30) |
|                                           | 30                     | 40                 | 30                    | 30 (70-30) |

#### 3.2.4 การทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิคต่าง ๆ

นำข้อมูลอินพุตที่ได้ทำการเลือกในข้อ 3.2.2 และค่าเป้าหมายมาแบ่งตามสัดส่วนข้อมูลที่ได้เลือกในข้อ 3.2.3 ทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN โดยมีรายละเอียดในแต่ละเทคนิคดังข้อ 3.1.4 ผลการทำนายที่ได้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย ทำให้สามารถเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายของเทคนิคทั้งสามได้ สำหรับขั้นตอนในการดำเนินงาน สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 3.8



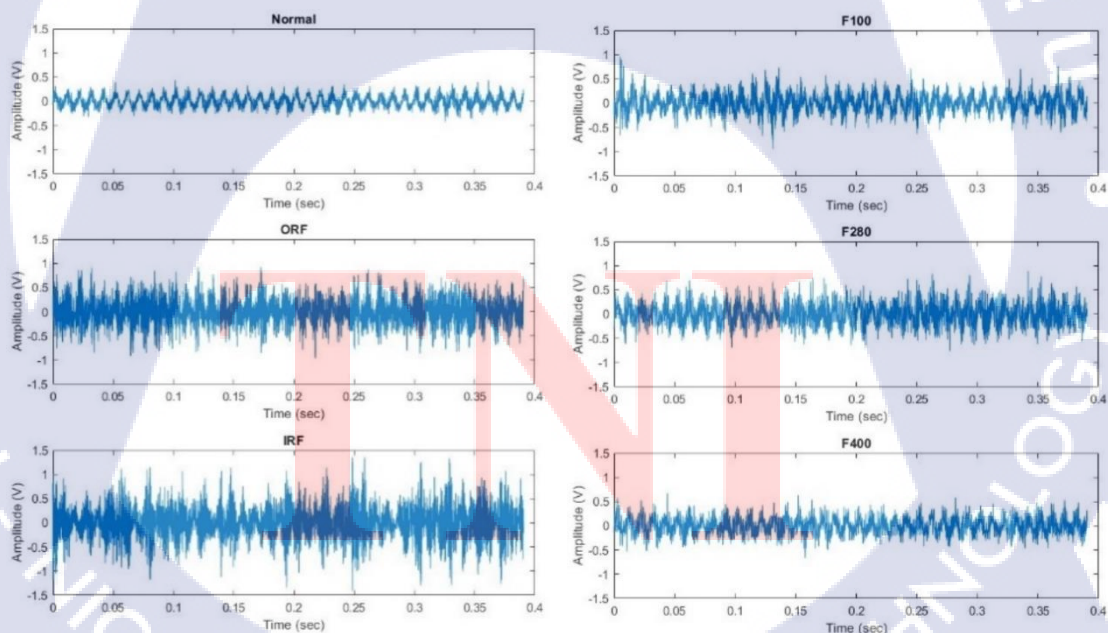
รูปที่ 3.8 ขั้นตอนการดำเนินงาน

## บทที่ 4 ผลการวิจัย

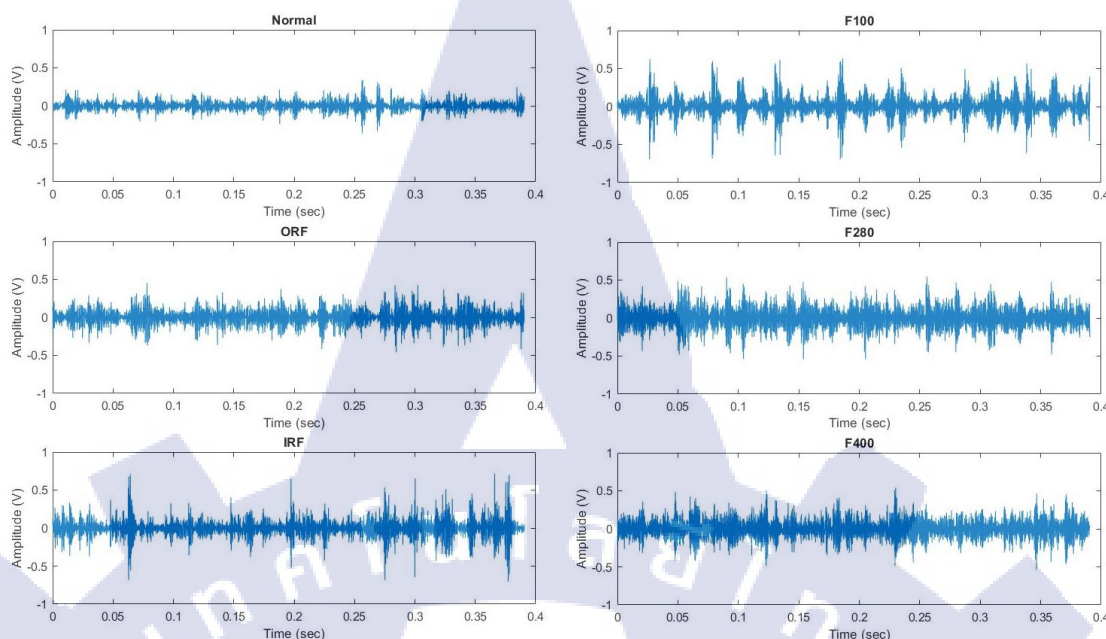
บทนี้จะกล่าวถึงผลการศึกษาพารามิเตอร์ที่ถูกเลือกมาเป็นข้อมูลอินพุตสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณ สัดส่วนของข้อมูลอินพุตที่ใช้ ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN ของแบริ่งเบอร์ 6006Z และ เบอร์ 6001Z โดยนำเสนอผลการทดลองในรูปแบบตาราง และกราฟ

### 4.1 ผลการเก็บและแปลงสัญญาณการสั่นสะเทือน

ข้อมูลสัญญาณการสั่นสะเทือนบันทึกได้จากชุดจำลองการทำงานของแบริ่งจะถูกบันทึกสัญญาณบนโดเมนเวลา โดยทำการเก็บสัญญาณการสั่นสะเทือนของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z ทั้ง 6 สถานะ ได้แก่ สถานะที่แบริ่งทำงานปกติ สถานะความเสียหายของแบริ่งที่รางนอก สถานะความเสียหายของแบริ่งที่รางใน และสถานะความเสียหายของแบริ่งจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 100, 280 และ 400 โดยสัญลักษณ์ของแต่ละสถานะแทนด้วย Normal, ORF, IRF, F100, F280 และ F400 ตามลำดับ ซึ่งในแต่ละสถานะความเสียหายจะบันทึกข้อมูลสัญญาณที่ 100 ไฟล์



รูปที่ 4.1 ลักษณะการสั่นสะเทือนของแบริ่งเบอร์ 6006Z



รูปที่ 4.2 ลักษณะการสั่นสะเทือนของแบริ่งเบอร์ 6001Z

ตัวอย่างสัญญาณการสั่นสะเทือนของการทำงานของแบริ่งทั้ง 6 สภาวะที่บันทึกได้สามารถแสดงเป็นกราฟโดยให้แกนนอนแทนเวลาในหน่วยวินาที (s) และแกนตั้งแทนแอมพลิจูดของการสั่นสะเทือนในหน่วยโวลต์ (V) การสั่นสะเทือนของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z ในแต่ละสภาวะ จะมีลักษณะการสั่นสะเทือนที่แตกต่างกันไป ดังแสดงในรูปที่ 4.1 และ รูปที่ 4.2 ตามลำดับ

จากรูปข้างต้น จะเห็นได้ว่า แบริ่งที่สภาวะปกติมีแอมพลิจูดของการสั่นสะเทือนต่ำที่สุดในขณะที่การสั่นสะเทือนของแบริ่งที่สภาวะความเสียหายที่รางนอกและรางใน จะมีแอมพลิจูดที่สูงขึ้นตามลำดับ ในส่วนของแบริ่งที่สภาวะความเสียหายจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร แอมพลิจูดการสั่นสะเทือนจะเพิ่มขึ้น เมื่อเกรดของกากเพชรสูงขึ้น กล่าวคือ ที่สภาวะความเสียหายของแบริ่งจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 280 (ขนาดเล็กกว่า) จะมีแอมพลิจูดของการสั่นสะเทือนที่สูงกว่าการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 100 (ขนาดใหญ่กว่า) เนื่องจากขนาดของกากเพชรที่เล็กจะทำให้พื้นผิวของแบริ่งถูกขัดมากขึ้น ส่งผลให้แบริ่งเกิดความเสียหายมาก การสั่นสะเทือนของแบริ่งที่ใส่จาระบีผสมกากเพชรที่มีขนาดเล็กจึงมีแอมพลิจูดที่มากกว่าการใส่จาระบีผสมกากเพชรที่มีขนาดใหญ่ แต่ในทางกลับกัน เนื่องจากกากเพชร เกรด 400 มีขนาดเล็กมาก เมื่อทำการทดสอบ กากเพชรที่มีขนาดเล็กมาก คาดว่าจะทำให้พื้นผิวของแบริ่งทั้งรางใน รางนอก และลูกกลิ้งถูกขัดจนผิวเรียบใกล้เคียงกัน การสั่นสะเทือนของแบริ่งจึงน้อย แอมพลิจูดจึงต่ำลง อย่างไรก็ตามการประเมินสภาพ



ของแบริ่งโดยใช้กราฟบนโดเมนเวลาดังรูปที่ 4.1 และรูปที่ 4.2 จะทำได้ลำบาก ถ้าแอมพลิจูดแตกต่างกันน้อยและไม่ชัดเจนจะไม่สามารถแยกประเภทความเสียหายของแบริ่งได้

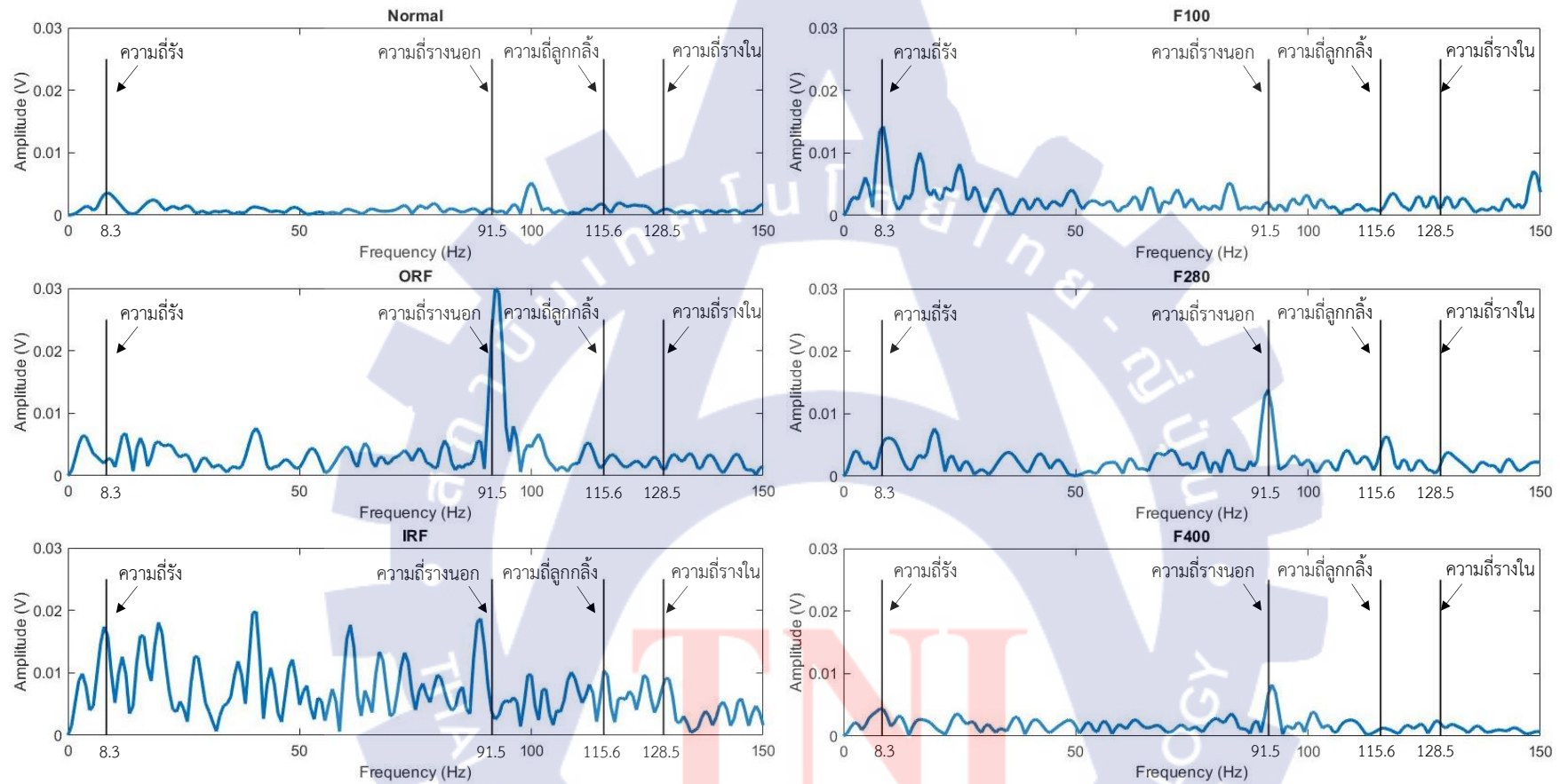
การวิเคราะห์สัญญาณบนโดเมนความถี่เป็นวิธีการที่นิยมใช้ในการประเมินสภาพของแบริ่ง โดยสัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาจะถูกแปลงด้วยเทคนิค FFT ซึ่งทำให้สัญญาณบนโดเมนเวลาถูกเปลี่ยนไปเป็นสัญญาณบนโดเมนความถี่ โดยปกติหากส่วนหนึ่งส่วนใดของแบริ่งเกิดความเสียหาย ความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งส่วนนั้น ๆ (ดังแสดงในตารางที่ 3.2) จะมีลักษณะการสั่นสะเทือนที่เพิ่มสูงขึ้นด้วย ตัวอย่างการแปลงสัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาให้เป็นโดเมนความถี่ของการจำลองแบริ่ง 6006Z และ 6001Z ที่เงื่อนไขต่าง ๆ ของแบริ่ง แสดงดังรูปที่ 4.3 และรูปที่ 4.4 โดยจะปรากฏองค์ประกอบความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งต่าง ๆ เกิดขึ้น ผลการจำลองสภาพของแบริ่งเบอร์ 6006Z และ 6001Z สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.1 ดังนี้

ตารางที่ 4.1 ผลการจำลองสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z

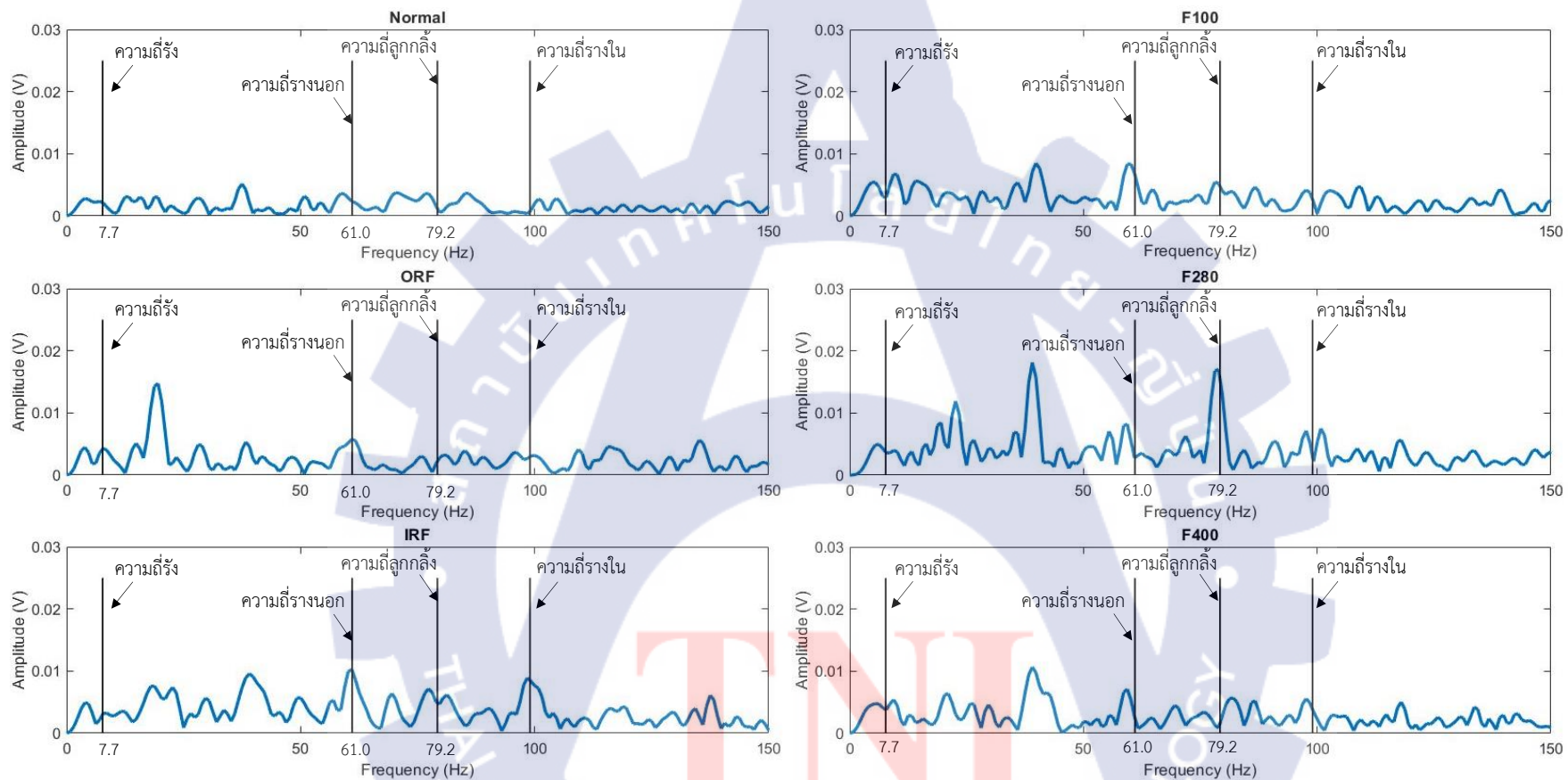
| สถานะ                        | แบริ่งเบอร์ 6006Z (รูปที่ 4.3)                                                                                                                                                                                                                                                                     | แบริ่งเบอร์ 6001Z (รูปที่ 4.4)                                                                                                                                                                                                                                                                       |
|------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ความเร็วรอบ                  | 1200 rpm (20 Hz)                                                                                                                                                                                                                                                                                   | 1200 rpm (20 Hz)                                                                                                                                                                                                                                                                                     |
| แบริ่งที่ทำงานปกติ (Normal)  | สัญญาณจะมีแอมพลิจูดที่ต่ำตลอดช่วงความถี่ตั้งแต่ 0 – 150 Hz ไม่ปรากฏแอมพลิจูดที่เพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน                                                                                                                                                                                                | สัญญาณจะมีแอมพลิจูดที่ต่ำตลอดช่วงความถี่ตั้งแต่ 0 – 150 Hz ไม่ปรากฏแอมพลิจูดที่เพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน                                                                                                                                                                                                  |
| แบริ่งเสียหายที่รางนอก (ORF) | ความถี่รางนอกขณะแบริ่งทำงานดังแสดงในตารางที่ 3.2 จะมีค่าประมาณ 91.5 Hz สัญญาณบนโดเมนความถี่จะปรากฏแอมพลิจูดที่ความถี่ 91.5 Hz อย่างชัดเจนเมื่อเทียบกับสัญญาณของแบริ่งที่ปกติ                                                                                                                       | ความถี่รางนอกขณะแบริ่งทำงานดังแสดงในตารางที่ 3.2 จะมีค่าประมาณ 61 Hz สัญญาณบนโดเมนความถี่จะปรากฏแอมพลิจูดที่ความถี่ 61 Hz แต่ไม่ชัดเจนนัก                                                                                                                                                            |
| แบริ่งเสียหายที่รางใน (IRF)  | ความถี่รางในขณะแบริ่งทำงานดังแสดงในตารางที่ 3.2 จะมีค่าประมาณ 128.5 Hz สัญญาณบนโดเมนความถี่มีแอมพลิจูดที่ความถี่ 128.5 Hz แต่ไม่ชัดเจนนัก พร้อมทั้งยังพบแอมพลิจูดที่ความถี่อื่น ๆ รวมด้วยที่ประมาณ 8.3, 91.5 และ 115.6 Hz ซึ่งเกี่ยวข้องกับความเร็ว ความถี่รางนอก และความถี่ลูกกลิ้งของแบริ่งทำงาน | ความถี่รางในขณะแบริ่งทำงานดังแสดงในตารางที่ 3.2 จะมีค่าประมาณ 99 Hz สัญญาณบนโดเมนความถี่จะปรากฏแอมพลิจูดที่ความถี่ประมาณ 99 Hz แต่แอมพลิจูดไม่สูงนัก พร้อมทั้งยังพบแอมพลิจูดที่ความถี่อื่น ๆ รวมด้วยที่ประมาณ 61 และ 79.2 Hz ซึ่งเกี่ยวข้องกับความเร็ว ความถี่รางนอกและความถี่ลูกกลิ้งของแบริ่งทำงาน |

