

การจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ
ระบบควบคุมแบบเซอร์โวและการออกแบบตัวสังเกต



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2565

BEARING FAULT CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK BASED ON SERVO SYSTEM WITH
OBSERVER DESIGN

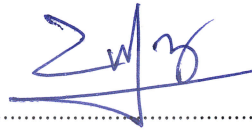


A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Mechatronics Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2022

การจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ
ระบบควบคุมแบบเซอร์โวและการออกแบบตัวสังเกต

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(รศ. ดร. บัณฑิต กฤตาคม)

ประธานกรรมการ



(รศ. ดร. จิระพล ศรีเสรีอุดม)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

สุรเดช ตัญจรัตน์

(ผศ. ดร. สุรเดช ตัญจรัตน์)

กรรมการ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



(รศ. ดร. ฉัตรชัย โชติษฐียงกูร)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ



(รศ. ดร. พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ฉันทยบูรณ์ พุทธิศาสตร์ศักดิ์ : การจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับระบบควบคุมแบบเซอร์โวและการออกแบบตัวสังเกต (BEARING FAULT CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BASED ON SERVO SYSTEM WITH OBSERVER DESIGN) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.จิระพล ศรีเสริฐผล, 87 หน้า

คำสำคัญ: ตลับลูกปืน/การจำแนกความผิดปกติ/การออกแบบตัวสังเกต/โครงข่ายประสาทเทียม/การควบคุมมอเตอร์กระแสตรง

ตลับลูกปืนเป็นส่วนประกอบสำคัญที่ใช้ลดแรงเสียดทานการหมุนของเครื่องจักร เมื่อตลับลูกปืนเกิดความเสียหายจะส่งผลกระทบต่อการทำงานที่ผิดปกติ ทำให้เครื่องหยุดทำงาน งานวิจัยนี้นำเสนอแนวทางการตรวจจับข้อผิดพลาดโดยอิงจากโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network ANN) เพื่อระบุสภาพของตลับลูกปืน โดยได้ออกแบบระบบเซอร์โวพร้อมตัวสังเกตสำหรับการควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์และการประมาณค่าสัญญาณของกระแสไฟฟ้า กำหนดสถานะของตลับลูกปืน 3 กรณี คือ ปกติ ไม่มีสารหล่อลื่น และ ความเสียหายที่รางใน ในการออกแบบแบบจำลอง ANN ได้ใช้พารามิเตอร์ทางสถิติ 5 ตัว ได้แก่ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation), ค่าความโด่ง (Kurtosis), อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน(SINAD), ค่าเฉลี่ย (Mean), และอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย (Crest factor) มาเพื่อคัดแยกข้อมูล เพื่อระบุลักษณะของค่ากระแสมอเตอร์และค่าความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลของตัวสังเกต ในการตรวจจับข้อบกพร่องที่เกิดขึ้น ผลที่ได้จากงานวิจัยนี้คาดว่าจะเพิ่มความน่าเชื่อถือในการซ่อมบำรุงรักษาเครื่องจักรในอนาคต

สาขาวิชา วิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์
ปีการศึกษา 2565

ลายมือชื่อนักศึกษา ธีรบูรณ์
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....

THANYABOON TUNTAVESESAK : BEARING FAULT CLASSIFICATION USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BASED ON SERVO SYSTEM WITH OBSERVER
DESIGN. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. JIRAPHON SRISERTPHOL, Ph.D.,
87 PP.

Keywords: ROLLER BEARING/FAULT CLASSIFICATION/OBSERVER DESIGN/ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK/DC MOTOR CONTROL

Ball bearings are important components used to reduce rotational friction in machinery. When a ball bearing is damaged, it can cause abnormal operation and even stop the machine altogether. This research proposes a method for detecting faults in ball bearings using an Artificial Neural Network (ANN) to identify the condition of the bearings. A servo system is designed with a sensor for controlling motor speed and estimating the electrical signal value, which determines the condition of the bearings in three cases: normal, no lubricant, and groove damage. In designing the ANN model, five statistical parameters are used to separate data and determine the characteristics of the motor current and deviation values from the observation data. This research is expected to increase the reliability of machine maintenance and repair in the future.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

School of Mechatronics Engineering
Academic Year 2022

Student's Signature THANYABOON
Advisor's Signature Srisertphol J.

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยได้ทำการวิจัยและเขียนโครงการวิทยานิพนธ์นี้ด้วยความเต็มใจและด้วยความตั้งใจและขอขอบพระคุณบุคคลต่าง ๆ ที่ช่วยเหลือทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ทุกประการ ที่ให้คำแนะนำ ปรีกษา ทั้งด้านการดำเนินการวิจัยและวิชาการ ดังนี้

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.จิระพล ศรีเสริฐผล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ได้ให้ความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ได้ให้คำแนะนำและคำปรึกษา ในการดำเนินงานวิจัย คอยชี้แนะแนวทางในแต่ละขั้นตอนรวมถึงให้ความรู้ ทางด้านวิชาการ ด้านการเขียนวิทยานิพนธ์ ด้านกระบวนการคิด และดำเนินชีวิต และยังช่วยตรวจสอบแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้มีความถูกต้องและสมบูรณ์อีกด้วย

ขอขอบพระคุณ อาจารย์ธนศักดิ์ หวังล้อมกลาง, อาจารย์ ดร.อุเทน ลีตน, รองศาสตราจารย์ ดร.โศภณา แข็งการ, อาจารย์ ดร.ธีทัต ดลวิชัย และ อาจารย์ วินัย ตุ่มทอง ที่ให้ความรู้ทางด้านวิชาการ ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานวิจัย ทำให้วิทยานิพนธ์มีความถูกต้องสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ได้มอบทุนการศึกษาในระดับมหาบัณฑิตศึกษาแก่ผู้วิจัย และช่วยเหลือด้านเครื่องมืออุปกรณ์ต่าง ๆ ที่จำเป็นต่องานวิจัย