ตารางที่ 4.1 ผลการจำลองสภาวะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z (ต่อ)

| สภาวะ                                                     | แบริ่งเบอร์ 6006Z (รูปที่ 4.3)                                                                                                                                                                                                                                                                                             | แบริ่งเบอร์ 6001Z (รูปที่ 4.4)                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |
|-----------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| แบริ่งเสียหาย<br>จากจาระบิสม<br>กากเพชรเกรด<br>100 (F100) | สัญญาณที่ปรากฏจะเกิดแอมพลิจูดเกิดขึ้นที่<br>ช่วงความถี่รังที่ประมาณ 8.3 Hz ซึ่งอาจ<br>เนื่องมาจากผงกากเพชรที่มีขนาดใหญ่เกิด<br>การขัดสีระหว่างลูกกลิ้งกับรังรัดลูกกลิ้ง<br>มากกว่าส่วนอื่น จึงก่อให้เกิดแอมพลิจูดที่<br>ช่วงความถี่ 8.3 Hz ที่ค่อนข้างสูง                                                                  | สัญญาณที่ปรากฏจะเกิดแอมพลิจูดเกิดขึ้นที่<br>ช่วงความถี่รางนอกที่ประมาณ 61 Hz ซึ่งอาจ<br>เนื่องมาจากผงกากเพชรที่มีขนาดใหญ่เกิด<br>การขัดสีระหว่างรางนอกกับลูกกลิ้งมากกว่า<br>ส่วนอื่น จึงก่อให้เกิดแอมพลิจูดที่ช่วงความถี่<br>61 Hz                                                                                                                                                                                                             |
| แบริ่งเสียหาย<br>จากจาระบิสม<br>กากเพชรเกรด<br>280 (F280) | สัญญาณที่ปรากฏจะเกิดแอมพลิจูดเกิดขึ้นที่<br>ช่วงความถี่รางนอกที่ประมาณ 91.5 Hz<br>พร้อมกันนี้ปรากฏแอมพลิจูดที่ช่วงความถี่รัง<br>และลูกกลิ้งที่ประมาณ 8.3 และ 115.6 Hz<br>แต่ไม่ชัดเจนนัก ซึ่งอาจเนื่องมาจากผงกาก<br>เพชรที่มีขนาดเล็กกว่าผงกากเพชรเกรด<br>100 ทำให้เกิดการขัดสีระหว่างลูกกลิ้ง รัง<br>และรางนอกค่อนข้างมาก | สัญญาณที่ปรากฏจะเกิดแอมพลิจูดเกิดขึ้นที่<br>ช่วงความถี่ลูกกลิ้งที่ประมาณ 79.2 Hz ซึ่ง<br>อาจเนื่องมาจากผงกากเพชรที่มีขนาดเล็กกว่า<br>ผงกากเพชรเกรด 100 ทำให้เกิดการขัดสี<br>ระหว่างลูกกลิ้งกับรางนอกค่อนข้างมาก อีกทั้ง<br>ยังปรากฏแอมพลิจูดเกิดขึ้นช่วงความถี่ที่<br>40 Hz ซึ่งอาจเกิดขึ้นจากผงกากเพชรเกิดการ<br>ขัดสีที่ชิ้นส่วนเคลื่อนที่ต่าง ๆ ของแบริ่ง ทำให้<br>เกิดแอมพลิจูดที่ช่วงความถี่นี้ขึ้น                                       |
| แบริ่งเสียหาย<br>จากจาระบิสม<br>กากเพชรเกรด<br>400 (F400) | สัญญาณที่ปรากฏจะเกิดแอมพลิจูดเกิดขึ้นที่<br>ช่วงความถี่รางนอกที่ประมาณ 91.5 Hz แต่<br>แอมพลิจูดไม่สูงนัก ซึ่งอาจเนื่องมาจากผง<br>กากเพชรที่มีขนาดละเอียดกว่าผงขัดเกรด<br>280 ให้เกิดการขัดสีระหว่างลูกกลิ้งกับราง<br>นอกค่อนข้างมากกว่าส่วนอื่น แต่แอมพลิจูด<br>ที่เกิดขึ้นน้อยกว่ากรณีที่ผงขัดเกรด 280                    | สัญญาณที่เกิดขึ้นไม่สามารถระบุความถี่ได้<br>ชัดเจน เนื่องจากแอมพลิจูดมีขนาดเล็กเฉย<br>กัน ซึ่งอาจมาจากขนาดของผงขัดมีขนาดเล็ก<br>จึงทำให้ผิวของชิ้นส่วนเคลื่อนที่ของแบริ่งสึก<br>หรอที่เท่า ๆ กัน จึงไม่ส่งผลต่อแอมพลิจูดของ<br>สัญญาณการสั่นสะเทือนมากนัก ทั้งนี้ได้<br>ปรากฏแอมพลิจูดช่วงความถี่ที่ 40 Hz ซึ่ง<br>อาจเกิดขึ้นจากผงกากเพชรเกิดการขัดสีที่<br>ชิ้นส่วนเคลื่อนที่ต่าง ๆ ของแบริ่ง ทำให้เกิด<br>แอมพลิจูดที่ช่วงความถี่นี้ขึ้นได้ |



รูปที่ 4.3 ลักษณะการสั่นสะเทือนบนโดเมนความถี่ของแบริ่งเบอร์ 6006Z



รูปที่ 4.4 ลักษณะการสั่นสะเทือนบนโดเมนความถี่ของเบรจเบอร์ 6001Z



ผลการวิเคราะห์สัญญาณทั้งบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ที่กล่าวไปข้างต้น ไม่สามารถจำแนกสถานะความเสียหายของแบริ่งได้ชัดเจนด้วยการสังเกตจากกราฟการสั่นสะเทือน เนื่องจากรูปแบบของการสั่นสะเทือนในแต่ละสภาวะมีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน และแอมพลิจูดมีขนาดใกล้เคียงกัน ส่งผลให้อาจเกิดความผิดพลาดในการจำแนกสูง จึงต้องใช้ในการคำนวณหาค่าพารามิเตอร์จากกราฟเข้ามาช่วยในการทำนายสถานะความเสียหาย เพื่อให้ได้ผลการจำแนกที่ถูกต้องและแม่นยำมากยิ่งขึ้น

## 4.2 การเลือกพารามิเตอร์เพื่อใช้เป็นข้อมูลอินพุต

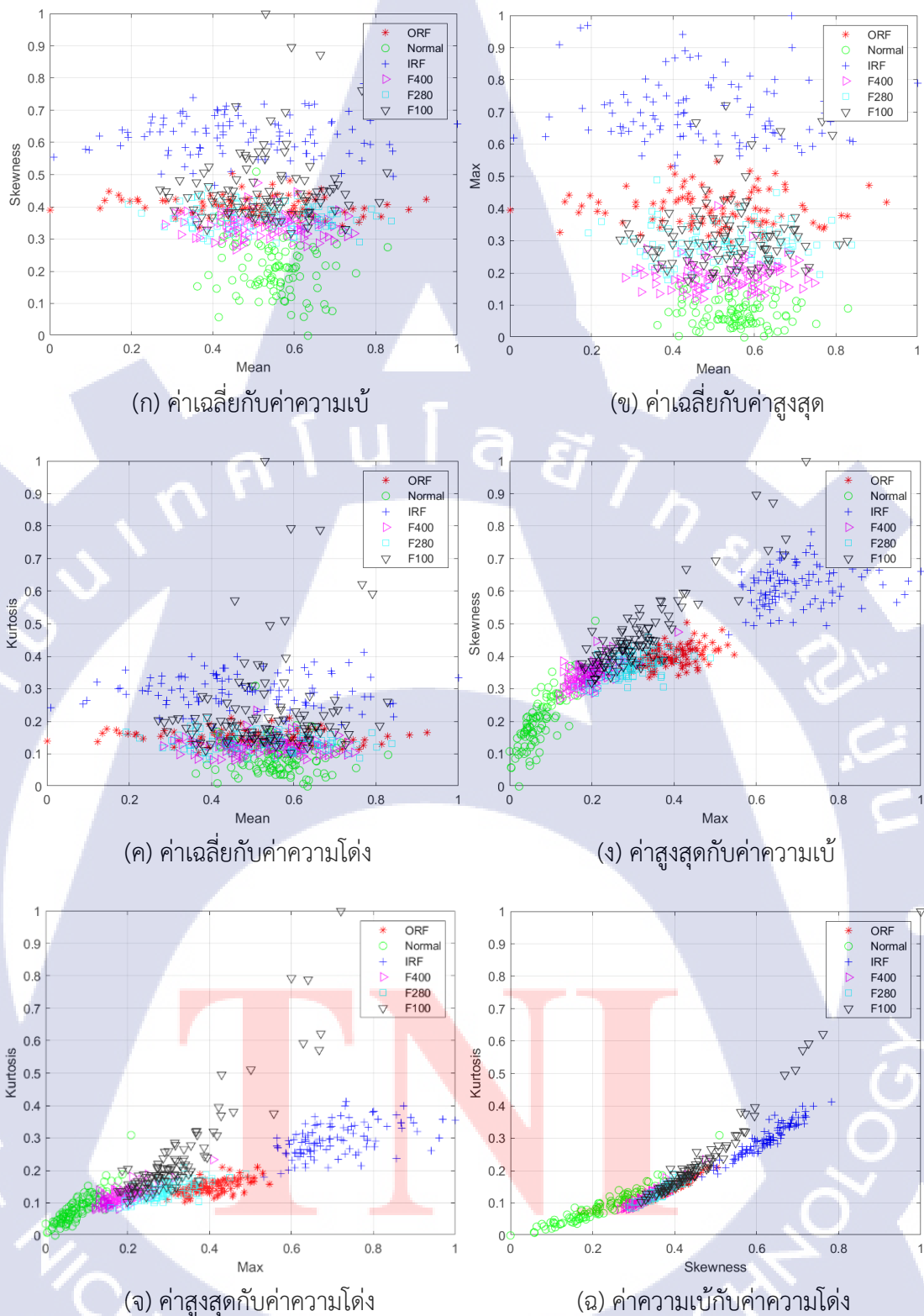
การศึกษานี้ได้ทำการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์ทางสถิติจากสัญญาณบนโดเมนเวลา 6 ค่า ได้แก่ ค่าเฉลี่ย, ค่าสูงสุด, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความแปรปรวน, ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง ดังสมการที่ (1) – (6) ตามลำดับ และวิเคราะห์หาค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งจากสัญญาณบนโดเมนความถี่ ได้แก่ ความถี่รางใน, ความถี่รางนอก, ความถี่ลูกกลิ้ง และความถี่รัง การเลือกพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตจะทำการเลือกจากแบริ่งเบอร์ 6006Z โดยจะทำการเลือกจากทั้งพารามิเตอร์ทางสถิติ และค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้ได้พารามิเตอร์ที่สามารถบ่งบอกถึงสถานะความเสียหายของแบริ่งแต่ละสภาวะได้ชัดเจนที่สุด ซึ่งจะใช้การเขียนกราฟเปรียบเทียบและเทคนิค ANN ช่วยในการเลือกพารามิเตอร์ โดยกำหนดจำนวนนิวรอนที่ใช้ในชั้นซ่อนทั้งหมด 3 ค่า คือ 15, 20 และ 25 นิวรอน ตามลำดับ เพื่อสังเกตแนวโน้มความสามารถในการทำนายของข้อมูลอินพุตในแต่ละแบบ สำหรับชั้นแสดงผลได้กำหนดจำนวนนิวรอนที่ใช้ 6 นิวรอน นั่นคือสภาวะของแบริ่งที่ทำการจำลองทั้งหมด 6 สภาวะ

สำหรับข้อมูลอินพุตของแบริ่งเบอร์ 6001Z จะใช้พารามิเตอร์เดียวกันกับข้อมูลอินพุตของแบริ่งเบอร์ 6006Z ที่ถูกเลือกมา เพื่อทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยพารามิเตอร์เดียวกัน

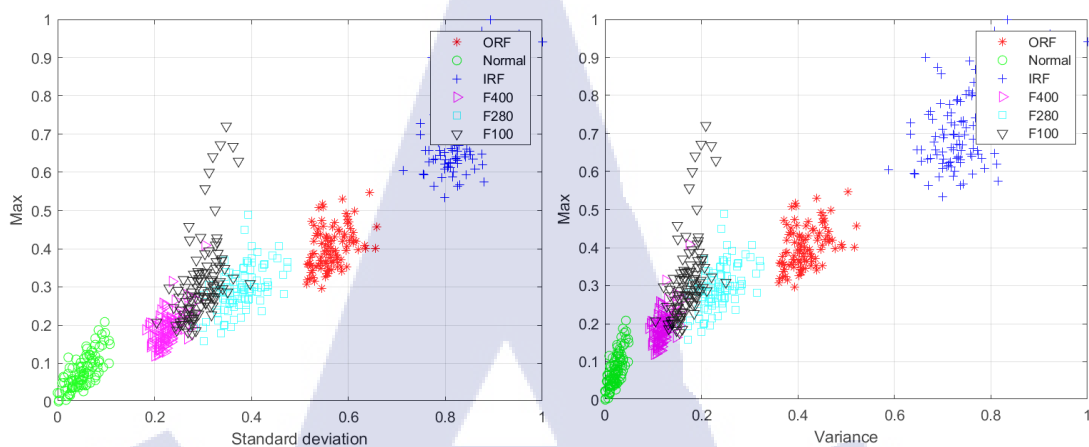
### 4.2.1 พารามิเตอร์ทางสถิติ

เมื่อเขียนกราฟ 2 มิติด้วยพารามิเตอร์ทางสถิติทั้ง 6 ตัวจากข้อมูลแบริ่งเบอร์ 6006Z พบว่าพารามิเตอร์ทางสถิติบางคู่มีส่วนที่ทับซ้อนกันของข้อมูลเป็นจำนวนมาก ทำให้ไม่สามารถจำแนกสถานะความเสียหายได้ เช่น ค่าเฉลี่ย – ค่าความเบ้, ค่าสูงสุด – ค่าความโด่ง เป็นต้น ในขณะที่พารามิเตอร์ทางสถิติบางคู่ กลุ่มข้อมูลเกาะกลุ่มกัน ทำให้สามารถแยกสถานะความเสียหายได้ เช่น ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน – ค่าสูงสุด, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน – ค่าความโด่ง เป็นต้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5 และรูปที่ 4.6



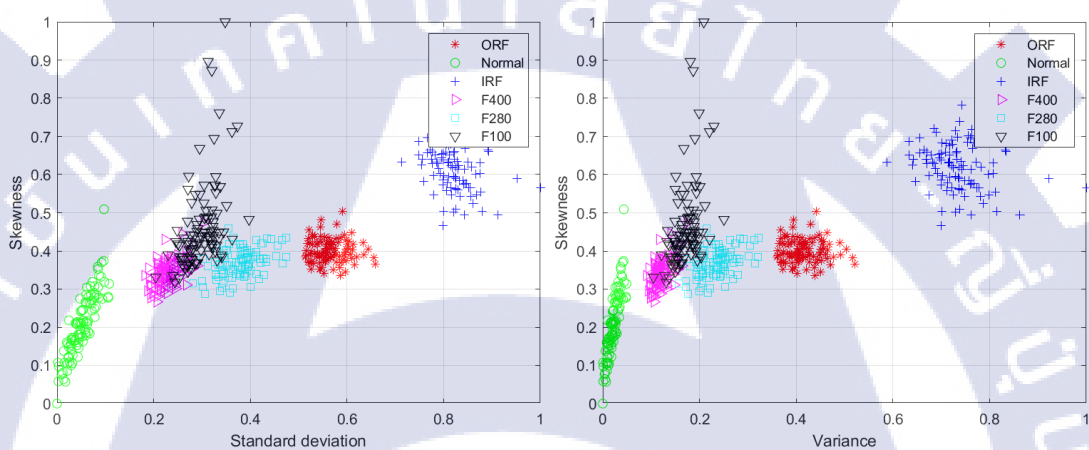


รูปที่ 4.5 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ไม่ชัดเจน  
ของผลการจำลองการทำงานเบร้ง 6006Z



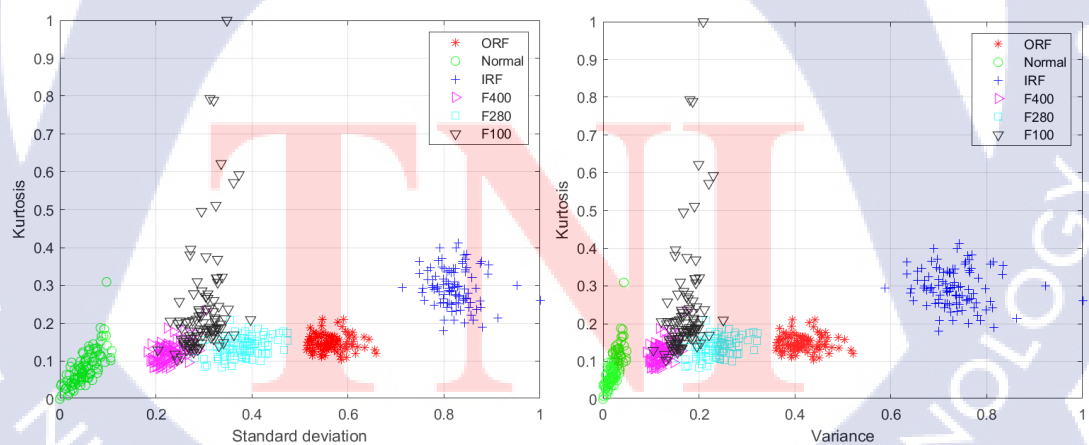
(ก) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าสูงสุด

(ข) ค่าความแปรปรวนกับค่าสูงสุด



(ค) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความเบ้

(ง) ค่าความแปรปรวนกับค่าความเบ้



(จ) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความโด่ง

(ฉ) ค่าความแปรปรวนกับค่าความโด่ง

รูปที่ 4.6 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ชัดเจนของผลการจำลองการทำงานเบร้ง 6006Z

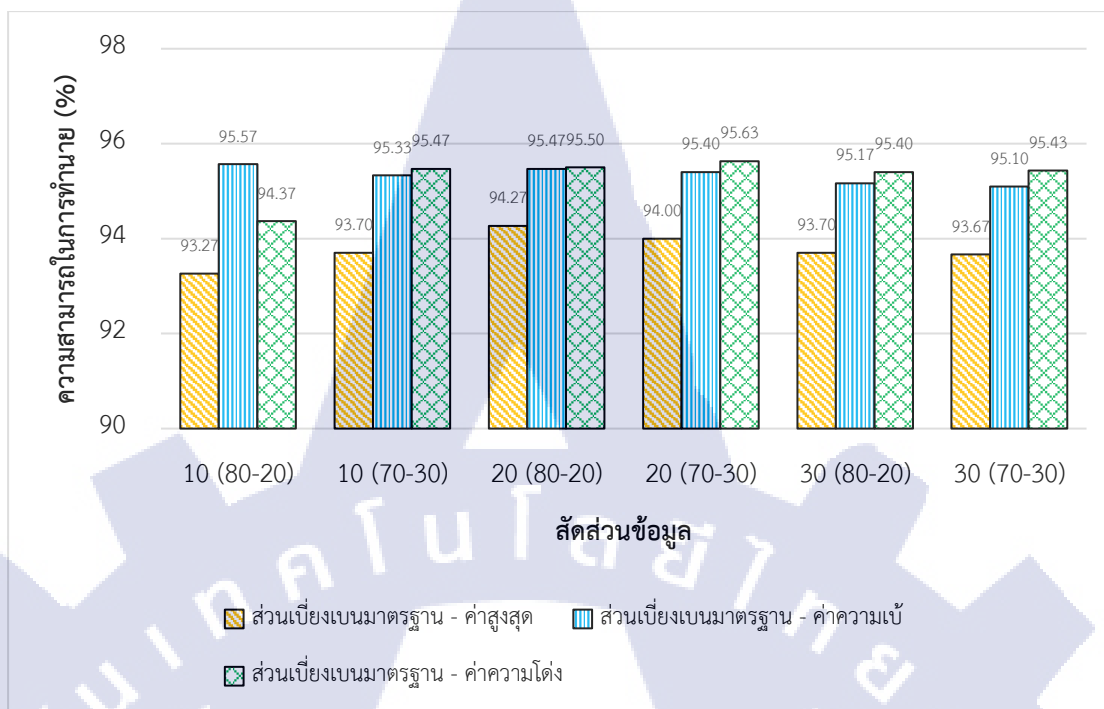
การเขียนกราฟเปรียบเทียบค่าพารามิเตอร์ 2 ค่า แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ในแต่ละสภาวะความเสียหาย กราฟที่มีจุดทับซ้อนกันกับสภาวะอื่นเป็นจำนวนมาก แสดงว่าพารามิเตอร์ที่ใช้มีค่าใกล้เคียงกันในแต่ละสภาวะ การทำนายสภาวะความเสียหายจึงทำได้ยาก ทำให้ความสามารถในการทำนายด้วยพารามิเตอร์นั้น ๆ ต่ำ ในทางกลับกัน กราฟที่มีจุดทับซ้อนกับสภาวะอื่นน้อย หรือสามารถมองแยกออกเป็นกลุ่ม ๆ ได้อย่างชัดเจน การทำนายสภาวะความเสียหายจะทำได้ง่าย ส่งผลให้ความสามารถในการทำนายสูง เนื่องจากพารามิเตอร์ในแต่ละสภาวะมีค่าที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน ทั้งนี้ เนื่องจากต้องการข้อมูลอินพุตที่สามารถจำแนกสภาวะความเสียหายได้ดีที่สุด ดังนั้นพารามิเตอร์ที่จะถูกเลือกเพื่อนำไปใช้เป็นข้อมูลอินพุตนั้น จะต้องเป็นพารามิเตอร์ที่ให้กราฟที่มีจุดทับซ้อนกับสภาวะอื่น ๆ น้อย ดังแสดงในรูปที่ 4.6

กราฟความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ในแต่ละคู่ดังแสดงในรูปที่ 4.6 จะเห็นได้ว่ามีพารามิเตอร์ทั้งหมด 6 คู่ที่สามารถจำแนกสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่เบอร์ 6006Z ได้อย่างชัดเจน นั่นคือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน - ค่าสูงสุด, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน - ค่าความเบ้, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน - ค่าความโด่ง, ค่าความแปรปรวน - ค่าสูงสุด, ค่าความแปรปรวน - ค่าความเบ้ และค่าความแปรปรวน - ค่าความโด่ง ซึ่งจากรูปจะสังเกตเห็นว่า หากเรียงลำดับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานจากน้อยไปมากในแต่ละสภาวะ สามารถเรียงลำดับได้ ดังนี้ สภาวะที่แบร์ริงทำงานปกติ, สภาวะความเสียหายของแบร์ริงจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 400, สภาวะความเสียหายของแบร์ริงจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 100, สภาวะความเสียหายของแบร์ริงจากการใส่จาระบีสมกากเพชร เกรด 280, สภาวะความเสียหายของแบร์ริงที่รางนอก และสภาวะความเสียหายของแบร์ริงที่รางใน ตามลำดับ โดยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นค่าที่ใช้วัดการกระจายตัวของข้อมูล สามารถบ่งบอกถึงความรุนแรงในการสั่นสะเทือนได้ หากส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่ามาก การกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลก็จะมาก นั่นคือ กลุ่มข้อมูลนั้น ๆ มีการสั่นสะเทือนที่รุนแรง ในทางกลับกัน หากส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าน้อย การกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลก็จะน้อยด้วย นั่นคือ กลุ่มข้อมูลนั้น ๆ มีการสั่นสะเทือนที่ไม่รุนแรง ดังนั้นจากรูปที่ 4.6 จึงสามารถสรุปได้ว่าสภาวะความเสียหายของแบร์ริงที่ทำให้แบร์ริงเกิดการสั่นสะเทือนที่รุนแรงที่สุด คือ สภาวะความเสียหายของแบร์ริงที่รางใน ในทางกลับกัน สภาวะความเสียหายของแบร์ริงที่ทำให้แบร์ริงเกิดการสั่นสะเทือนที่รุนแรงน้อยที่สุด คือ สภาวะที่แบร์ริงทำงานปกติ

หากสังเกตในรูปที่ 4.6 จะเห็นว่า กราฟที่มีพารามิเตอร์ในแกนตั้งเดียวกัน จะมีลักษณะการจัดเรียงกลุ่มที่คล้ายกัน ดังเช่นรูปที่ 4.6(ก) และรูปที่ 4.6(ข) ซึ่งเป็นรูปที่แสดงถึงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าสูงสุด และค่าความแปรปรวนกับค่าสูงสุด ทั้งนี้ เนื่องจากพารามิเตอร์ในแกนนอน นั่นคือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความแปรปรวน เป็นพารามิเตอร์ที่ใช้ในการวัดการกระจายตัวของข้อมูล และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมาจากรากที่สองของค่าความ

แปรปรวน ดังนั้นกราฟทั้งสองนี้จึงเป็นกราฟที่บ่งบอกถึงความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ในลักษณะเดียวกัน ซึ่งกราฟที่มีค่าความแปรปรวนเป็นแกนนอน มีลักษณะการจัดเรียงตัวของกลุ่มข้อมูลที่ชิดกันมากกว่ากราฟที่มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นแกนนอน เนื่องจากค่าความแปรปรวนสามารถคำนวณได้จากส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานยกกำลังสอง ซึ่งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของทุกสภาวะความเสียหายมีค่าไม่เกินหนึ่ง ดังนั้นเมื่อนำค่าที่น้อยกว่าหนึ่งมายกกำลังสอง ผลลัพธ์ที่ได้จึงมีค่าน้อยลง เมื่อนำค่าที่ถูกยกกำลังสองแล้วมาเขียนกราฟ หรือก็คือค่าความแปรปรวน กราฟที่ได้จึงจัดเรียงตัวกันอย่างชิดกันมาก การจัดเรียงตัวของกลุ่มข้อมูลที่ชิดกันนี้ ทำให้ความสามารถในการจำแนกกลุ่มข้อมูลต่ำ ดังนั้นเพื่อให้ความสามารถในการทำนายสูงที่สุด พารามิเตอร์ที่ถูกเลือกเพื่อนำมาใช้เป็นข้อมูลอินพุต จึงเป็นกราฟที่มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นแกนนอน ซึ่งเป็นกราฟที่กลุ่มข้อมูลไม่ได้เรียงตัวชิดกันมาก โดยมีทั้งหมด 3 คู่พารามิเตอร์ ได้แก่ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน – ค่าสูงสุด, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน – ค่าความเบ้ และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน – ค่าความโด่ง ดังรูปที่ 4.6(ก) รูปที่ 4.6(ค) และรูปที่ 4.6(จ) ตามลำดับ การทดสอบความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของพารามิเตอร์ทั้ง 3 คู่ ของผลการวิเคราะห์ข้อมูลของแบร์ริง 6006Z ด้วยเทคนิค ANN จะทำการเปรียบเทียบผลการทำนายที่สัดส่วนข้อมูลต่าง ๆ (10 (80-20), 10 (70-30), 20 (80-20), 20 (70-30), 30 (80-20) และ 30 (70-30)) โดยที่ 10 (80-20) หมายถึง ชุดข้อมูล Training 80% (ประกอบด้วยข้อมูล Training 70% และข้อมูล Validation 10%) และข้อมูล Testing 20% ดังแสดงในตารางที่ 3.6 ที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 และใช้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 15, 20 และ 25 ตามลำดับ ผลการทำนายที่ได้ในแต่ละสัดส่วนข้อมูลจะถูกนำมาเฉลี่ย ซึ่งมีรายละเอียดของผลการทำนายแสดงดังตาราง ก.1 - ก.3 และความสามารถในการทำนายผลสรุปได้ดังรูปที่ 4.7

ผลการศึกษา พบว่า การใช้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าสูงสุดเป็นข้อมูลอินพุต สามารถทำนายสภาวะความเสียหายได้น้อยที่สุดในทุกสัดส่วนข้อมูล ในขณะที่การใช้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุต สามารถทำนายสภาวะความเสียหายได้มากที่สุด ยกเว้นในสัดส่วนข้อมูลที่ 10 (80-20) ซึ่งอาจเป็นเพราะที่สัดส่วนข้อมูลนี้ ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้โมเดลมีจำนวนมาก ในขณะที่ข้อมูลที่ใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องของโมเดล (ข้อมูล Validation) มีจำนวนน้อย จึงไม่สามารถตรวจสอบข้อมูลให้ครอบคลุมกับข้อมูล Testing ได้ และข้อมูลในกลุ่มสภาวะความเสียหายจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรดต่าง ๆ มีการทับซ้อนกันมากกว่าข้อมูลอินพุตอื่น ๆ ดังแสดงในรูปที่ 4.6(จ) ทำให้โมเดลเกิดความสับสนในการทำนายได้ง่าย ความสามารถในการทำนายจึงต่ำเมื่อเทียบกับที่สัดส่วนข้อมูลอื่น ๆ สำหรับการมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความเบ้เป็นข้อมูลอินพุต สามารถทำนายสภาวะความเสียหายได้ดีในทุกสัดส่วนข้อมูล แต่ไม่เท่ากับการใช้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุต

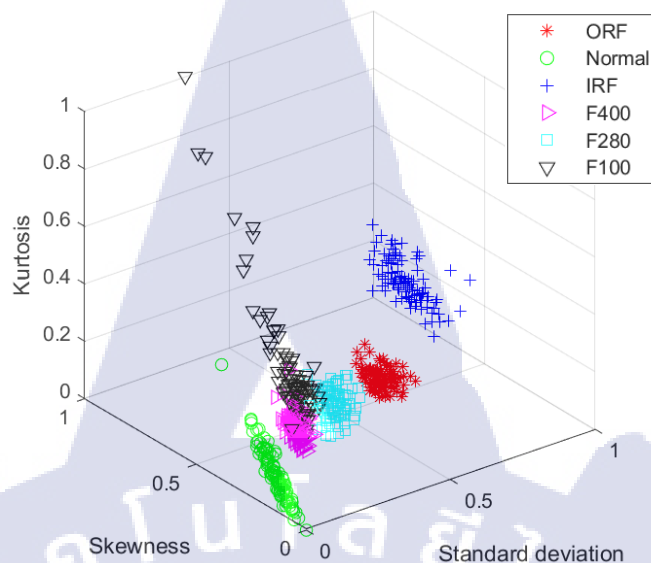


รูปที่ 4.7 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยพารามิเตอร์ทางสถิติ

การใช้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความเบ้ และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุตจะทำให้ความสามารถในการทำนายสูง ดังนั้นเพื่อเพิ่มความสามารถในการทำนาย จึงทำการทดสอบอีกครั้ง โดยใช้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ และค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุต

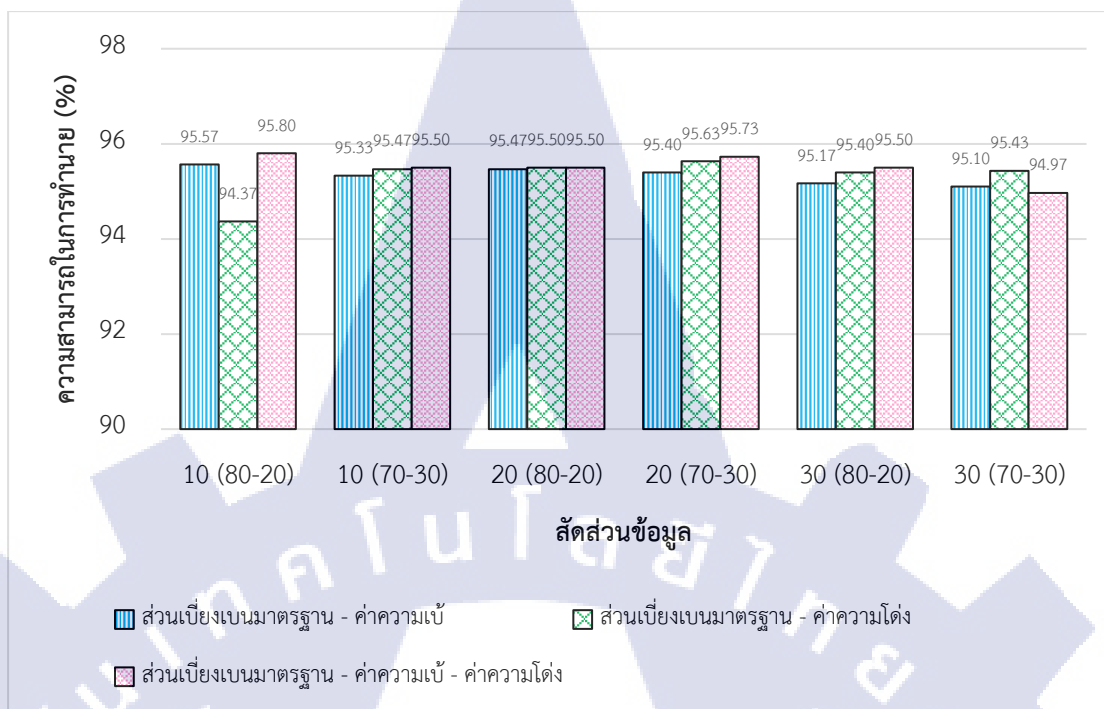
เมื่อเขียนกราฟ 3 มิติด้วยพารามิเตอร์ทั้งสาม ดังรูปที่ 4.8 พบว่า การใช้พารามิเตอร์ทั้งสามเป็นข้อมูลอินพุตสามารถจำแนกสภาวะความเสียหายของแบริ่งได้อย่างชัดเจน อาจมีส่วนที่ทับซ้อนกันของข้อมูลในกลุ่มสภาวะความเสียหายจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรดต่าง ๆ บ้าง แต่ข้อมูลยังเกาะกลุ่มกัน และสามารถแยกชุดข้อมูลออกเป็นกลุ่ม ๆ ได้