ขอขอบพระคุณ บริษัท อาร์เอพี เอ็นเตอร์ไพรส์ แอนด์ เซอร์วิสเชส ที่ได้ช่วยเหลืองานวิจัยนี้ให้สำเร็จลุล่วง สำหรับข้อมูลงานความรู้ด้านวิศวกรรมต่าง ๆ และช่วยเหลือผู้วิจัยให้มีประสิทธิภาพการทำงานที่บริษัท

ขอขอบพระคุณ เจ้าหน้าที่ประจำสำนักวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่ให้ความช่วยเหลือและอำนวยความสะดวกในด้านเอกสารและดำเนินการต่าง ๆ สำหรับวิทยานิพนธ์ เพื่อให้สำเร็จลุล่วง

สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และสมาชิกครอบครัวทวิศีลศักดิ์ที่คอยช่วยเหลือสนับสนุน อุปการะเลี้ยงดู อบรมสั่งสอนให้เป็นคนดี ตลอดจนส่งเสริมด้านการศึกษา และคอยให้กำลังใจจนกระทั่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จ

ธัญบุรณ์ ทุนทวิศีลศักดิ์

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญรูป.....	ช
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหาการวิจัย	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	2
1.4 ระเบียบวิธีวิจัย	2
1.5 สถานที่ทำงานวิจัย.....	2
1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย.....	2
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
1.8 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์	3
2 ปรัชญาบรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 ตลับลูกปืน.....	4
2.2 ระบบควบคุมอัตโนมัติ	5
2.3 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์	6
2.4 บล็อกไดอะแกรม.....	8
2.5 ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ	9
2.6 ตัวสังเกต	9
2.7 ระบบตรวจจับและจำแนกข้อบกพร่อง.....	11
2.8 การเรียนรู้ของเครื่องจักร.....	12

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.9 โครงข่ายประสาทเทียม.....	13
2.10 การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล	14
2.11 ปรีทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	15
3 วิธีการดำเนินงานวิจัย.....	18
3.1 บทนำ.....	18
3.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ.....	19
3.3 แบบจำลองของระบบในปริภูมิสเตท.....	21
3.4 การออกแบบและสร้างชุดจำลองความเสียหายของตลับลูกปืน	23
3.5 การออกแบบการทดลองในแต่ละกรณี.....	26
4 ผลการทดลอง และการวิเคราะห์ผลการทดลอง	30
4.1 บทนำ.....	30
4.2 การระบุเอกลักษณ์ของระบบ	30
4.3 ผลการทดสอบระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต.....	34
4.4 การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล	35
4.5 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรมแมทแลบ	41
4.6 ผลของการจำแนกข้อบกพร่องของตลับลูกปืน	43
4.7 การประเมินผลความถูกต้องของโมเดล.....	44
5 สรุปและข้อเสนอแนะ	48
5.1 สรุป.....	48
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	49
รายการอ้างอิง.....	50
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก. โค้ดโปรแกรมแมทแลบและSimulinkในการทดสอบระบบควบคุม.....	51
ภาคผนวก ข. โค้ดโปรแกรมแมทแลบสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	56
ภาคผนวก ค. บทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	63
ประวัติผู้เขียน.....	87

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
4.1	พารามิเตอร์ของมอเตอร์.....	32
4.2	ตัวอย่างการจัดเตรียมชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	41
4.3	ความถูกต้องของโมเดลในแต่ละจำนวนของจำนวนของนิวรอน.....	44



สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
2.1	ลักษณะความผิดปกติที่เกิดขึ้นภายในลูกปืน.....	4
2.2	แผนภาพพระบบวงเปิด	6
2.3	แผนภาพพระบบวงปิด.....	6
2.4	ฟังก์ชันถ่ายโอน.....	7
2.5	บล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมแบบวงปิด	8
2.6	ระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ	9
2.7	แผนภาพหลักการทำงานของตัวสังเกต.....	10
2.8	การจำแนกเทคนิคการตรวจจับข้อผิดพลาด	11
2.9	ประเภทของ Machine Learning	12
2.10	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	14
3.1	ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	19
3.2	แบบจำลองทางไฟฟ้าและทางกลของระบบ	20
3.3	บล็อกไดอะแกรมของระบบในปริภูมิสแตท	21
3.4	ชุดจำลองความเสียหายของตลับลูกปืน.....	23
3.5	ชุดควบคุมการทำงาน.....	24
3.6	การเชื่อมต่อระหว่างSimulinkและบอร์ด Arduino Mega 2560.....	25
3.7	ไลบรารีเพื่อใช้งานพลอตอินพุตและเอาต์พุตของบอร์ด Arduino Mega 2560.....	25
3.8	หลักการทำงานของเอนโค้ดเดอร์แบบหมุน	26
3.9	ตลับลูกปืนเบอร์ 6000.....	27
3.10	ขั้นตอนการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม	27
3.11	รูปแบบของอินพุตทดสอบที่ใช้ในการทดลอง	28
3.12	ตลับลูกปืนในสภาวะขาดสารหล่อลื่น	28
3.13	ตลับลูกปืนในสภาวะเกิดความเสียหายที่รางใน	29
4.1	สัญญาณอินพุตและเอาต์พุตของระบบสำหรับการระบุเอกลักษณ์.....	31
4.2	ผลการประมาณค่าแบบจำลอง	32

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.3	การทดสอบการติดตามอินพุตและตัวแปรสถานะ..... 34
4.4	เปรียบเทียบข้อมูลตัวแปรต่าง ๆ ในทุกสภาวะของตลับลูกปืน..... 35
4.5	อัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของกระแสมอเตอร์..... 36
4.6	ค่าความโค้งของกระแสมอเตอร์..... 46
4.7	ค่าเฉลี่ยของกระแสมอเตอร์..... 37
4.8	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของกระแสมอเตอร์..... 37
4.9	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของกระแสมอเตอร์..... 38
4.10	อัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน..... 38
4.11	ค่าความโค้งของความคลาดเคลื่อน..... 39
4.12	ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน..... 39
4.13	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของความคลาดเคลื่อน..... 40
4.14	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อน..... 40
4.15	ไดอะแกรมการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรมแมทแลบ..... 42
4.16	หน้าต่างรายละเอียดการฝึกสอนของโมเดล..... 43
4.17	การตรวจสอบ Cross-Entropy..... 45
4.18	คอนฟิกรั่มเมทริกซ์ของโมเดลที่ความถูกต้องสูงสุด..... 46
4.19	คอนฟิกรั่มเมทริกซ์ของการทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่ได้ผ่านการฝึกสอน..... 47