รูปที่ 4.8 กราฟความสัมพันธ์ของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง

เมื่อนำพารามิเตอร์ทั้งสามที่วิเคราะห์จากข้อมูลของแบร็ง 6006Z นี้ไปเรียนรู้และทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายเพื่อเปรียบเทียบผลการทำนายกับค่าพารามิเตอร์ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความเบ้ และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับความโด่งด้วยเทคนิค ANN ที่สัดส่วนข้อมูลต่าง ๆ (10 (80-20), 10 (70-30), 20 (80-20), 20 (70-30), 30 (80-20) และ 30 (70-30)) และใช้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 15, 20 และ 25 ตามลำดับ ผลการทำนายที่ได้ในแต่ละสัดส่วนข้อมูลจะถูกนำมาเฉลี่ย ซึ่งมีรายละเอียดของผลการทำนายแสดงดังตารางที่ ก.2 - ก.4 และความสามารถในการทำนายผลสามารถสรุปได้ดังรูปที่ 4.9 ผลการศึกษา พบว่า ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร็งเมื่อให้พารามิเตอร์ทั้งสามเป็นข้อมูลอินพุตมีค่าใกล้เคียงกับการใช้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุต ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบความสามารถโดยรวมของข้อมูลอินพุตในแต่ละแบบ จะเห็นได้ว่า เมื่อให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความเบ้ และค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุต แนวโน้มของความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายมีค่าสูงที่สุด ดังนั้นพารามิเตอร์ทางสถิติที่ถูกเลือกให้เป็นข้อมูลอินพุตเพื่อใช้ทดสอบความสามารถในการทำนาย มี 3 พารามิเตอร์ ได้แก่ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง โดยความสามารถในการทำนายจะสูงที่สุด เมื่อกำหนดให้สัดส่วนข้อมูลเป็น 10 (80-20)



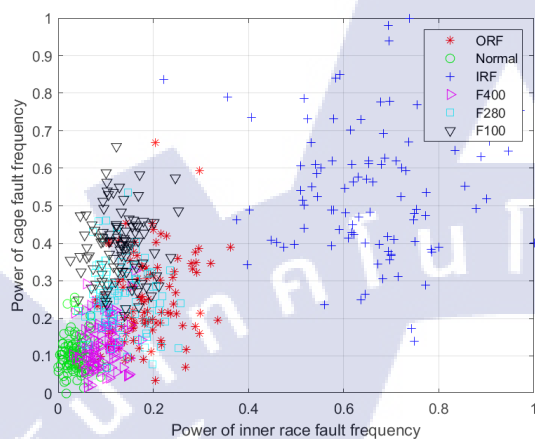
รูปที่ 4.9 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยพารามิเตอร์ทางสถิติ

#### 4.2.2 ค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่ง

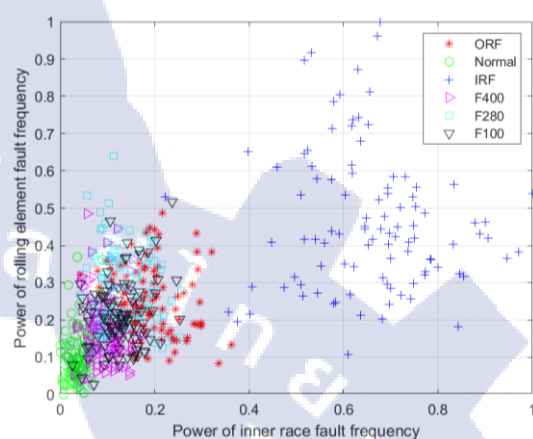
ผลการวิเคราะห์สัญญาณของแบริ่ง 6006Z ด้วยเทคนิค FFT ดังรูปที่ 4.3 จะถูกนำมาหาค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่ง 6006Z ได้แก่ ความถี่รางใน ความถี่รางนอก ความถี่ลูกกลิ้ง และความถี่รั้ง เมื่อเขียนสร้างกราฟ 2 มิติ พบว่า มีพารามิเตอร์ 3 คู่ ได้แก่ ค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน - ความถี่รั้ง, ค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน - ความถี่ลูกกลิ้ง และค่ากำลังของช่วงความถี่รั้ง - ความถี่ลูกกลิ้ง ที่ไม่สามารถจำแนกสภาวะความเสียหายได้อย่างชัดเจน ดังแสดงในรูปที่ 4.10 ในขณะที่มีพารามิเตอร์ 3 คู่ ได้แก่ ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก - ความถี่รางใน, ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก - ความถี่ลูกกลิ้ง และค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก - ความถี่รั้ง ที่สามารถจำแนกสภาวะความเสียหายได้อย่างชัดเจน ดังแสดงในรูปที่ 4.11

จากรูปที่ 4.10 และ 4.11 จะเห็นได้ว่า หากแบริ่งเกิดความเสียหายที่รางใน จะส่งผลให้รางใน ลูกกลิ้ง และรั้งเกิดการสั่นสะเทือนที่รุนแรง เนื่องจากสภาวะความเสียหายของแบริ่งที่รางในในช่วงความถี่รางใน ลูกกลิ้ง และรั้ง มีค่ากำลังมาก ในขณะเดียวกัน หากแบริ่งเกิดความเสียหายที่รางนอก จะส่งผลให้รางนอกเกิดการสั่นสะเทือนอย่างรุนแรง ในส่วนของรางใน ลูกกลิ้ง และรั้ง เกิดการสั่นสะเทือนที่ไม่รุนแรง และแบริ่งที่เสียหายจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร สามารถเรียงลำดับเกรด

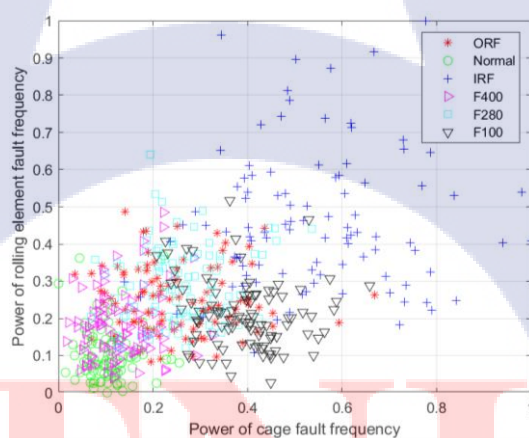
ของกากเพชรที่ทำให้เกิดการสั่นสะเทือนที่รางนอกจากมากไปน้อยได้ ดังนี้ เกรด 280, 400 และ 100 ตามลำดับ เกรดของกากเพชรที่ทำให้เกิดการสั่นสะเทือนที่รางจากมากไปน้อยได้ ดังนี้ เกรด 100, 280 และ 400 ตามลำดับ ในส่วนของการสั่นสะเทือนที่รางในและลูกกลิ้ง พบว่า ทั้ง 3 เกรดทำให้เกิดการสั่นสะเทือนในระดับความรุนแรงที่ใกล้เคียงกัน



(ก) ค่ากำลังของช่วงความถี่รางในและราง

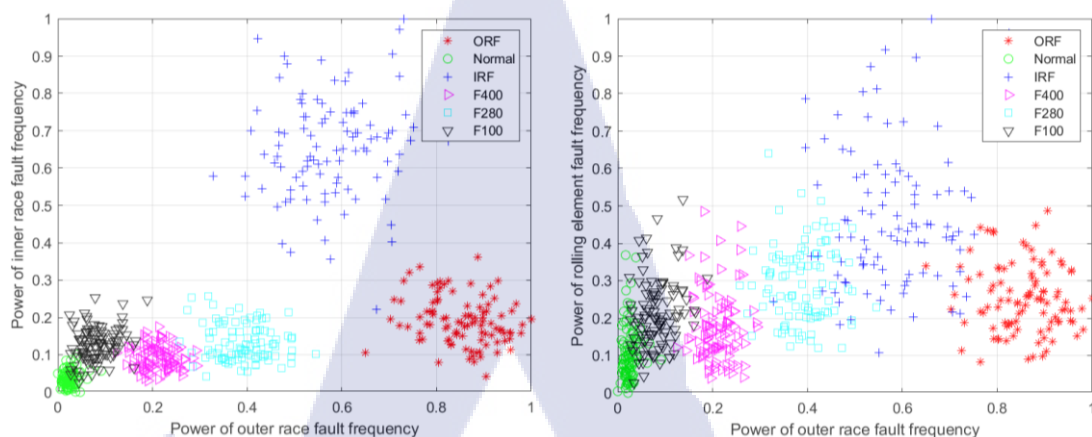


(ข) ค่ากำลังของช่วงความถี่รางในและลูกกลิ้ง



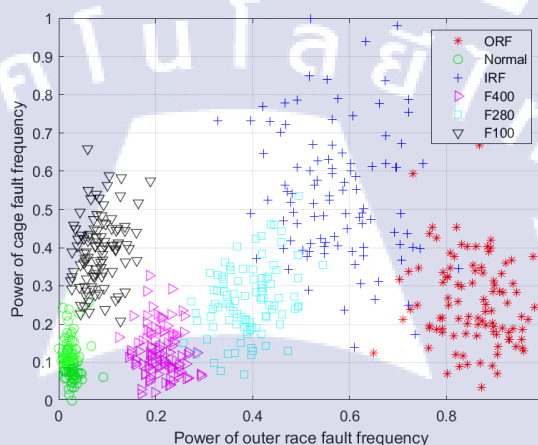
(ค) ค่ากำลังของช่วงความถี่รางและลูกกลิ้ง

รูปที่ 4.10 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่ากำลังของช่วงความถี่ต่าง ๆ ของแบริ่ง 6006Z ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ไม่ชัดเจน



(ก) ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและรางใน

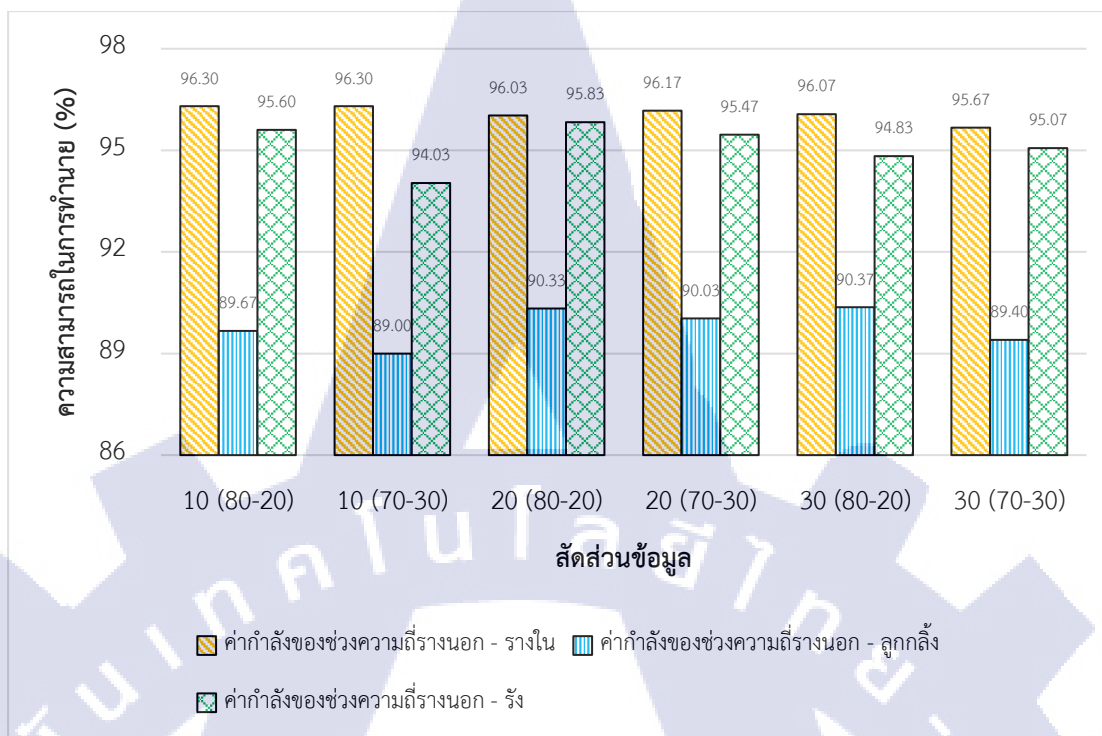
(ข) ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและลูกกลิ้ง



(ค) ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและรัง

รูปที่ 4.11 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่ากำลังของช่วงความถี่ต่าง ๆ ของแบริ่ง 6006Z ที่จำแนกสถานะความเสียหายได้ชัดเจน

ค่ากำลังของความถี่รางนอกและความถี่รางใน, ค่ากำลังความถี่รางนอกและความถี่ลูกกลิ้ง และค่ากำลังความถี่รางนอกและความถี่รัง ของผลการวิเคราะห์ข้อมูลแบริ่ง 6006Z ดังรูปที่ 4.11 เป็นค่าพารามิเตอร์ที่สามารถจำแนกสถานะความเสียหายได้อย่างชัดเจน พารามิเตอร์เหล่านี้จะถูกนำมาทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN ที่สัดส่วนข้อมูลต่าง ๆ (10 (80-20), 10 (70-30), 20 (80-20), 20 (70-30), 30 (80-20) และ 30 (70-30)) และใช้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 15, 20 และ 25 ตามลำดับ ผลการทำนายที่ได้ในแต่ละสัดส่วนข้อมูลจะถูกนำมาเฉลี่ย ซึ่งมีรายละเอียดของผลการทำนายแสดงดังตาราง ก.5 - ก.7 และความสามารถในการทำนายผลสรุปได้ดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่ง

ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของพารามิเตอร์ทั้ง 3 คู่ ดังแสดงในรูปที่ 4.12 พบว่า การใช้ค่ากำลังของช่วงความถี่ภายนอกและความถี่รางในเป็นข้อมูลอินพุต ให้ความสามารถในการทำนายที่ดีที่สุดในทุกสัดส่วนข้อมูล ในขณะที่การใช้ค่ากำลังของช่วงความถี่ภายนอกและความถี่รางเป็นข้อมูลอินพุต และการใช้ค่ากำลังของช่วงความถี่ภายนอกและความถี่ลูกกลิ้งเป็นข้อมูลอินพุต ให้ความสามารถในการทำนายที่ลดลงตามลำดับ ซึ่งอาจเกิดจากข้อมูลอินพุตบางส่วนมีการทับซ้อนกันมาก โมเดลจึงเกิดความซับซ้อนในการทำนาย ความสามารถในการทำนายจึงต่ำกว่า การใช้ค่ากำลังของช่วงความถี่ภายนอกและความถี่รางในเป็นข้อมูลอินพุต

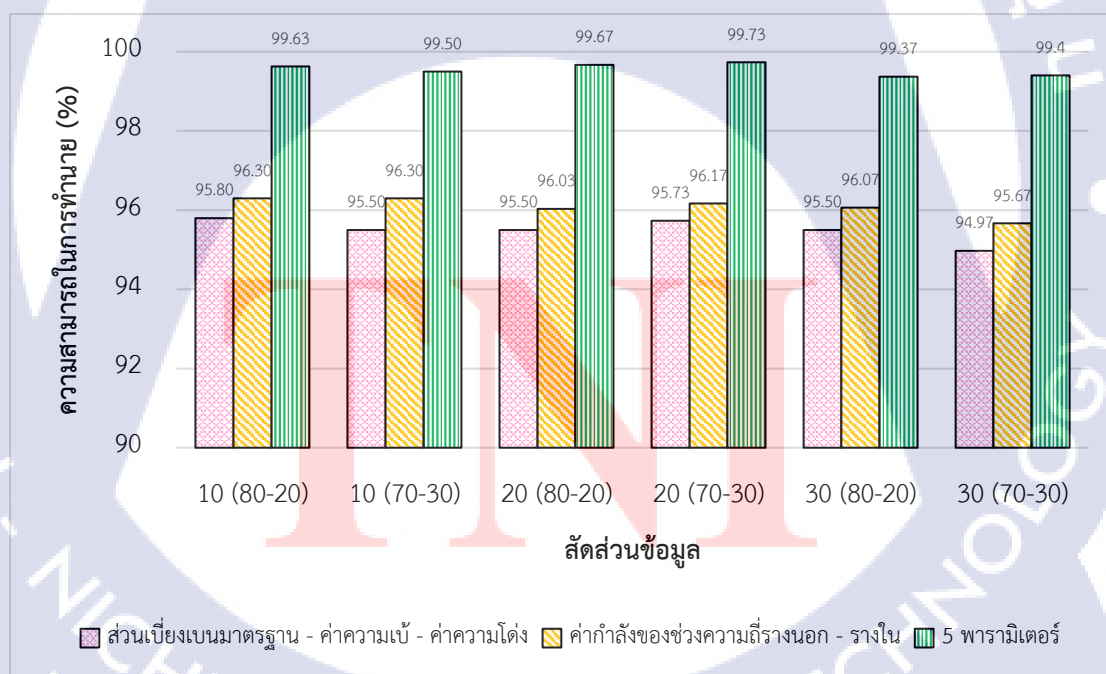
การใช้ค่ากำลังของช่วงความถี่ภายนอกและความถี่รางในเป็นข้อมูลอินพุต ให้ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายสูงถึง 96.30% ดังนั้นจึงเลือกใช้ค่ากำลังของช่วงความถี่ภายนอกและความถี่รางในให้เป็นข้อมูลอินพุต เพื่อใช้ทดสอบหาความสามารถในการทำนายต่อไป



#### 4.2.3 พารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุต

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลของแบริ่ง 6006Z การใช้พารามิเตอร์ทางสถิติ ได้แก่ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง เป็นข้อมูลอินพุต และการใช้ค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่ง ได้แก่ ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก และความถี่รางใน เป็นข้อมูลอินพุต ทำให้ความสามารถในการทำนายสูงถึง 95.80% และ 96.30% ตามลำดับ เพื่อเพิ่มความสามารถในการทำนายให้สูงขึ้น จึงทำการทดสอบโดยนำพารามิเตอร์ทางสถิติทั้ง 3 ค่าและค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของแบริ่งทั้ง 2 ค่า มาใช้เป็นข้อมูลอินพุตร่วมกัน

เปรียบเทียบผลการทำนายของชุดพารามิเตอร์ต่าง ๆ คือ ชุดพารามิเตอร์ 3 ค่า (ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ และค่าความโด่ง), ชุดพารามิเตอร์ 2 ค่า (ค่ากำลังช่วงความถี่รางนอก และรางใน) และชุดพารามิเตอร์ทั้ง 5 ค่า (ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลังช่วงความถี่รางนอกและรางใน) นำชุดพารามิเตอร์ต่าง ๆ นี้ไปเรียนรู้และทดสอบความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายที่สัดส่วนของข้อมูลต่าง ๆ (10 (80-20), 10 (70-30), 20 (80-20), 20 (70-30), 30 (80-20) และ 30 (70-30)) และใช้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 15, 20 และ 25 ตามลำดับ ผลการทำนายที่ได้ในแต่ละสัดส่วนข้อมูลจะถูกนำมาเฉลี่ย ซึ่งมีรายละเอียดของผลการทำนายแสดงดังตาราง ก.4, ก.5 และ ก.8 และความสามารถในการทำนายผลสรุปได้ดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยข้อมูลอินพุตต่าง ๆ

ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN แสดงดังรูปที่ 4.13 พบว่า ความสามารถในการทำนายจะต่ำที่สุด เมื่อให้พารามิเตอร์ทางสถิติเป็นข้อมูลอินพุต ในขณะที่ หากให้ค่ากำลังช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องเป็นข้อมูลอินพุต ความสามารถในการทำนายจะสูงขึ้น และเมื่อนำพารามิเตอร์ทางสถิติและค่ากำลังของช่วงความถี่ที่เกี่ยวข้องของแบริ่งมาใช้เป็นข้อมูลอินพุตร่วมกัน ความสามารถในการทำนายจะเพิ่มสูงขึ้นในทุกสัดส่วนข้อมูล โดยเพิ่มสูงขึ้นมากถึง 99.73% ดังนั้น ข้อมูลอินพุตที่ถูกเลือกเพื่อนำใช้ในการทดสอบความสามารถในการทำนายด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN ประกอบไปด้วย 5 พารามิเตอร์ ดังนี้ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความเบ้, ค่าความโด่ง, ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก และค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน ซึ่งทั้ง 5 พารามิเตอร์นี้ จะนำไปใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณที่บันทึกจากชุดจำลองเพื่อเป็นข้อมูลอินพุตกับทั้งแบริ่งเบอร์ 6006Z และ เบอร์ 6001Z

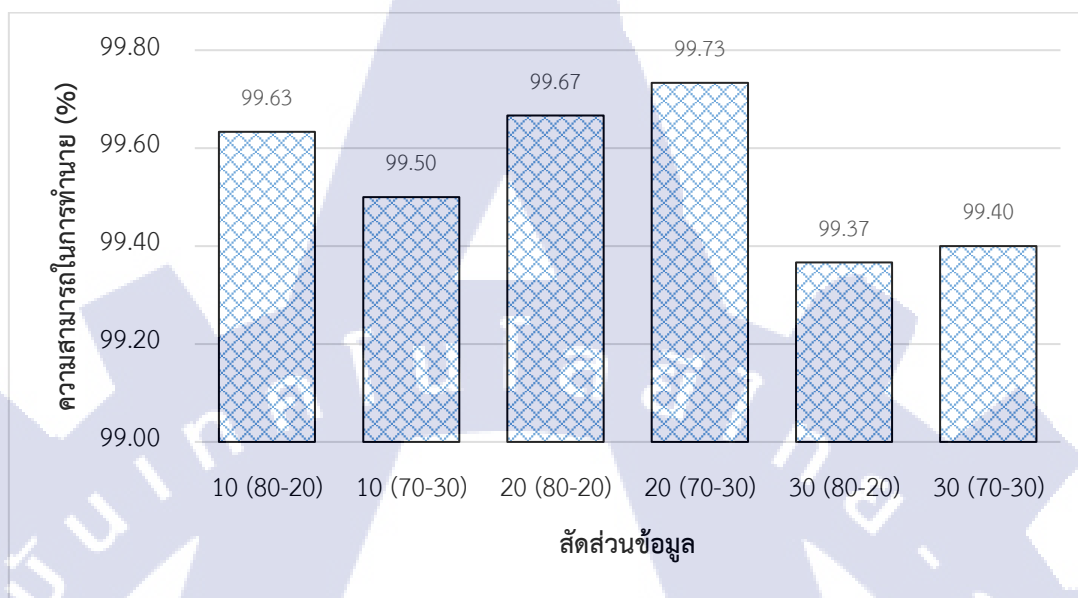
#### 4.3 การเลือกสัดส่วนข้อมูลอินพุต

การทดสอบได้ทำการแบ่งสัดส่วนข้อมูลอินพุตออกเป็น 6 สัดส่วน ดังแสดงในตารางที่ 3.6 ทั้งนี้ จะเห็นได้ว่าในระหว่างที่ทำการหาพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตในข้อ 4.2 ได้ทำการทดลอง โดยแบ่งสัดส่วนข้อมูลออกเป็น 6 สัดส่วน ซึ่งในแต่ละสัดส่วน ความสามารถในการทำนายไม่เท่ากัน จึงสามารถสรุปได้ว่าการเลือกสัดส่วนข้อมูลอินพุตที่ใช้สามารถส่งผลถึงความสามารถในการทำนายได้ ดังนั้นการทำนายผลจึงจำเป็นต้องหาสัดส่วนที่สามารถทำนายได้ดีที่สุดและเหมาะสมกับพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตด้วย

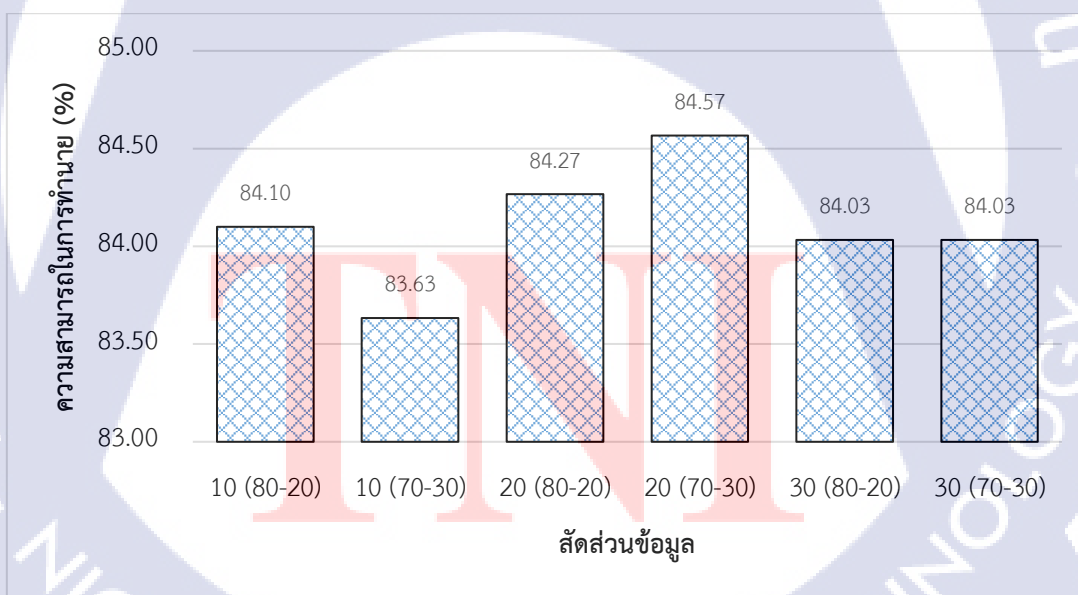
พารามิเตอร์ที่ถูกเลือกใช้เป็นข้อมูลอินพุต เพื่อทดสอบความสามารถในการทำนายด้วยเทคนิคต่าง ๆ ประกอบไปด้วย 5 พารามิเตอร์ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความเบ้, ค่าความโด่ง, ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก และค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน ซึ่งพารามิเตอร์เหล่านี้จะถูกนำมาเป็นข้อมูลอินพุตในการเลือกสัดส่วนข้อมูล โดยทำการทดสอบความสามารถในการทำนายด้วย ANN

ผลการทดสอบด้วยพารามิเตอร์ทั้ง 5 ค่า เพื่อทำนายความเสียหายของแบริ่งที่สัดส่วนของข้อมูลต่าง ๆ คือ 10 (80-20), 10 (70-30), 20 (80-20), 20 (70-30), 30 (80-20) และ 30 (70-30) และใช้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 15, 20 และ 25 ตามลำดับ ผลการทำนายที่ได้ในแต่ละสัดส่วนข้อมูลจะถูกนำมาเฉลี่ย ซึ่งมีรายละเอียดของผลการทำนายของแบริ่ง 6006Z และ 6001Z ดังตาราง ก.8 และ ก.9 ตามลำดับ และความสามารถในการทำนายผลสรุปได้ดังรูปที่ 4.14 และรูปที่ 4.15 ตามลำดับ ผลการทดลองพบว่า ความสามารถในการทำนายที่ดีที่สุดของแบริ่งเบอร์ 6006Z และ 6001Z อยู่ที่ 99.73% และ 84.57% ตามลำดับ ซึ่งความสามารถในการทำนายของแบริ่งทั้งสองนี้ เกิดจากการกำหนดสัดส่วนข้อมูลอินพุตเท่ากับ 20 (70-30) นั่นคือ กำหนดให้ข้อมูล Training เท่ากับ 50%, ข้อมูล Validation เท่ากับ 20% และข้อมูล Testing เท่ากับ 30% เนื่องจากที่สัดส่วนนี้

ให้ผลการทำนายที่ดีที่สุดกับแบร็งทั้งสองเบอร์ ดังนั้นสัดส่วนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN ในขั้นตอนถัดไป จะใช้สัดส่วนข้อมูลที่ 20 (70-30)



รูปที่ 4.14 ความสามารถในการทำนายในแต่ละสัดส่วนข้อมูลของแบร็งเบอร์ 6006Z



รูปที่ 4.15 ความสามารถในการทำนายในแต่ละสัดส่วนข้อมูลของแบร็งเบอร์ 6001Z

สำหรับการทำนายสถานะความเสียหายของแบร็งทั้งสองเบอร์ด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายในขั้นตอนถัดไป กำหนดให้ข้อมูลอินพุตที่ใช้ประกอบไปด้วย 5 พารามิเตอร์ ได้แก่ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความเบ้, ค่าความโด่ง, ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก และค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน ซึ่งได้จากการเลือกพารามิเตอร์ในข้อ 4.2.3 โดยให้สัดส่วนข้อมูลอินพุตเท่ากับ 20 (70-30) และกำหนดให้ข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากการทำนายเป็นข้อมูลแบร็งทั้ง 6 สถานะ คือ สถานะที่แบร็งทำงานปกติ, สถานะที่แบร็งเสียหายที่รางนอก, สถานะที่แบร็งเสียหายที่รางใน, สถานะที่แบร็งเสียหายจากการใส่จาระบีผสมกากเพชร เกรด 100, 280 และ 400 ตามลำดับ



รูปที่ 4.16 จำนวนข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตของแบร็งทั้งสองเบอร์

#### 4.4 ผลการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN

สำหรับเทคนิค ANN จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนสามารถส่งผลถึงความสามารถในการทำนายได้ ดังนั้นเพื่อให้สามารถทำนายสถานะความเสียหายได้แม่นยำที่สุด จึงทำการทดสอบโดยกำหนดให้จำนวนนิวรอนที่ใช้ในการทดสอบทั้งหมด 8 ค่า คือ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35 และ 40 นิวรอน ตามลำดับ โดยรายละเอียดของ ANN ที่ใช้สามารถดูได้ในข้อ 3.1.4

##### 4.4.1 ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบร็งเบอร์ 6006Z ด้วยเทคนิค ANN

การทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN ให้ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบร็งซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.2

จากผลการทำนาย พบว่า ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร็งจะต่ำเมื่อกำหนดให้จำนวนนิวรอนน้อย หากเพิ่มจำนวนนิวรอนขึ้น ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายก็จะเพิ่มสูงขึ้น โดยเพิ่มสูงถึง 99.8% เมื่อกำหนดให้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมีค่าเท่ากับ 20 นิวรอน และหากเพิ่มจำนวนนิวรอนให้มากกว่า 20 นิวรอน ความสามารถในการทำนายจะลดลง

สำหรับเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ เมื่อกำหนดให้นิวรอนเท่ากับ 20 พบว่า ใช้ระยะเวลา 4 s ในการเรียนรู้และทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบร็งเบอร์ 6006Z

ตารางที่ 4.2 ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งเบอร์ 6006Z ด้วย ANN

| ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | Epoch | เวลา (s) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |
|----------------------|-------|----------|--------------------------|------------|---------|---------|
|                      |       |          | Training                 | Validation | Testing | Overall |
| 5                    | 30    | 0        | 99.0                     | 99.2       | 99.4    | 99.2    |
| 10                   | 53    | 1        | 100                      | 100        | 97.8    | 99.3    |
| 15                   | 36    | 0        | 100                      | 99.2       | 99.4    | 99.7    |
| 20                   | 34    | 4        | 100                      | 100        | 99.4    | 99.8    |
| 25                   | 33    | 0        | 100                      | 98.3       | 100     | 99.7    |
| 30                   | 36    | 5        | 100                      | 98.3       | 100     | 99.7    |
| 35                   | 42    | 0        | 99.7                     | 100        | 99.4    | 99.7    |
| 40                   | 36    | 0        | 100                      | 98.3       | 98.3    | 99.2    |

#### 4.4.2 ผลการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งเบอร์ 6001Z ด้วยเทคนิค ANN

การทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN ให้ผลการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้ง ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.3

จากผลการทำนาย พบว่า ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งจะต่ำเมื่อกำหนดให้จำนวนนิวรอนน้อย หากเพิ่มจำนวนนิวรอนขึ้น ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายก็จะเพิ่มสูงขึ้น โดยเพิ่มสูงถึง 85.3% เมื่อกำหนดให้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 30 และหากเพิ่มจำนวนนิวรอนให้มากกว่า 30 นิวรอน ความสามารถในการทำนายจะลดลง

สำหรับเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ เมื่อกำหนดให้นิวรอนเท่ากับ 30 พบว่า ใช้ระยะเวลา 1 s ในการเรียนรู้และทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งเบอร์ 6001Z

ตารางที่ 4.3 ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งเบอร์ 6001Z ด้วย ANN

| ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | Epoch | เวลา (s) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |
|----------------------|-------|----------|--------------------------|------------|---------|---------|
|                      |       |          | Training                 | Validation | Testing | Overall |
| 5                    | 74    | 0        | 82.0                     | 84.2       | 82.2    | 82.5    |
| 10                   | 57    | 11       | 86.0                     | 83.3       | 78.9    | 83.3    |
| 15                   | 39    | 7        | 84.7                     | 85.0       | 80.6    | 83.5    |
| 20                   | 33    | 1        | 86.0                     | 81.7       | 82.2    | 84.0    |
| 25                   | 60    | 3        | 88.0                     | 85.0       | 80.0    | 85.0    |
| 30                   | 43    | 1        | 87.7                     | 88.3       | 79.4    | 85.3    |
| 35                   | 32    | 3        | 86.0                     | 83.3       | 81.1    | 84.0    |
| 40                   | 41    | 1        | 82.7                     | 90.0       | 79.4    | 83.2    |



ผลการทำนายข้างต้นจะสังเกตได้ว่าการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งทั้งสองเบอร์ ด้วยเทคนิค ANN ให้ผลลัพธ์ที่มีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน นั่นคือ ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งจะต่ำ เมื่อกำหนดให้จำนวนนิวรอนน้อย หากเพิ่มจำนวนนิวรอนขึ้น ความสามารถในการทำนายก็จะเพิ่มสูงขึ้น จนถึงจำนวนนิวรอนหนึ่งที่ทำให้โมเดลสามารถหาค่าน้ำหนักและค่าไบอัสที่เหมาะสมที่สุดได้ ส่งผลให้ความสามารถในการทำนายสูงที่สุดสำหรับชุดข้อมูลนั้น ๆ จากนั้นหากเพิ่มจำนวนนิวรอนขึ้นไปอีก ความสามารถในการทำนายก็จะลดต่ำลง ที่เป็นเช่นนี้ เนื่องจากการกำหนดจำนวนนิวรอนที่น้อยเกินไป จะทำให้โมเดลไม่สามารถหาค่าน้ำหนักและค่าไบอัสที่เหมาะสมกับข้อมูลได้ เมื่อทำการทดสอบทำให้ความสามารถในการทำนายต่ำ ในขณะเดียวกัน หากกำหนดจำนวนนิวรอนที่มากเกินไป ก็จะทำให้โมเดลหาค่าน้ำหนักและค่าไบอัสที่สามารถฟิตกับทุกข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ (Over-fitting) ซึ่งรวมไปถึงข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวน (Noise) ด้วย เมื่อโมเดลได้รับข้อมูลใหม่เข้ามาเพื่อใช้ในการทำนาย จะทำให้เกิดการผิดพลาดในการทำนายได้สูง