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหาการวิจัย

ปัจจุบันอุตสาหกรรมมักนิยมใช้เครื่องจักรหมุนเพื่อขับเคลื่อนกลไกและเพลลาในรูปแบบต่าง ๆ ซึ่งเครื่องจักรหมุนจำเป็นต้องมีระบบควบคุมเพื่อควบคุมความเร็วและรองรับการเคลื่อนไหว ตลับลูกปืนเป็นส่วนประกอบหลักที่ใช้สำหรับรองรับการหมุนของเพลลา ในกระบวนการทำงานจริง เครื่องจักรหมุนทำงานอย่างต่อเนื่องภายใต้สภาวะการทำงานที่มีโหลด ทำให้องค์ประกอบของตลับลูกปืนมีแนวโน้มที่จะเสียหายซึ่งส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของระบบควบคุมและทำให้เครื่องจักรหมุนเกิดการเสียหายหรือหยุดการทำงานได้ เช่น ตลับลูกปืนเสียหายหรือเกิดการสั่นสะเทือนที่สูงขึ้นเนื่องจากความไม่ราบรื่นในการเคลื่อนที่ สิ่งนี้ส่งผลให้เกิดแรงเสียดทานที่สูงขึ้นในการเคลื่อนที่ ทำให้มอเตอร์นั้นต้องใช้กระแสไฟฟ้าเพิ่มขึ้นและมีผลต่อค่าใช้จ่ายที่ต้องสูญเสียไปกับพลังงานที่ใช้เพิ่มขึ้น ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาและเสนอการออกแบบระบบควบคุมความเร็วรอบของชุดทดสอบความเสียหายของตลับลูกปืน โดยใช้วิธีการออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกตเพื่อประมาณค่าตัวแปรสถานะโดยอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ การทดลองจะประกอบด้วยสภาวะ 3 ระดับ คือ สภาวะปกติ สภาวะขาดสารหล่อลื่น และสภาวะเกิดความเสียหายที่รางนอก ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างระบบตรวจจับข้อบกพร่องของตลับลูกปืน ได้นำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) มาใช้ประยุกต์ใช้ เพื่อตรวจจับข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้น โดยอาศัยข้อมูลตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตมาใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้การวิเคราะห์และสร้างระบบตรวจจับข้อบกพร่องของตลับลูกปืนมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงศึกษาการออกแบบและสร้างระบบการจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมตามระบบเซอร์โวพร้อมการออกแบบตัวสังเกตการณ์

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกต สำหรับควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง เพื่อใช้เก็บข้อมูลในการสร้างระบบจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืน

1.2.2 เพื่อออกแบบและสร้างระบบการจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1.3.1 สร้างชุดทดสอบความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้มอเตอร์กระแสตรงขนาด 1000 วัตต์ ใช้แรงดันอินพุต 36 โวลต์ ความเร็วรอบสูงสุด 3000 รอบต่อนาที
- 1.3.2 วิเคราะห์และหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบจากข้อมูลที่ได้จากการทดลอง
- 1.3.3 ใช้ระบบควบคุมแบบเซอร์โว ออกแบบตัวป้อนกับตัวแปรสถานะและตัวสังเกตการณ์
- 1.3.4 การทดสอบการทำงานของระบบควบคุมจะจำลองสถานการณ์โดยใช้โปรแกรม MATLAB เวอร์ชัน 2020a ในส่วนของSimulinkร่วมกับบอร์ดควบคุม Arduino Mega 2560
- 1.3.5 สถานะของตลับลูกปืนจะทดลอง 3 สถานะ ประกอบด้วย สถานะปกติ, สถานะที่ไม่มีสารหล่อลื่น และสถานะมีความเสียหายที่รางใน

1.4 ระเบียบวิธีวิจัย

- 1.4.1 ศึกษาวิจัยที่เกี่ยวข้องเกี่ยวกับระบบควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์และการออกแบบ
- 1.4.2 ออกแบบระบบควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์
- 1.4.3 ออกแบบตัวสังเกตการณ์
- 1.4.4 ทำสถานะของตลับลูกปืนสถานะต่าง ๆ เพื่อใช้ในการทดลอง
- 1.4.5 ทำการทดสอบตัวควบคุมและตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะของระบบกับชุดทดสอบ
- 1.4.6 ออกแบบการทดลองและเก็บข้อมูล
- 1.4.7 วิเคราะห์และออกแบบข้อมูลเพื่อสร้างโมเดลตรวจจับข้อบกพร่องโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
- 1.4.8 วิเคราะห์ข้อมูล และสรุปผลลัพธ์
- 1.4.9 จัดทำเอกสาร และรายงานการวิจัย

1.5 สถานที่ทำวิจัย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี 111 ถนนมหาวิทยาลัย ตำบลสุรนารี อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา 30000

1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย

- 1.6.1 คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล
- 1.6.2 ตลับลูกปืนเบอร์ 6000 จำนวน 20 ชิ้น

- 1.6.3 ชุดทดสอบความเสียหายของตลับลูกปืน จำนวน 1 ชุด
- 1.6.4 โปรแกรม Matlab/Simulink
- 1.6.5 บอร์ด Arduino Mega 2560 จำนวน 1 ชิ้น