#### 4.5 ผลการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค SVM

กำหนด Kernel function ที่ใช้ในการทดสอบไว้ ดังนี้ Linear, Quadratic, Cubic และ Gaussian สำหรับ Kernel function แบบ Gaussian ได้กำหนด Kernel scale ที่ใช้ในการทดสอบไว้ 3 ค่า คือ 0.56, 2.2 และ 8.9 ตามลำดับ โดยสามารถดูรายละเอียดเพิ่มเติมได้ในข้อ 3.1.4 ซึ่งเป็นค่าเริ่มต้นของโปรแกรม MATLAB

##### 4.5.1 ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยเทคนิค SVM

การทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค SVM ให้ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่ง ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.4

จากผลการทำนาย พบว่า การทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งด้วย Kernel function แบบ Gaussian เมื่อกำหนดให้ Kernel scale เท่ากับ 0.56 ให้ความสามารถในการทำนายต่ำที่สุด ซึ่งเท่ากับ 95.5% ในขณะที่การทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งด้วย Kernel function แบบ Linear, Quadratic, Cubic และ Gaussian เมื่อ Kernel scale เท่ากับ 8.90 ให้ความสามารถในการทำนายเท่ากับ 98.3% และสำหรับ Kernel function แบบ Gaussian เมื่อ Kernel scale เท่ากับ 2.20 จะให้ความสามารถในการทำนายที่สูงที่สุด ซึ่งเท่ากับ 99.2%

สำหรับเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ด้วยเทคนิค SVM จะใช้เวลาในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z โดยประมาณ 3 - 4 s ซึ่งการใช้ Kernel function ที่แตกต่างกัน ไม่ได้ส่งผลให้ระยะเวลาที่ใช้แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

ตารางที่ 4.4 ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วย SVM

| Kernel function | Kernel scale | เวลา (s) | ความสามารถในการทำนาย (%) |         |         |
|-----------------|--------------|----------|--------------------------|---------|---------|
|                 |              |          | Training & Validation    | Testing | Overall |
| Linear          | Automatic    | 4.150    | 97.6                     | 100     | 98.3    |
| Quadratic       | Automatic    | 3.814    | 97.6                     | 100     | 98.3    |
| Cubic           | Automatic    | 3.738    | 97.6                     | 100     | 98.3    |
| Gaussian        | 0.56         | 3.662    | 94.0                     | 98.9    | 95.5    |
| Gaussian        | 2.20         | 4.100    | 98.8                     | 100     | 99.2    |
| Gaussian        | 8.90         | 4.034    | 97.6                     | 100     | 98.3    |

#### 4.5.2 ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6001Z ด้วยเทคนิค SVM

เมื่อทำการทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค SVM ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.5

จากผลการทำนาย พบว่า การทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งด้วย Kernel function แบบ Gaussian เมื่อกำหนดให้ Kernel scale เท่ากับ 0.56 ให้ความสามารถในการทำนายต่ำที่สุด ซึ่งเท่ากับ 71.5% โดยจะเห็นได้ว่าเมื่อกำหนดให้ Kernel scale เท่ากับ 2.20 จะให้ความสามารถในการทำนายที่สูงที่สุด ซึ่งเท่ากับ 83.1% ทั้งนี้ หากเรียงลำดับ Kernel function ที่ให้ความสามารถในการทำนายจากน้อยไปมากสามารถเรียงได้ ดังนี้ Gaussian (Kernel scale เท่ากับ 0.56), Cubic, Gaussian (Kernel scale เท่ากับ 8.90), Linear, Quadratic และ Gaussian (Kernel scale เท่ากับ 2.20)

สำหรับเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ การทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6001Z ด้วยเทคนิค SVM จะใช้เวลาในการทำนายโดยประมาณ 3 - 8 s

ตารางที่ 4.5 ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6001Z ด้วย SVM

| Kernel function | Kernel scale | เวลา (s) | ความสามารถในการทำนาย (%) |         |         |
|-----------------|--------------|----------|--------------------------|---------|---------|
|                 |              |          | Training & Validation    | Testing | Overall |
| Linear          | Automatic    | 3.327    | 79.8                     | 86.1    | 81.7    |
| Quadratic       | Automatic    | 8.634    | 83.3                     | 81.1    | 82.6    |
| Cubic           | Automatic    | 8.566    | 71.4                     | 76.7    | 73.0    |
| Gaussian        | 0.56         | 8.490    | 71.4                     | 71.7    | 71.5    |
| Gaussian        | 2.20         | 3.455    | 82.1                     | 85.6    | 83.1    |
| Gaussian        | 8.90         | 3.946    | 76.2                     | 74.4    | 75.7    |

จะสังเกตได้ว่าการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งทั้งสองเบอร์ด้วยเทคนิค SVM ให้ผลลัพธ์ที่มีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน คือ การใช้ Kernel function แบบ Gaussian ให้ความสามารถในการทำนายที่สูงกว่าการใช้ Linear, Quadratic และ Cubic ทั้งนี้ หากการใช้ Kernel function แบบ Gaussian มีการเลือกใช้ Kernel scale ที่ไม่เหมาะสมกับข้อมูล ก็จะทำให้ความสามารถในการทำนายที่ได้ต่ำกว่า Kernel function แบบอื่น ๆ ได้ ดังเช่น ข้อมูลของแบริ่งเบอร์ 6006Z และ เบอร์ 6001Z ที่ให้ความสามารถในการทำนายที่ต่ำที่สุด เมื่อเลือกใช้ Kernel scale เท่ากับ 0.56 ซึ่งจากผลการทดลอง พบว่า สำหรับข้อมูลแบริ่งทั้งสองเบอร์นี้เหมาะที่จะใช้ Kernel function แบบ Gaussian โดยกำหนด Kernel scale ที่ 2.20 เนื่องจากให้ความสามารถในการทำนายที่สูงที่สุด ซึ่งเท่ากับ 99.2% และ 83.1% ตามลำดับ

#### 4.6 ผลการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค KNN

กำหนด Distance metric ที่ใช้ในการทดสอบ ได้แก่ Euclidean, Cosine และ Cubic อีกทั้งการกำหนดจำนวน  $k$  ก็เป็นสิ่งที่สำคัญอีกประการหนึ่งที่สามารถส่งผลถึงความสามารถในการทำนายได้ จึงได้กำหนด  $k$  ที่ใช้ในการทดสอบ ดังนี้ 1, 10 และ 100

สำหรับ Distance metric แบบ Euclidean ได้กำหนด  $k$  ที่ใช้เท่ากับ 1, 10 และ 100 และยังคงให้มีการทดสอบโดยนำหลักของการถ่วงน้ำหนัก (Weighted KNN) เข้ามาใช้ร่วมในการคำนวณด้วย และสำหรับ Distance metric แบบ Cosine และ Cubic ได้ทำการทดสอบโดยกำหนด  $k$  ที่ใช้เท่ากับ 10 โดยสามารถดูรายละเอียดเพิ่มเติมได้ในข้อ 3.1.4

##### 4.6.1 ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วยเทคนิค KNN

การทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค KNN ให้ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่ง ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.6

จากผลการทำนาย พบว่า การทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งด้วย Distance แบบ Euclidean เมื่อกำหนดให้  $k$  เท่ากับ 10 จะสามารถทำนายได้ดีกว่าการกำหนดให้  $k$  เท่ากับ 1 และ 100 ทั้งนี้ หากกำหนด  $k$  เท่ากับ 100 ความสามารถที่ได้จะเท่ากับ 86.3% ซึ่งเป็นความสามารถที่ต่ำที่สุด ในขณะที่ Distance metric แบบ Cubic และ Euclidean เมื่อกำหนดให้  $k$  เท่ากับ 10 ทั้งการถ่วงน้ำหนักและไม่ใช่การถ่วงน้ำหนัก รวม ให้ความสามารถในการทำนายที่สูงที่สุด ซึ่งเท่ากับ 99.2%

ตารางที่ 4.6 ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z ด้วย KNN

| Distance metric             | k   | เวลา (s) | ความสามารถในการทำนาย (%) |         |         |
|-----------------------------|-----|----------|--------------------------|---------|---------|
|                             |     |          | Training & Validation    | Testing | Overall |
| Euclidean                   | 1   | 3.048    | 97.6                     | 100     | 98.3    |
| Euclidean                   | 10  | 2.756    | 98.8                     | 100     | 99.2    |
| Euclidean                   | 100 | 2.675    | 82.1                     | 96.1    | 86.3    |
| Cosine                      | 10  | 2.592    | 91.7                     | 98.3    | 93.7    |
| Cubic                       | 10  | 2.509    | 98.8                     | 100     | 99.2    |
| Euclidean<br>(Weighted KNN) | 10  | 2.415    | 98.8                     | 100     | 99.2    |

#### 4.6.2 ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6001Z ด้วยเทคนิค KNN

เมื่อทำการทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายด้วยเทคนิค KNN ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.7

จากผลการทำนาย พบว่า การทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งด้วย Distance metric แบบ Euclidean เมื่อกำหนดให้ k เท่ากับ 10 จะสามารถทำนายได้ดีกว่า k เท่ากับ 1 และ 100 เมื่อเรียงลำดับความสามารถในการทำนาย พบว่า การทำนายด้วย Distance metric แบบ Euclidean ให้ผลการทำนายโดยรวมที่น้อยกว่า Distance metric แบบ Cubic และ Cosine แต่หาก Distance metric แบบ Euclidean ใช้การถ่วงน้ำหนักร่วมด้วย จะส่งผลให้การทำนายสถานะความเสียหายแม่นยำมากขึ้น โดยความสามารถในการทำนายจะเพิ่มสูงขึ้นถึง 81.4% ซึ่งมากกว่า Distance metric แบบ Cubic และ Cosine ที่ให้ความสามารถในการทำนายที่ 77.7% และ 78.2% ตามลำดับ

ตารางที่ 4.7 ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6001Z ด้วย KNN

| Distance metric             | k   | เวลา (s) | ความสามารถในการทำนาย (%) |         |         |
|-----------------------------|-----|----------|--------------------------|---------|---------|
|                             |     |          | Training & Validation    | Testing | Overall |
| Euclidean                   | 1   | 3.366    | 71.4                     | 76.7    | 73.0    |
| Euclidean                   | 10  | 2.705    | 73.8                     | 83.3    | 76.7    |
| Euclidean                   | 100 | 2.613    | 70.2                     | 72.8    | 71.0    |
| Cosine                      | 10  | 2.534    | 76.2                     | 82.8    | 78.2    |
| Cubic                       | 10  | 3.007    | 76.2                     | 81.1    | 77.7    |
| Euclidean<br>(Weighted KNN) | 10  | 2.913    | 79.8                     | 85.0    | 81.4    |

สำหรับเวลาที่ใช้ การทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งเบอร์ 6001Z ด้วยเทคนิค KNN ใช้เวลาในการทำนายโดยประมาณ 2 – 3 s ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าการใช้ Distance metric ที่แตกต่างกัน ไม่ได้ส่งผลให้ระยะเวลาที่ใช้แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

การทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งทั้งสองเบอร์ด้วยเทคนิค KNN จะสังเกตได้ว่า ให้ผลลัพธ์ที่มีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน คือ การทำนายด้วย Distance metric แบบ Euclidean เมื่อกำหนด k มีค่าที่แตกต่างกันออกไป พบว่า k ที่แตกต่างกัน ส่งผลให้ความสามารถในการทำนายแตกต่างกันด้วย โดยเมื่อกำหนดให้ k เท่ากับ 10 ความสามารถในการทำนายจะสูงกว่าเมื่อกำหนดให้ k เท่ากับ 1 และ 100 ทั้งนี้ k ที่น้อยเกินไปจะส่งผลให้ขอบเขตการตัดสินใจไม่แน่นอน ทำให้ความสามารถในการจำแนกลดลง ในขณะที่ k ที่มากเกินไปก็ทำให้มีโอกาสครอบคลุมพื้นที่ของข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องได้มาก ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการทำนายได้ ดังนั้นการเลือก k ที่เหมาะสม จะทำให้ความสามารถในการทำนายดีกว่า

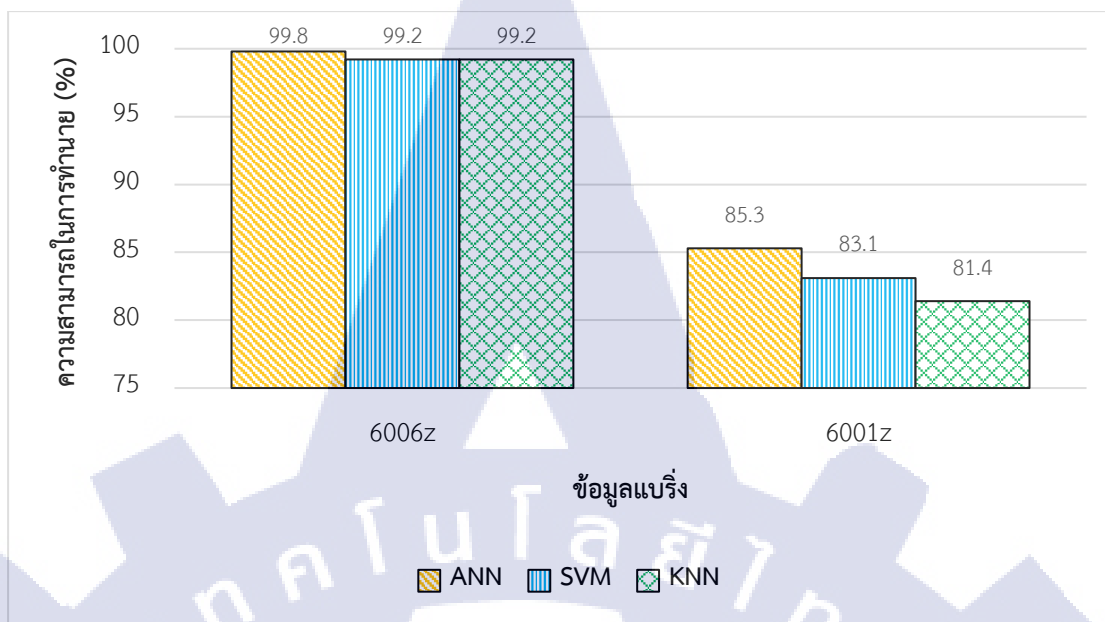
การใช้การถ่วงน้ำหนักข้อมูลร่วมในการจำแนกข้อมูล จะทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลมากขึ้น จะเห็นได้จากการกำหนด k ที่เท่ากัน ซึ่งเท่ากับ 10 เมื่อกำหนดให้ Distance metric เป็นแบบ Cosine, Cubic และ Euclidean ทั้งแบบไม่มีการใช้การถ่วงน้ำหนักร่วม และแบบที่มีการใช้การถ่วงน้ำหนัก พบว่า ความสามารถในการทำนายด้วย Distance metric แบบ Euclidean ที่มีการใช้การถ่วงน้ำหนักร่วม สามารถทำนายผลได้ดีที่สุดทั้งกับข้อมูลเบร้งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าการเลือก k ที่เหมาะสมกับข้อมูล ซึ่งเท่ากับ 10 และการใช้การถ่วงน้ำหนักร่วมในการจำแนกกลุ่มข้อมูล จะทำให้เทคนิค KNN มีความสามารถในการทำนายที่ดีที่สุด

#### 4.7 ผลการวิเคราะห์การทำนายสถานะความเสียหายของเบร้ง

ผลการทดสอบความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของเบร้งทั้งสองเบอร์ด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN พบว่า เมื่อทำการทดสอบด้วยเทคนิค ANN ให้ความสามารถในการทำนายที่สูงที่สุด โดยสามารถทำนายได้สูงถึง 99.8% และ 85.3% ตามลำดับ เมื่อกำหนดให้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมีค่าเท่ากับ 20 และ 30 ตามลำดับ

สำหรับเบร้งเบอร์ 6006Z การทำนายด้วยเทคนิค SVM และ KNN ให้ความสามารถในการทำนายเท่ากันที่ 99.2% ในขณะที่เบร้งเบอร์ 6001Z การทำนายด้วยเทคนิค SVM สามารถทำนายได้ดีกว่า KNN โดยให้ความสามารถในการทำนายเท่ากับ 83.1% และ 81.4% ทั้งนี้ ระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และทดสอบความสามารถของเทคนิคทั้งสามไม่ได้แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ





รูปที่ 4.17 ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งด้วยเทคนิคต่าง ๆ

จากผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่งดังแสดงในรูปที่ 4.17 จะเห็นได้ว่าความสามารถในการทำนายของแบริ่งเบอร์ 6006Z สูงกว่าแบริ่งเบอร์ 6001Z ทั้งนี้ เนื่องจากพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตถูกเลือกมาจากข้อมูลของแบริ่งเบอร์ 6006Z ซึ่งได้นำพารามิเตอร์ชนิดเดียวกันนี้มาใช้เป็นข้อมูลอินพุตของแบริ่งเบอร์ 6001Z ด้วย ดังนั้นพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตนี้จึงเหมาะกับข้อมูลแบริ่งเบอร์ 6006Z สำหรับข้อมูลแบริ่งเบอร์ 6001Z การใช้พารามิเตอร์ชนิดเดียวกันนี้อาจไม่เหมาะกับการจำแนกสถานะความเสียหายของข้อมูลได้ เนื่องจากเครื่องที่ใช้ในการจำลองการทำงานของแบริ่งต่างกัน อีกทั้งสภาพแวดล้อมในขณะที่ทำการบันทึกสัญญาณการสั่นสะเทือนของแบริ่งทั้งสองก็ต่างกัน ส่งผลให้ข้อมูลการสั่นสะเทือนของแบริ่งทั้งสองเกิดสัญญาณรบกวนที่แตกต่างกันด้วย พารามิเตอร์บางชนิดจึงอาจไม่สามารถจำแนกสถานะความเสียหายได้ดีเท่าที่ควร ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายจึงลดลง อีกทั้งแบริ่งทั้งสองเบอร์มีขนาดและลักษณะต่าง ๆ ที่แตกต่างกัน ทำให้การทำนายด้วยพารามิเตอร์เดียวกันนี้อาจเกิดการคลาดเคลื่อนได้ ดังนั้นเพื่อให้สามารถทำนายได้แม่นยำมากยิ่งขึ้น จึงควรเลือกพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตจากข้อมูลแบริ่งเบอร์นั้น ๆ

## บทที่ 5

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

การศึกษานี้เป็นการนำเทคนิคการวิเคราะห์ด้วย ANN, SVM และ KNN มาประยุกต์ใช้กับพารามิเตอร์ต่าง ๆ ทั้งบนโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ ซึ่งได้จากการวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนที่บันทึกจากการจำลองสภาพของแบริ่งที่สภาวะต่าง ๆ เช่น สภาวะที่แบริ่งทำงานปกติ และสภาวะที่แบริ่งทำงานไม่ปกติ เนื่องจากความเสียหายของรางนอก ความเสียหายของรางใน และความเสียหายจากการใช้จารบีผสมกากเพชรเกรดต่าง ๆ (เกรด 100, 280 และ 400) โดยศึกษาจากแบริ่งแบบลูกกลิ้งเม็ดกลม 2 เบอร์ คือ เบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายของเทคนิค ANN, SVM และ KNN

การประเมินสภาพของแบริ่ง โดยการสังเกตจากกราฟสัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนเวลาและบนโดเมนความถี่ สามารถทำได้ลำบาก เนื่องจากรูปแบบของการสั่นสะเทือนในแต่ละสภาวะมีความคล้ายคลึงกัน และแอมพลิจูดมีขนาดไม่แตกต่างกันมากนัก ทำให้การจำแนกด้วยการสังเกตจากกราฟการสั่นสะเทือน จะทำให้เกิดความผิดพลาดในการจำแนกได้สูง ดังนั้นการคำนวณหาค่าพารามิเตอร์จากกราฟ เพื่อใช้ในการทำนายสภาวะความเสียหาย จึงให้ผลการจำแนกที่ถูกต้องและแม่นยำมากกว่า

พารามิเตอร์ที่นำมาใช้ในการทำนายประกอบไปด้วย 5 พารามิเตอร์ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอก และค่ากำลังของช่วงความถี่รางใน ซึ่งพารามิเตอร์เหล่านี้จะถูกนำไปลดความซ้ำซ้อนด้วยวิธี Min-max normalization จากนั้นจึงนำพารามิเตอร์ไปวิเคราะห์ด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN โดยกำหนดให้สัดส่วนข้อมูลที่ใช้สำหรับการทำนายเท่ากับ 20 (70-30) และกำหนดให้ข้อมูลเอาต์พุตที่ได้เป็นสภาวะความเสียหายของแบริ่งทั้ง 6 สภาวะ

ผลการทำนายสภาวะความเสียหายด้วยเทคนิค ANN, SVM และ KNN พบว่า การใช้เทคนิค ANN ในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบริ่งเบอร์ 6006Z และเบอร์ 6001Z ให้ความสามารถในการทำนายสูงที่สุด เมื่อกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 20 และ 30 ตามลำดับ ในส่วนของข้อมูลแบริ่งเบอร์ 6006Z การทำนายด้วยเทคนิค SVM และ KNN ให้ความสามารถทำนายเท่ากันที่ 99.2% ในขณะที่ข้อมูลแบริ่งเบอร์ 6001Z การทำนายด้วยเทคนิค SVM ให้ความสามารถในการทำนายที่สูงกว่า KNN โดยให้ความสามารถในการทำนายเท่ากับ 83.1% และ 81.4% ตามลำดับ ทั้งนี้การใช้เทคนิค SVM โดยกำหนดให้ Kernel function เป็น Gaussian และเทคนิค KNN โดย

กำหนดให้ Distance metric เป็น Euclidean แบบถ่วงน้ำหนัก ให้ความสามารถในการทำนายที่สูงที่สุดของข้อมูลแปรทั้งทั้งสองเบอร์

ผลการทดสอบความสามารถในการทำนายของข้อมูลแปรทั้งทั้งสอง พบว่า ความสามารถในการทำนายของแปรเบอร์ 6006Z สูงกว่าแปรเบอร์ 6001Z ทั้งนี้ เนื่องจากพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตถูกเลือกมาจากข้อมูลของแปรเบอร์ 6006Z เท่านั้น การใช้พารามิเตอร์ชนิดเดียวกันนี้เป็นข้อมูลอินพุตของแปรเบอร์ 6001Z อาจไม่เหมาะสมกับข้อมูลแปร จึงส่งผลให้ความสามารถในการทำนายสถานะความเสียหายไม่ดีเท่าที่ควร ดังนั้นจึงควรเลือกพารามิเตอร์ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตให้เหมาะสมกับข้อมูลนั้น ๆ จะส่งผลให้ความสามารถในการทำนายดีกว่า

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

การศึกษานี้ได้ประยุกต์ใช้กับสัญญาณการสั่นสะเทือนของแปรแบบลูกกลิ้งเม็ดกลม เพื่อทำนายสถานะความเสียหายของแปรที่สภาวะต่าง ๆ ทั้งนี้ เงื่อนไขในการจำลองที่ศึกษาอาจไม่ครอบคลุมกับกับแปรทั้งหมด จึงจำเป็นต้องดำเนินการศึกษาเพิ่มเติม โดยมีรายละเอียดดังนี้

5.2.1 ประยุกต์ใช้การทดลองกับการวิเคราะห์นี้เพื่อทดสอบการจำแนกสถานะความเสียหายของแปรเพิ่มเติม เช่น สภาวะความเสียหายของแปรที่ลูกกลิ้ง

5.2.2 ประยุกต์ใช้การทดลองกับการวิเคราะห์นี้เพื่อทดสอบการจำแนกสถานะความเสียหายของแปรประเภทต่าง ๆ เช่น แปรแบบลูกกลิ้งเม็ดทรงกระบอก, เม็ดรีเวีย, เม็ดเข็ม เป็นต้น

บรรณานุกรม

TNI

### บรรณานุกรม

- [1] ดุษฎี จันทระจิโรจน์กุล, “การทดสอบความเสียหายของแบริ่งโดยการวิเคราะห์การสั่นสะเทือน,” ปรินญาณิพนธ์ วศ.บ. (วิศวกรรมอุตสาหการ), สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น, กรุงเทพฯ, 2558.
- [2] H. Saruhan et al., “Vibration analysis of rolling element bearings defects,” *Journal of Applied Research and Technology*, vol. 12, no. 3, pp. 384-395, June 2014.
- [3] K. M. A. Kumar et al., “Bearing fault diagnosis in IM using STFT and J-48 algorithm based on vibration signals in dynamic machines,” *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, vol. 7, no. 5S2, pp. 68-79, January 2019.
- [4] I. Tsiafis et al., “Fault diagnosis of roller bearings using the wavelet transform,” *The Romanian Review Precision Mechanics*, vol. 21, no. 39, pp. 21-24, January 2011.
- [5] S. Tyagi and S. K. Panigrahi, “A simple continuous wavelet transform method for detection of rolling element bearing faults and its comparison with envelope detection,” *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 6, no. 3, pp. 1033-1040, March 2017.
- [6] U. M. R. Paturi et al., “Modeling of tool wear in machining of AISI 52100 steel using artificial neural networks,” *Materials Today: Proceedings*, vol. 38, no. 5, pp. 2358-2365, January 2021.
- [7] C. Cooper et al., “Convolutional neural network-based tool condition monitoring in vertical milling operations using acoustic signals,” *Procedia Manufacturing*, vol. 49, pp. 105-111, January 2020.
- [8] L. S. Dhamande and M. B. Chaudhari, “Detection of combined gear-bearing fault in single stage spur gear box using artificial neural network,” *Procedia Engineering*, vol. 144, pp. 759-766, January 2016.



- [9] U. Parmar and D. H. Pandya, "Experimental investigation of cylindrical bearing fault diagnosis with SVM," *Materials Today: Proceedings*, vol. 44, no. 4, pp. 1286-1290, December 2020.
- [10] MISUMI Thailand, "แบบเรียง อุปกรณ์รองรับการหมุน," [Online]. Available: [https://th.misumiec.com/pr/recommend\\_category/bearing201904/#BearingSelect](https://th.misumiec.com/pr/recommend_category/bearing201904/#BearingSelect). [Accessed: September 14, 2020].
- [11] พิมพ์เพ็ญ พรเฉลิมพงศ์ และนิธิยา รัตนูปนนท์, "Bearing / แบบเรียง," [Online]. Available: <http://www.foodnetworksolution.com/wiki/word/0787/bearing-%E0%B9%81%E0%B8%9A%E0%B8%A3%E0%B8%B4%E0%B9%88%E0%B8%87>. [Accessed: September 14, 2020].
- [12] D. Collins, "Rotary Bearings: Summary of Types and Variations," [Online]. Available: <https://www.motioncontroltips.com/rotary-bearings-types-and-variations/>. [Accessed: September 9, 2020].
- [13] TCP, "ประเภทของตลับลูกปืน," [Online]. Available: <http://thknowledge.blogspot.com/2012/01/bearing.html>. [Accessed: September 11, 2020].
- [14] บริษัท เอส เค เอฟ (ประเทศไทย) จำกัด, *คู่มือตลับลูกปืน*, กรุงเทพฯ: หจก. นิวไวก์เต็กการพิมพ์, ม.ป.ป.
- [15] กรณ์เดช ธนภณพงษ์, "Preventive Maintenance Award ตอนที่ 15 : ต้นเหตุและแนวทางป้องกันการขัดข้องของแบริ่งลูกปืน," *Technology Promotion and Innomag Magazine*, ปีที่ 39, ฉบับที่ 227, หน้า 71-72, กุมภาพันธ์-มีนาคม 2556.
- [16] ออาจหาญ ณ นรงค์, "การตรวจสอบสภาพและความผิดปกติของแบริ่ง (ตอนจบ)," [Online]. Available: [http://www.thailandindustry.com/indust\\_newweb/articles\\_preview.php?cid=12719](http://www.thailandindustry.com/indust_newweb/articles_preview.php?cid=12719). [Accessed: September 12, 2020].
- [17] บริษัท ออยเซิร์ฟ จำกัด, "ประเภทของงานบำรุงรักษา," [Online]. Available: <http://www.oilservethai.com/index.php?lay=show&ac=article&id=539679359&Ntype=11>. [Accessed: September 13, 2020].
- [18] เปรมมณัส สุวรรณดูล และเกษม วิจิตรภรณ์พงศ์, "การซ่อมบำรุงตามสภาพ (Condition Based Maintenance: CBM)," *วารสารกรมอุทการเรือ*, หน้า 70-76, 2555.
- [19] บริษัท เอส เค เอฟ (ประเทศไทย) จำกัด, *SKF Maintenance Handbook*, กรุงเทพฯ: หจก. นิวไวก์เต็กการพิมพ์, ม.ป.ป.

- [20] Modern Manufacturing, “การสั่นสะเทือน บอกความผิดปกติของเครื่องจักรอย่างไร,” [Online]. Available: <https://www.mmthailand.com/ความสั่นสะเทือน-vibration/>. [Accessed: September 10, 2020].
- [21] สมศักดิ์ ไชยะภินันท์ และชัยโรจน์ คุณพนิชกิจ, “การวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือนบนโดเมนความถี่กับเครื่องจักรกลหมุน: การเสียหายของแบร์ริง,” *การประชุมวิชาการเครื่องช่วยวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 10 (ME-NETT 10)*, นครนายก, 2539, หน้า 621-632.
- [22] อางหาญ ณ นรงค์, “การเฝ้าติดตามสภาพเครื่องจักรด้วยวิธีการวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนภาคปฏิบัติ (ตอนที่ 1),” [Online]. Available: [http://www.thailandindustry.com/indust\\_newweb/articles\\_preview.php?cid=11387](http://www.thailandindustry.com/indust_newweb/articles_preview.php?cid=11387). [Accessed: September 12, 2020].
- [23] พลวัฒน์, “ความถี่ธรรมชาติคืออะไร,” [Online]. Available: <http://thai-solidworks-simulation.blogspot.com/2015/12/what-is-natural-frequency.html>. [Accessed: September 12, 2020].
- [24] สุวัฒน์ พิทักษ์สุรัชย์ และคณะ, “การตรวจสอบสภาพเครื่องจักรจากการวิเคราะห์การสั่นสะเทือนโดยวิธีการแปลงฮิลเบิร์ต,” *การประชุมวิชาการเครื่องช่วยวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 17 (ME-NETT 17)*, ปราจีนบุรี, 15-17 ตุลาคม 2546, ไม่ปรากฏเลขหน้า.
- [25] Darcy, “Power spectral vs. Fourier Transform,” [Online]. Available: <https://dsp.stackexchange.com/questions/63536/power-spectral-density-vs-fourier-transform>. [Accessed: September 26, 2021].
- [26] สมศักดิ์ สิริโพรานานนท์, “การวิเคราะห์ความเสียหายของตลับลูกปืนโดยการวัดการสั่นสะเทือน,” *วิศวกรรมสารเกษมบัณฑิต*, ปีที่ 9, ฉบับที่ 1, หน้า 54-68, มกราคม-เมษายน 2562.
- [27] SKF, “SKF Bearing Calculator,” [Online]. Available: <https://www.skf.com/ca/en/knowledge-centre/engineering-tools/skfbearingcalculator.html>. [Accessed: August 16, 2020].
- [28] NTN, “Bearing Technical Calculation Tool,” [Online]. Available: [https://www.ntnglobal.com/tool/calc/index.php?lang=en\\_US](https://www.ntnglobal.com/tool/calc/index.php?lang=en_US). [Accessed: September 16, 2020].

- [29] Codecademy, “Normalization,” [Online]. Available: <https://www.codecademy.com/articles/normalization>. [Accessed: August 25, 2021].
- [30] M. T. Hagan et al., *Neural Network Design*, Delhi: Cengage India, 2014.
- [31] พรพิไล เลิศวิชา, “จาก Lab สมอง...สู่ “ห้องเรียน”(2),” [Online]. Available: [http://rescom.trf.or.th/display/keydefault.aspx?id\\_colum=658](http://rescom.trf.or.th/display/keydefault.aspx?id_colum=658). [Accessed: September 27, 2020].
- [32] F. Bre et al., “Prediction of wind pressure coefficients on building surfaces using Artificial Neural Networks,” *Energy and Buildings*, vol. 158, pp. 1429-1441, January 2018.
- [33] อัมภา สารศิริ, “เทคนิคการเรียนรู้พื้นฐานโครงข่ายประสาทเทียม,” [Online]. Available: <https://www.mut.ac.th/research-detail-92>. [Accessed: September 27, 2020].
- [34] Stanford, “CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition,” [Online]. Available: <https://cs231n.github.io/neural-networks-1/>. [Accessed: May 9, 2020].
- [35] J. B. Ahire, “The Artificial Neural Networks Handbook: Part 4,” [Online]. Available: <https://dzone.com/articles/the-artificial-neural-networks-handbook-part-4>. [Accessed: September 27, 2020].
- [36] P. Cisto, “Activation Functions for Artificial Neural Networks,” [Online]. Available: <https://www.pinterest.com/pin/672232681856671318/>. [Accessed: September 9, 2020].
- [37] ธนาวุฒิ ประกอบผล, “โครงข่ายประสาทเทียม,” *วารสาร มฉก. วิชาการ* 73, ปีที่ 12, ฉบับที่ 24, มกราคม-มิถุนายน 2552.
- [38] ต้องชนะ อุปัชฌาย์, “การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหาขอบเขตเอกสาร เพื่อนำไปใช้ในการแปล,” *วิทยานิพนธ์ วท.ม. (สถิติประยุกต์และเทคโนโลยีสารสนเทศ)*, สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์, กรุงเทพฯ, 2557.
- [39] รติพร จันทร์กลั่น, “การปรับปรุงอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการจำแนกข้อมูลภาพไบโอเมตริกซ์,” *วิทยานิพนธ์ วศ.ม. (วิศวกรรมคอมพิวเตอร์)*, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี, นครราชสีมา, 2557.
- [40] K. Yasoda et al., “Automatic detection and classification of EEG artifacts using fuzzy kernel SVM and wavelet ICA (WICA),” *Soft Computing*, vol. 24, no. 8, April 2020.

- [41] J. Zeng et al., "Prediction of peak particle velocity caused by blasting through the combinations of boosted-CHAID and SVM models with various kernels," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 8, pp. 3705-3721, April 2021.
- [42] MathWorks, "TemplateSVM," [Online]. Available: [https://www.mathworks.com/help/stats/templatesvm.html#input\\_argument\\_namevalue\\_KernelScale](https://www.mathworks.com/help/stats/templatesvm.html#input_argument_namevalue_KernelScale). [Accessed: August 10, 2021].
- [43] DATA STORM, "Location-Sensitive-Hashing-for-Cosine-Similarity," [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/paulrohan2020/location-sensitive-hashing-for-cosine-similarity>. [Accessed: August 10, 2021].
- [44] Z. Mustaffa and Y. Yusof, "A comparison of normalization techniques in predicting dengue outbreak," *International Conference on Business and Economics Research*, vol. 1, pp. 345-349, November 2011.
- [45] M. A. Shahin et al., "Data division for developing neural networks applied to geotechnical engineering," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 18, no. 2, pp. 105-114, April 2004.
- [46] เทอดเกียรติ ลิ้มปิธิปการ และสุริยา สารมัตย์ "เครื่องทดสอบอายุการใช้งานของตลับลูกปืนสำหรับรถไฟฟ้ามวลชน," มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี, ปทุมธานี, สนับสนุนทุนวิจัยโดยสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ, 2553.
- [47] ชัชชัย ไชยชนะ, "การตรวจสอบสภาวะของพัดลมอัดอากาศด้วยสัญญาณการสั่นสะเทือน," วิทยานิพนธ์ วศ.ม. (วิศวกรรมเครื่องกล), มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร, กรุงเทพฯ, 2553.
- [48] จตุพร ชาญเชิงรบ และคณะ, "การตรวจสอบสภาวะการทำงานของเครื่องยนต์แก๊สโซลีน 4 จังหวะ โดยใช้สัญญาณการสั่นสะเทือน," วิทยานิพนธ์ วท.บ. (วิศวกรรมเครื่องกล), มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร, กรุงเทพฯ, 2551.
- [49] S. Kavathekar et al., "Fault classification of ball bearing by rotation forest technique," *Procedia Technology*, vol. 23, pp. 187-192, December 2016.
- [50] K. Chomboon et al., "An empirical study of distance metrics for k-nearest neighbor algorithm," *International Conference on Industrial Application Engineering (ICIAE)*, Japan, March 28-31, 2015, pp. 280-285.