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.7.1 สามารถจำแนกสภาวะของตลับลูกปืนที่ปกติและตลับลูกปืนที่ที่ความเสียหายแบบไม่มีสารหล่อลื่นและเกิดความเสียหายที่รางในได้
- 1.7.2 ลดค่าใช้จ่ายในการตรวจหาความเสียหายของตลับลูกปืน
- 1.7.3 ได้องค์ความรู้เกี่ยวกับการออกแบบระบบควบคุมและสามารถใช้ โครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับข้อบกพร่องกับเครื่องจักรอื่น ๆ ได้

1.8 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

บทที่ 1 บทนำในวิทยานิพนธ์นี้ที่อธิบายเกี่ยวกับที่มาและความสำคัญของปัญหา รวมถึงวัตถุประสงค์และขอบเขตของงานวิจัย

บทที่ 2 อธิบายทฤษฎีต่าง ๆ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกสภาวะความเสียหายของตลับลูกปืนและโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 3 จะกล่าวถึงวิธีการดำเนินงานวิจัย เช่น การจัดเตรียมตลับลูกปืนในสภาวะต่าง ๆ และการใช้งาน Microcontroller ร่วมกับ MATLAB/Simulink 2020a เพื่อจำลองการทำงาน

บทที่ 4 อธิบายเกี่ยวกับการทดลองการออกแบบระบบควบคุมร่วมกับตัวสังเกต และผลการจำแนกลักษณะเด่นของสัญญาณเพื่อสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงการประเมินความถูกต้องของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมและการทดสอบโมเดลด้วยข้อมูลที่ไม่ได้ผ่านการฝึกสอน

บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

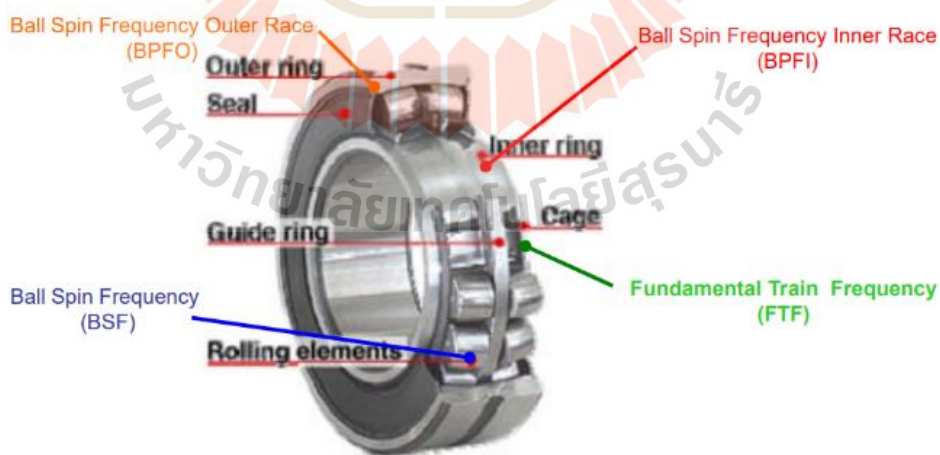
บทที่ 2

ปรีทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ตลับลูกปืน

ตลับลูกปืนเป็นอุปกรณ์ลดแรงเสียดทานที่ใช้เป็นส่วนประกอบของเครื่องจักรและอุปกรณ์ต่างๆ อย่างแพร่หลายและถือเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญและส่งผลโดยตรงกับการทำงานและประสิทธิภาพของเครื่องจักร การที่ตลับลูกปืนเกิดความผิดปกติหรือชำรุดเสียหายจะส่งผลให้ตัวเครื่องจักรเกิดปัญหาต่าง ๆ ตามมาอย่างมากมาย ทำให้เครื่องจักรต้องหยุดการทำงาน เสียเวลาและมูลค่าในการผลิต ดังนั้น การวิเคราะห์ความเสียหายที่เกิดขึ้นกับตลับลูกปืน จึงมีความสำคัญเป็นอย่างมาก ความเสียหายที่เกิดขึ้นกับตลับลูกปืน ความเสียหายของตลับลูกปืนอาจแบ่งออกเป็น 4 ประเภทดังแสดงในรูปที่ 1 คือ

- 1) รางวิ่งนอกของตลับลูกปืนชำรุดเสียหาย (Outer Raceway Defects)
- 2) รางวิ่งในของตลับลูกปืนชำรุดเสียหาย (Inner Raceway Defects)
- 3) ลูกปืนของตลับลูกปืนชำรุดเสียหาย (Ball Defects)
- 4) รางของตลับลูกปืนชำรุดเสียหาย (Cage Defects)



รูปที่ 2.1 ลักษณะความผิดปกติที่เกิดขึ้นภายในลูกปืน

อายุการทำงานของตลับลูกปืนขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย เช่น การใช้งาน, เงื่อนไขแวดล้อมที่ตลับลูกปืนถูกใช้งาน การดูแลรักษาและการบำรุงรักษาตลับลูกปืน โดยปกติแล้ว ตลับลูกปืนที่ถูกดูแลรักษาและใช้งานอย่างถูกต้องจะมีอายุการทำงานประมาณ 10,000-100,000 ชั่วโมงก่อนจะต้องถูกเปลี่ยนหรือซ่อมแซม เมื่อตลับลูกปืนมีการใช้งานหรืออุปกรณ์ที่ใช้ตลับลูกปืนเกิดการสั่นสะเทือนมากเกินไป อายุการทำงานอาจจะลดลงได้ เนื่องจากสั่นสะเทือนสามารถทำให้เกิดความเสียหายในตลับลูกปืนได้ ดังนั้นการดูแลรักษาและบำรุงรักษาตลับลูกปืนอย่างถูกต้องจึงเป็นสิ่งสำคัญในการส่งสินค้าและการใช้งานตลับลูกปืนให้มีประสิทธิภาพสูงสุดและมีอายุการใช้งานนานที่สุด สาเหตุที่ทำให้ตลับลูกปืนเกิดความเสียหายก่อนเวลาอันควร เช่น