- [51] U. Imdad et al., "Classification of students results using KNN and ANN," *International Conference on Emerging Technologies (ICET)*, Pakistan, December 27-28, 2017, no page.
- [52] C. S. Tyagi, "A comparative study of SVM classifiers and artificial neural networks application for rolling element bearing fault diagnosis using wavelet transform preprocessing," *International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering*, vol. 2, no. 7, pp. 904-912, January 2008.
- [53] I. C. Peace et al., "A comparative analysis of K-NN and ANN techniques in machine learning," *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, vol. 4, no. 3, pp. 420-425, March 2015.
- [54] P. Konar and P. Chattopadhyay, "Bearing fault detection of induction motor using wavelet and Support Vector Machines (SVMs)," *Applied Soft Computing*, vol. 11, no. 6, pp. 4203-4211, September 2011.
- [55] MathWorks, "Choose Classifier Options," [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/stats/choose-a-classifier.html#bunt0p6-1>. [Accessed: February 9, 2021].



ภาคผนวก

TNI

ภาคผนวก ก.

ผลการทำนายสถานะความเสียหายของแบริ่ง

TNI

ตารางที่ ก.1 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่ 6006Z ด้วย ANN  
เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าสูงสุดเป็นข้อมูลอินพุต

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |           |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall | ค่าเฉลี่ย |
| 10 (80-20)    | 15                   | 93.6                     | 95.0       | 98.3    | 92.7    | 93.27     |
|               | 20                   | 93.8                     | 95.0       | 90.8    | 93.3    |           |
|               | 25                   | 93.1                     | 95.0       | 95.8    | 93.8    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 93.9                     | 96.7       | 92.8    | 93.8    | 93.70     |
|               | 20                   | 92.8                     | 93.3       | 92.8    | 92.8    |           |
|               | 25                   | 94.7                     | 91.7       | 95.0    | 94.5    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 95.3                     | 95.0       | 92.5    | 94.7    | 94.27     |
|               | 20                   | 95.6                     | 91.7       | 90.8    | 93.8    |           |
|               | 25                   | 94.2                     | 94.2       | 95.0    | 94.3    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 96.0                     | 94.2       | 92.2    | 94.5    | 94.00     |
|               | 20                   | 93.7                     | 96.7       | 91.7    | 93.7    |           |
|               | 25                   | 94.7                     | 94.2       | 92.2    | 93.8    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 94.7                     | 92.2       | 91.7    | 93.3    | 93.70     |
|               | 20                   | 93.0                     | 93.9       | 96.7    | 94.0    |           |
|               | 25                   | 95.0                     | 93.3       | 91.7    | 93.8    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 92.5                     | 91.1       | 95.6    | 93      | 93.67     |
|               | 20                   | 94.2                     | 95.0       | 93.9    | 94.3    |           |
|               | 25                   | 92.5                     | 92.8       | 96.1    | 93.7    |           |

ตารางที่ ก.2 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่ 6006Z ด้วย ANN

เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความเบ้เป็นข้อมูลอินพุต

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |           |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall | ค่าเฉลี่ย |
| 10 (80-20)    | 15                   | 94.5                     | 98.3       | 97.5    | 95.5    | 95.57     |
|               | 20                   | 95.7                     | 95.0       | 97.5    | 96.0    |           |
|               | 25                   | 95.5                     | 95.0       | 94.2    | 95.2    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 94.7                     | 95.0       | 97.2    | 95.5    | 95.33     |
|               | 20                   | 95.6                     | 95.0       | 96.7    | 95.8    |           |
|               | 25                   | 95.0                     | 98.3       | 92.8    | 94.7    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 95.0                     | 95.0       | 95.0    | 95.0    | 95.47     |
|               | 20                   | 95.8                     | 94.2       | 94.2    | 95.2    |           |
|               | 25                   | 96.4                     | 95.0       | 96.7    | 96.2    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 96.0                     | 94.2       | 96.1    | 95.7    | 95.40     |
|               | 20                   | 95.3                     | 93.3       | 96.1    | 95.2    |           |
|               | 25                   | 95.7                     | 94.2       | 95.6    | 95.3    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 95.3                     | 93.3       | 95.8    | 94.8    | 95.17     |
|               | 20                   | 96.7                     | 94.4       | 92.5    | 95.2    |           |
|               | 25                   | 95.0                     | 96.7       | 95.0    | 95.5    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 96.3                     | 94.4       | 91.7    | 94.3    | 95.10     |
|               | 20                   | 95.8                     | 94.4       | 96.1    | 95.5    |           |
|               | 25                   | 96.3                     | 95.6       | 94.4    | 95.5    |           |

ตารางที่ ก.3 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่ 6006Z ด้วย ANN

เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความโค้งเป็นข้อมูลอินพุต

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |           |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall | ค่าเฉลี่ย |
| 10 (80-20)    | 15                   | 94.5                     | 96.7       | 94.2    | 93.7    | 94.37     |
|               | 20                   | 93.8                     | 91.7       | 94.2    | 93.7    |           |
|               | 25                   | 96.0                     | 96.7       | 94.2    | 95.7    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 95.8                     | 95.0       | 93.9    | 95.2    | 95.47     |
|               | 20                   | 96.1                     | 93.3       | 95.6    | 95.7    |           |
|               | 25                   | 95.3                     | 95.0       | 96.1    | 95.5    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 96.1                     | 95.0       | 94.2    | 95.5    | 95.50     |
|               | 20                   | 96.4                     | 94.2       | 94.2    | 95.5    |           |
|               | 25                   | 95.0                     | 95.8       | 96.7    | 95.5    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 97.0                     | 95.8       | 93.3    | 95.7    | 95.63     |
|               | 20                   | 95.3                     | 95.0       | 96.7    | 95.7    |           |
|               | 25                   | 93.7                     | 99.2       | 96.1    | 95.5    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 95.7                     | 96.1       | 94.2    | 95.5    | 95.40     |
|               | 20                   | 94.3                     | 98.9       | 93.3    | 95.5    |           |
|               | 25                   | 96.0                     | 96.7       | 90.8    | 95.2    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 96.3                     | 96.1       | 93.9    | 95.5    | 95.43     |
|               | 20                   | 92.9                     | 96.1       | 97.8    | 95.3    |           |
|               | 25                   | 95.0                     | 94.4       | 97.2    | 95.5    |           |



ตารางที่ ก.4 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่ 6006Z ด้วย ANN  
เมื่อกำหนดให้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ และค่าความโด่งเป็นข้อมูลอินพุต

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |           |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall | ค่าเฉลี่ย |
| 10 (80-20)    | 15                   | 96.0                     | 93.3       | 96.7    | 95.8    | 95.80     |
|               | 20                   | 95.5                     | 95.0       | 97.5    | 95.8    |           |
|               | 25                   | 95.2                     | 95.0       | 98.3    | 95.8    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 96.1                     | 95.0       | 94.4    | 95.5    | 95.50     |
|               | 20                   | 96.1                     | 93.3       | 95.0    | 95.5    |           |
|               | 25                   | 96.4                     | 96.7       | 93.3    | 95.5    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 95.0                     | 95.8       | 94.2    | 95.0    | 95.50     |
|               | 20                   | 95.8                     | 97.5       | 95.8    | 96.2    |           |
|               | 25                   | 96.1                     | 92.5       | 95.8    | 95.3    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 94.7                     | 98.3       | 95.6    | 95.7    | 95.73     |
|               | 20                   | 95.3                     | 99.2       | 93.3    | 95.5    |           |
|               | 25                   | 97.0                     | 95.8       | 94.4    | 96.0    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 95.0                     | 93.3       | 97.5    | 95.0    | 95.50     |
|               | 20                   | 95.0                     | 96.7       | 95.8    | 95.7    |           |
|               | 25                   | 96.3                     | 95.0       | 95.8    | 95.8    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 96.7                     | 95.6       | 92.2    | 95.0    | 94.97     |
|               | 20                   | 96.3                     | 95.0       | 92.2    | 94.7    |           |
|               | 25                   | 96.7                     | 93.3       | 95.0    | 95.2    |           |

ตารางที่ ก.5 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่เบอร์ 6006Z ด้วย ANN  
เมื่อให้ค่ากำลังของช่วงความถี่รองและความถี่ฐานเป็นข้อมูลอินพุต

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |           |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall | ค่าเฉลี่ย |
| 10 (80-20)    | 15                   | 95.7                     | 95.0       | 98.3    | 96.2    | 96.30     |
|               | 20                   | 95.7                     | 100        | 95.8    | 96.2    |           |
|               | 25                   | 96.2                     | 98.3       | 96.7    | 96.5    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 97.2                     | 98.3       | 93.9    | 96.3    | 96.30     |
|               | 20                   | 95.8                     | 98.3       | 96.7    | 96.3    |           |
|               | 25                   | 96.4                     | 93.3       | 97.2    | 96.3    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 97.2                     | 91.7       | 95.8    | 95.8    | 96.03     |
|               | 20                   | 97.2                     | 94.2       | 94.2    | 96.0    |           |
|               | 25                   | 96.1                     | 95.8       | 97.5    | 96.3    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 95.0                     | 95.0       | 96.1    | 95.3    | 96.17     |
|               | 20                   | 97.0                     | 98.3       | 95.0    | 96.7    |           |
|               | 25                   | 95.7                     | 96.7       | 97.8    | 96.5    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 95.7                     | 97.2       | 96.7    | 96.3    | 96.07     |
|               | 20                   | 97.0                     | 96.1       | 91.7    | 95.7    |           |
|               | 25                   | 96.0                     | 97.8       | 94.2    | 96.2    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 95.4                     | 95.0       | 95.6    | 95.3    | 95.67     |
|               | 20                   | 95.4                     | 97.2       | 96.1    | 96.2    |           |
|               | 25                   | 95.4                     | 96.1       | 95.0    | 95.5    |           |

ตารางที่ ก.6 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่เบอร์ 6006Z ด้วย ANN

เมื่อกำหนดให้ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและความถี่ลูกกลิ้งเป็นข้อมูลอินพุต

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         | ค่าเฉลี่ย |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall |           |
| 10 (80-20)    | 15                   | 90.7                     | 98.3       | 89.2    | 90.2    | 89.67     |
|               | 20                   | 90.0                     | 91.7       | 90.8    | 90.3    |           |
|               | 25                   | 89.3                     | 88.3       | 85.8    | 88.5    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 90.3                     | 90.0       | 89.4    | 90.0    | 89.00     |
|               | 20                   | 88.6                     | 93.3       | 87.8    | 88.8    |           |
|               | 25                   | 90.8                     | 80.0       | 85.6    | 88.2    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 93.3                     | 85.8       | 84.2    | 90.0    | 90.33     |
|               | 20                   | 91.4                     | 88.3       | 90.0    | 90.5    |           |
|               | 25                   | 90.3                     | 90.8       | 90.8    | 90.5    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 91.7                     | 90.0       | 87.2    | 90.0    | 90.03     |
|               | 20                   | 91.7                     | 91.7       | 87.2    | 90.3    |           |
|               | 25                   | 89.3                     | 90.8       | 90.0    | 89.8    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 91.0                     | 91.7       | 90.0    | 91.0    | 90.37     |
|               | 20                   | 92.0                     | 87.8       | 90.0    | 90.3    |           |
|               | 25                   | 90.0                     | 89.4       | 90.0    | 89.8    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 90.0                     | 89.4       | 88.3    | 89.3    | 89.40     |
|               | 20                   | 91.3                     | 91.1       | 89.4    | 90.7    |           |
|               | 25                   | 87.5                     | 90.0       | 87.2    | 88.2    |           |

ตารางที่ ก.7 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่เบอร์ 6006Z ด้วย ANN  
เมื่อให้ค่ากำลังของช่วงความถี่รางนอกและความถี่เป็นข้อมูลอินพุต

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |           |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall | ค่าเฉลี่ย |
| 10 (80-20)    | 15                   | 96.9                     | 98.3       | 95.8    | 95.8    | 95.60     |
|               | 20                   | 96.4                     | 90.0       | 93.3    | 95.2    |           |
|               | 25                   | 96.7                     | 96.7       | 92.5    | 95.8    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 95.3                     | 95.0       | 95.6    | 95.3    | 94.03     |
|               | 20                   | 96.1                     | 93.3       | 92.8    | 94.8    |           |
|               | 25                   | 94.2                     | 98.3       | 98.9    | 92.0    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 96.1                     | 95.8       | 95.8    | 96.0    | 95.83     |
|               | 20                   | 95.0                     | 92.5       | 99.2    | 95.3    |           |
|               | 25                   | 96.7                     | 95.0       | 95.8    | 96.2    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 96.7                     | 96.7       | 93.9    | 95.8    | 95.47     |
|               | 20                   | 96.7                     | 94.2       | 93.9    | 95.3    |           |
|               | 25                   | 96.0                     | 96.7       | 93.3    | 95.3    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 94.7                     | 92.8       | 93.3    | 93.8    | 94.83     |
|               | 20                   | 95.3                     | 95.0       | 95.0    | 95.2    |           |
|               | 25                   | 96.3                     | 93.3       | 96.7    | 95.5    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 96.7                     | 92.2       | 94.4    | 94.7    | 95.07     |
|               | 20                   | 95.4                     | 94.4       | 95.0    | 95.0    |           |
|               | 25                   | 96.7                     | 94.4       | 95.0    | 95.5    |           |

ตารางที่ ก.8 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่ 6006Z ด้วย ANN เมื่อ  
ข้อมูลอินพุต คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลังของช่วงความถี่ราง  
นอกและความถี่รางใน

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         |           |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall | ค่าเฉลี่ย |
| 10 (80-20)    | 15                   | 100                      | 98.3       | 99.2    | 99.7    | 99.63     |
|               | 20                   | 100                      | 98.3       | 99.2    | 99.7    |           |
|               | 25                   | 100                      | 96.7       | 99.2    | 99.5    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 100                      | 100        | 98.9    | 99.7    | 99.50     |
|               | 20                   | 100                      | 100        | 98.3    | 99.5    |           |
|               | 25                   | 100                      | 100        | 97.8    | 99.3    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 100                      | 100        | 98.3    | 99.7    | 99.67     |
|               | 20                   | 99.7                     | 99.2       | 99.2    | 99.5    |           |
|               | 25                   | 99.7                     | 100        | 100     | 99.8    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 100                      | 99.2       | 99.4    | 99.7    | 99.73     |
|               | 20                   | 100                      | 100        | 99.4    | 99.8    |           |
|               | 25                   | 100                      | 98.3       | 100     | 99.7    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 100                      | 98.3       | 99.2    | 99.3    | 99.37     |
|               | 20                   | 100                      | 98.9       | 99.2    | 99.5    |           |
|               | 25                   | 99.7                     | 98.3       | 100     | 99.3    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 99.6                     | 98.9       | 98.3    | 99.0    | 99.40     |
|               | 20                   | 99.6                     | 100        | 99.4    | 99.7    |           |
|               | 25                   | 100                      | 98.3       | 100     | 99.5    |           |



ตารางที่ ก.9 ความสามารถในการทำนายสภาวะความเสียหายของแบตเตอรี่เบอร์ 6001Z ด้วย ANN เมื่อ  
ข้อมูลอินพุต คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่ากำลังของช่วงความถี่ราง  
นอกและความถี่รางใน

| สัดส่วนข้อมูล | ชั้นซ่อน<br>(นิวรอน) | ความสามารถในการทำนาย (%) |            |         |         | ค่าเฉลี่ย |
|---------------|----------------------|--------------------------|------------|---------|---------|-----------|
|               |                      | Training                 | Validation | Testing | Overall |           |
| 10 (80-20)    | 15                   | 83.6                     | 75.0       | 86.7    | 83.3    | 84.10     |
|               | 20                   | 84.0                     | 93.3       | 85.0    | 85.2    |           |
|               | 25                   | 83.8                     | 88.3       | 81.7    | 83.8    |           |
| 10 (70-30)    | 15                   | 85.3                     | 85.0       | 78.3    | 83.2    | 83.63     |
|               | 20                   | 84.7                     | 86.7       | 83.9    | 84.7    |           |
|               | 25                   | 83.9                     | 76.7       | 83.3    | 83.0    |           |
| 20 (80-20)    | 15                   | 84.2                     | 80.8       | 84.2    | 83.5    | 84.27     |
|               | 20                   | 84.7                     | 82.5       | 85.0    | 84.3    |           |
|               | 25                   | 84.7                     | 83.3       | 87.5    | 85.0    |           |
| 20 (70-30)    | 15                   | 84.7                     | 85.0       | 80.6    | 83.5    | 84.57     |
|               | 20                   | 88.0                     | 80.0       | 85.6    | 85.7    |           |
|               | 25                   | 89.0                     | 80.8       | 79.4    | 84.5    |           |
| 30 (80-20)    | 15                   | 84.0                     | 81.7       | 81.7    | 82.8    | 84.03     |
|               | 20                   | 86.7                     | 82.2       | 80.0    | 84.0    |           |
|               | 25                   | 84.3                     | 85.0       | 88.3    | 85.3    |           |
| 30 (70-30)    | 15                   | 87.9                     | 79.4       | 81.1    | 83.3    | 84.03     |
|               | 20                   | 84.2                     | 87.2       | 81.7    | 84.3    |           |
|               | 25                   | 86.7                     | 84.4       | 81.7    | 84.5    |           |