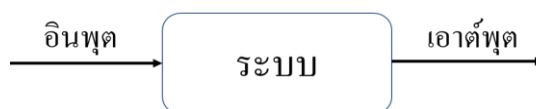
- 1) การใช้งานเกินพิกัดที่กำหนด: การใช้งานตลับลูกปืนเกินความเหนียวแน่นหรือพิกัดที่กำหนดจะทำให้ตลับลูกปืนมีการถูกยืดหยุ่นเกินไป และจะทำให้ชำรุดได้ง่ายขึ้น
- 2) การใช้งานในสภาพแวดล้อมที่ไม่เหมาะสม: การใช้งานตลับลูกปืนในสภาพแวดล้อมที่มีความชื้นสูง หรืออุณหภูมิสูงจะทำให้ตลับลูกปืนเสียดังขึ้นและมีอาการชำรุดได้ง่ายขึ้น

2.2 ระบบควบคุมอัตโนมัติ

ระบบควบคุมอัตโนมัติ เป็นกระบวนการที่ใช้ในการควบคุมเอาต์พุตของระบบที่ต้องการควบคุม โดยการป้อนค่าอินพุตที่เหมาะสมให้กับระบบ การควบคุมอาจแบ่งออกเป็นสองรูปแบบ ได้แก่ ระบบควบคุมแบบวงเปิด ซึ่งเป็นระบบควบคุมที่ไม่มีการนำเอาต์พุตการป้อนกลับมาเปรียบเทียบกับอินพุต จึงง่ายต่อการสร้างและประหยัด แต่ไม่สามารถปรับปรุงการควบคุมของระบบได้ตามที่แสดงในภาพที่ 2.2

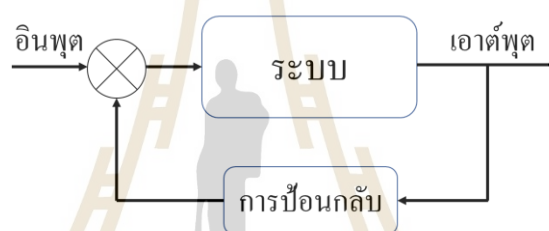
2.2.1 ระบบควบคุม (Control system) สามารถแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบ คือ

- 1) ระบบควบคุมแบบวงเปิด (Open loop control system) เป็นระบบควบคุมที่ไม่ได้มีการนำเอาต์พุตการป้อนกลับมาเปรียบเทียบกับอินพุตจึงง่ายต่อการสร้างและประหยัด แต่ค่าเอาต์พุตจะไม่ มีผลต่อการควบคุมขบวนการของระบบดังแสดงในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 แผนภาพระบบวงเปิด

2) ระบบควบคุมแบบวงปิด (Close loop control system) เป็นระบบควบคุมที่มีการป้อนกลับ (Feedback) ของค่าความคลาดเคลื่อน โดยนำเอาสัญญาณเอาต์พุตมาเปรียบเทียบกับสัญญาณอินพุต ความแตกต่างที่เกิดขึ้น จะถือเป็นค่าความผิดพลาด เพื่อเอาสัญญาณนี้ป้อนเข้าระบบ แล้วตัวควบคุมจะนำไปสร้างสัญญาณ ควบคุมใหม่ เพื่อลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้นกับระบบดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 แผนภาพระบบวงปิด

2.3 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

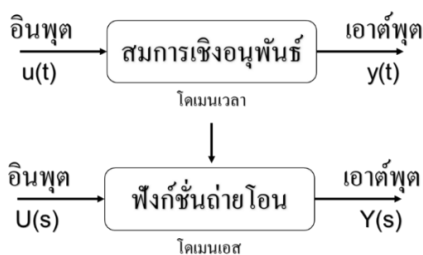
แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (mathematical model) ในระบบควบคุม เป็นการใช้สมการคณิตศาสตร์เพื่ออธิบายและทำนายพฤติกรรมของระบบควบคุม โดยระบบควบคุมที่พูดถึงนี้เป็นระบบที่มีการควบคุมและปรับปรุงการทำงานของระบบตามอัตราความเร็ว ความแม่นยำ หรือค่าอื่นๆ เพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำมากที่สุด สามารถหาได้โดยใช้วิธีการต่าง ๆ ได้แก่

1) การแปลงสมการความสัมพันธ์ในรูปของสมการเชิงอนุพันธ์ของตัวแปรต่างๆ เพื่อให้อยู่ในรูปฟังก์ชันเอส (s-domain) สามารถทำได้โดยใช้วิธีการแปลงลาปลาซ (Laplace's Transform) โดยเริ่มต้นจากการเขียนสมการความสัมพันธ์ในรูปของสมการเชิงอนุพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ แล้วนำมาใช้วิธีการแปลงลาปลาซ เพื่อเปลี่ยนสมการความสัมพันธ์นี้ให้อยู่ในรูปของฟังก์ชันเอส (s-domain) โดยสมการความสัมพันธ์ที่ได้จากการแปลงลาปลาซนี้จะมีรูปแบบเป็นฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ซึ่งสามารถใช้ในการวิเคราะห์และออกแบบระบบควบคุมได้ โดยเฉพาะเมื่อจัดรูปให้อยู่ในรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอนระหว่างตัวแปรอินพุตกับเอาต์พุตของระบบเท่านั้น

2) การทดสอบความสามารถในการตอบสนองของระบบสามารถทำได้โดยใช้อินพุต ต่าง ๆ เพื่อตรวจสอบผลลัพธ์ที่ได้จากระบบ เมื่อได้ผลตอบสนองแล้ว เราสามารถนำผลตอบสนองนั้นมาหาสมการความสัมพันธ์ของระบบโดยใช้วิธีการระบุเอกลักษณ์ของระบบหรือ "System Identification" ซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้ข้อมูลผลตอบสนองเพื่อสร้างโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่สามารถบอกความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตของระบบได้ วิธีการระบุเอกลักษณ์ของระบบในที่นี้จะใช้การทดสอบผลตอบสนองเชิงความถี่ โดยวิเคราะห์สมการความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตในระบบได้ในรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอน ที่จะช่วยให้เราเข้าใจคุณสมบัติและพฤติกรรมของระบบได้ดียิ่งขึ้น

2.3.1 ฟังก์ชันถ่ายโอน

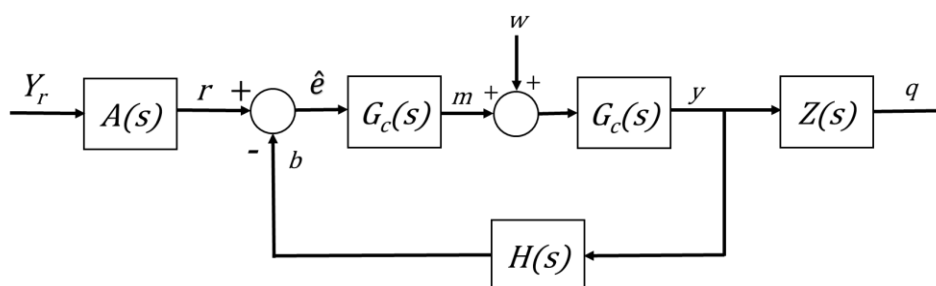
ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) เป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ใช้เพื่อแทนระบบทางวิศวกรรม โดยสามารถอธิบายการทำงานของระบบได้ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ โดยฟังก์ชันถ่ายโอนจะบอกความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตของระบบในรูปแบบของสมการเชิงอนุพันธ์ โดยทั่วไปแล้วฟังก์ชันถ่ายโอนจะถูกใช้ในการวิเคราะห์และออกแบบระบบควบคุม โดยการใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนจะช่วยให้สามารถทำนายและปรับปรุงพฤติกรรมของระบบได้ดีขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการควบคุมระบบเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ ดังแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน

2.4 บล็อกไดอะแกรม

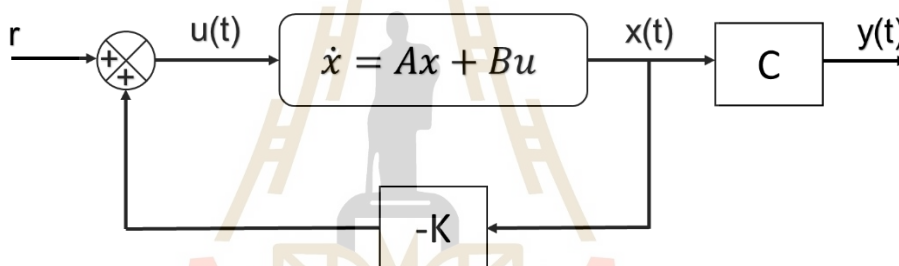
บล็อกไดอะแกรม (block diagram) เป็นแผนภาพแสดงสัญญาณและการดำเนินการทางคณิตศาสตร์ของระบบหรือเครื่องมือที่ใช้ในการประมวลผลสัญญาณ เป็นเครื่องมือที่นิยมใช้ในการออกแบบระบบควบคุม โดยประกอบด้วยบล็อกหลายชนิดที่เชื่อมต่อกันด้วยเส้นเชื่อม แต่ละบล็อกแทนการดำเนินการทางคณิตศาสตร์หรือการทำงานของเครื่องมือต่าง ๆ ในระบบ บล็อกไดอะแกรมช่วยให้ง่ายต่อการตรวจสอบและแก้ไขข้อผิดพลาดของระบบ และช่วยให้ผู้ใช้งานเข้าใจการทำงานของระบบได้ง่ายขึ้น รวมทั้งการเชื่อมต่อของสัญญาณต่าง ๆ ภายในระบบ และยังสามารถยุบรวมส่วนต่าง ๆ เพื่อให้ง่ายต่อการออกแบบระบบควบคุมได้อีกด้วยการเชื่อมต่อบล็อกไดอะแกรมในระบบควบคุมแบบวงปิดจะใช้ลูกศรเพื่อกำกับทิศทางการไหลของข้อมูลภายในระบบ ภาพที่ 2.5 แสดงลักษณะทั่วไปของบล็อกไดอะแกรมในระบบควบคุมแบบวงปิด ซึ่งประกอบด้วยฟังก์ชันถ่ายโอนข้อมูลภายในระบบ ได้แก่ ตัวปรับเปลี่ยนรูปแบบสัญญาณอินพุต $A(s)$, ตัวควบคุม $G_c(s)$, สิ่งที่ต้องการควบคุม $GP(s)$, ตัวตรวจจับ $H(s)$ และ ตัวปรับเปลี่ยนสัญญาณเอาต์พุต $Z(s)$ ทุกฟังก์ชันถ่ายโอนเชื่อมต่อกันด้วยลูกศรที่กำกับทิศทางการไหลของข้อมูลในระบบควบคุมทางปฏิบัติ, ระบบควบคุมที่ใช้งานในปัจจุบันมักมีการรวมสัญญาณและตรวจจับสัญญาณเพื่อผลิตสัญญาณเอาต์พุต โดยรวมทั้งสามส่วนหลักคือการส่งสัญญาณอินพุตเข้าสู่ตัวปรับเปลี่ยนสัญญาณ การรวมสัญญาณอินพุตและสัญญาณรบกวนของระบบเพื่อผลิตสัญญาณเอาต์พุต ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้เป็น $y = f(r, w)$ โดยที่ตัวปรับเปลี่ยนสัญญาณอินพุตและเอาต์พุตอาจไม่ได้ใช้งานก็ได้ ระบบควบคุมทั่วไปมักมีสองสัญญาณอินพุตคือสัญญาณอ้างอิงของระบบ r และสัญญาณรบกวนของระบบ w ซึ่งสามารถนำมาใช้ในการคำนวณต่าง ๆ โดยมีฟังก์ชันการถ่ายโอนสัญญาณหลัก ๆ สามส่วน ได้แก่ การตรวจจับสัญญาณ การประมวลผลสัญญาณ และการควบคุมเพื่อควบคุมระบบตามบล็อกไดอะแกรม ระบบควบคุมแบบวงปิดนี้เป็นระบบที่ได้รับการศึกษาและใช้งานกันอย่างแพร่หลาย และสามารถนำไปใช้ในการคำนวณต่าง ๆ ได้อย่างชัดเจนในอนาคต



รูปที่ 2.5 บล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมแบบวงปิด

2.5 ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ

ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ (state feedback control) เป็นวิธีการควบคุมในระบบควบคุมวงปิด โดยตัวควบคุมจะใช้สถานะ (state) ของระบบเป็นตัวแปรป้อนกลับ (feedback variable) เพื่อคำนวณและปรับปรุงสัญญาณควบคุม (control signal) ที่ส่งออกไปยังระบบ เพื่อให้สามารถควบคุมการทำงานของระบบได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพสูงสุด ในการคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ก่อนออกแบบระบบใด ๆ จำเป็นต้องตรวจสอบว่าระบบมีการควบคุมได้และต้องสมมุติว่าตัวแปรสถานะทุกตัวสามารถวัดค่าได้ อย่างไรก็ตาม ในระบบที่มีอันดับสูง เราไม่สามารถวัดค่าตัวแปรสถานะทุกตัวได้โดยไม่ใช้เซ็นเซอร์ ซึ่งมีค่าใช้จ่ายที่สูง ดังนั้น ในงานวิจัยนี้ ได้ใช้ตัวสังเกต (Observer) เพื่อประมาณค่าตัวแปรสถานะ และในการป้อนกลับตัวแปรสถานะของระบบจะต้องคำนวณหาค่าอัตราขยายของการป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State feedback gain, K) โดยใช้ฟังก์ชันช่วยในโปรแกรม MATLAB และสุดท้ายนำผลลัพธ์ไปแสดงผลด้วยกราฟบล็อกไดอะแกรม



รูปที่ 2.6 ระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ

2.6 ตัวสังเกต

ระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State variable feedback control) ต้องการข้อมูลของตัวแปรสถานะทุกตัวของระบบเพื่อใช้ในการคำนวณค่าควบคุมและปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ อย่างไรก็ตาม การวัดตัวแปรสถานะทุกตัวเป็นเรื่องยากหรือต้องค่าใช้จ่ายที่มากขึ้นในการสร้างระบบตรวจรู้หรือเซ็นเซอร์มาใช้ในการวัด ในการแก้ไขปัญหา ตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะ (State estimator) หรือตัวสังเกต (State observer) จะถูกออกแบบขึ้นบนพื้นฐานของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบเอง โดยใช้ข้อมูลที่ได้จากการประมาณค่าตัวแปรสถานะในการคำนวณค่าควบคุมและปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ

การออกแบบตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะสามารถแบ่งเป็น 2 วิธี คือ แบบอันดับเต็ม (Full-order state estimator) และลดอันดับ (Reduced order observer)

แบบอันดับเต็ม (Full-order state estimator) คือ Full-order state estimator คือการประมาณค่าตัวแปรสถานะทั้งหมดของระบบโดยอาศัยข้อมูลที่วัดได้และสัญญาณอินพุตที่ป้อนเข้ามา

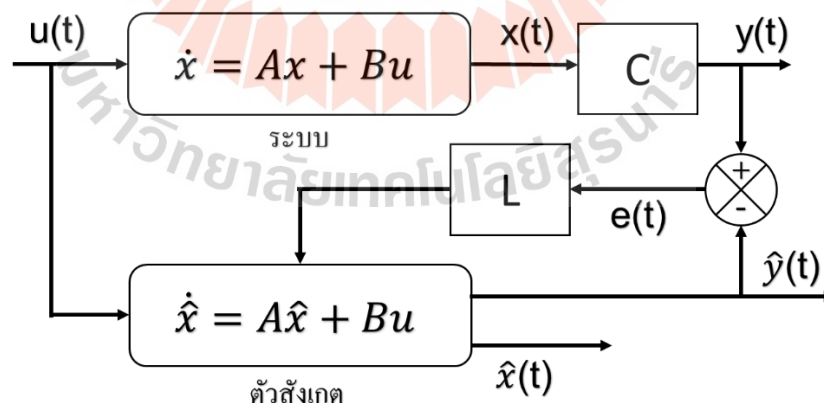
ให้กับระบบ การออกแบบตัวประมาณค่าแบบอันดับเต็มนี้ใช้แบบจำลองของระบบที่ประกอบด้วยสมการสถานะทั้งหมด

แบบลดอันดับ (Reduced order observer) คือ การออกแบบตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะของระบบควบคุมโดยใช้แค่ข้อมูลของตัวแปรสถานะบางตัวที่วัดได้และสัญญาณอินพุตของระบบควบคุม โดยการออกแบบตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะนี้จะเป็นการประมาณค่าตัวแปรสถานะที่ไม่สามารถวัดได้เท่านั้น โดยอาศัยข้อมูลจากตัวแปรสถานะที่วัดได้และสัญญาณอินพุตที่ป้อนให้ระบบ ในการออกแบบตัวประมาณค่าแบบลดอันดับ (Reduced order observer) จะใช้แบบจำลองที่ประกอบด้วยสมการสถานะของระบบทั้งหมดแบบลดอันดับ โดยจะมีจำนวนตัวแปรสถานะที่ประมาณค่าน้อยกว่าแบบอันดับเต็ม (Full-order state estimator)

ซึ่งในงานวิจัยนี้จะทำการวัดค่าตัวแปรสถานะใหม่ทุกตัวโดยใช้ Full-order state estimator แสดงได้ดังนี้

2.6.1 ตัวสังเกตอันดับเต็ม

การออกแบบตัวสังเกตอันดับเต็ม (Full-order state estimator) คือการใช้ข้อมูลของเอาต์พุตบางตัวที่สามารถวัดได้และสัญญาณอินพุตที่ส่งเข้าไปในระบบเพื่อประมาณค่าตัวแปรสถานะทั้งหมดของระบบใหม่โดยใช้สมการระบบ เพื่อทำหน้าที่เป็นตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะของตัวเองได้ อย่างไรก็ตามการประมาณนี้เป็นการประมาณในลักษณะแบบวงเปิด (Open-Loop) โดยพิจารณาระบบเชิงเส้นที่ค่าตัวแปรของระบบไม่ขึ้นกับเวลา (Linear Time Invariant System) ซึ่งรูปแบบของระบบเชิงเส้นนี้สามารถเขียนได้รูป State Space Form



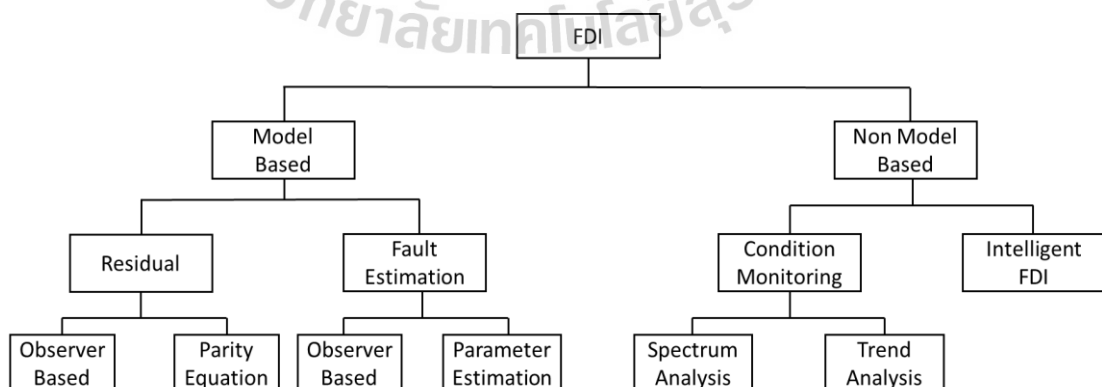
รูปที่ 2.7 แผนภาพหลักการทำงานของตัวสังเกต

2.7 ระบบตรวจจับและจำแนกข้อบกพร่อง

เทคนิคการตรวจจับและระบุตำแหน่งข้อบกพร่อง (Fault Detection and Isolation, FDI) เป็นเทคนิคหนึ่งที่ใช้ในการตรวจสอบและวิเคราะห์ระบบเพื่อค้นหาข้อบกพร่องที่เกิดขึ้นและระบุตำแหน่งที่เกิดข้อบกพร่องนั้น ๆ ในระบบ ซึ่งเทคนิค FDI นี้มักนิยมใช้ในระบบอุตสาหกรรม เช่น ระบบเครื่องจักรหรือระบบการผลิต เพื่อช่วยตรวจสอบและแก้ไขปัญหาในการทำงานของระบบต่าง ๆ เทคนิค FDI จะใช้เซ็นเซอร์หรืออุปกรณ์ตรวจสอบต่าง ๆ เพื่อเก็บข้อมูลและวิเคราะห์การทำงานของระบบ เมื่อระบบมีข้อบกพร่อง จะมีสัญญาณที่ผิดปกติเกิดขึ้น และจะนำข้อมูลที่เก็บไว้เทียบกับข้อมูลที่ต้องการในการทำงานปกติ เพื่อระบุตำแหน่งและสาเหตุของข้อบกพร่อง นอกจากนี้ เทคนิค FDI ยังสามารถสร้างแนวทางการแก้ไขปัญหา และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของระบบอีกด้วย วิธีการ FDI สามารถแบ่งออกเป็น 2 วิธี คือ

2.7.1 การใช้แบบจำลองของระบบ (Model-based approach) คือ การสร้างแบบจำลองของระบบเพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์และตรวจสอบสถานะของระบบ โดยใช้ข้อมูลที่ได้รับการวัดและวิเคราะห์สัญญาณ เพื่อคาดการณ์การเกิดข้อบกพร่องและเพื่อใช้ในการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ (Predictive Maintenance) เพื่อลดผลกระทบต่อความเสียหายของชิ้นส่วนอื่น ๆ และลดการสิ้นเปลืองพลังงานของเครื่องจักร

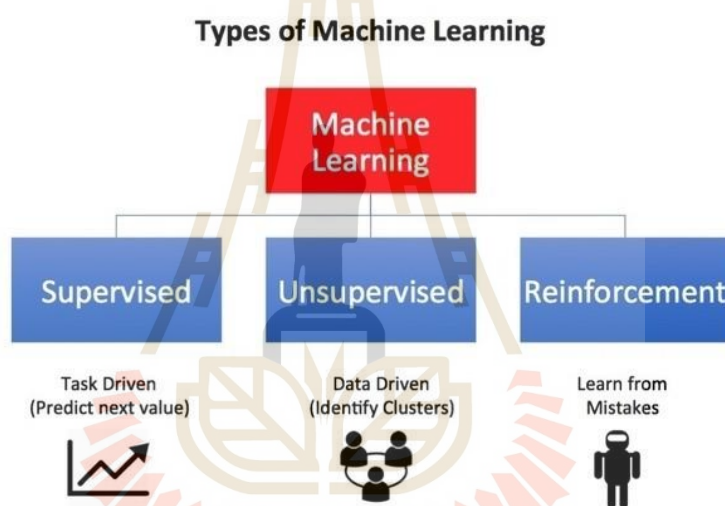
2.7.2 การตรวจสอบสถานะการทำงานของเครื่องจักร (Condition-based monitoring) เป็นการตรวจวัดและวิเคราะห์สัญญาณเพื่อตรวจสอบสถานะของระบบ โดยอาศัยเทคโนโลยีต่าง ๆ เช่น การวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้า การวิเคราะห์สัญญาณเสียง การวิเคราะห์สัญญาณการเคลื่อนไหวของเครื่องจักร เป็นต้น เพื่อตรวจสอบสถานะของเครื่องจักรและหาข้อบกพร่องที่อาจเกิดขึ้น และสามารถแก้ไขได้ก่อนเกิดความเสียหายที่ไม่ต้องการ ทั้งนี้จะช่วยลดความเสียหายและค่าใช้จ่ายในการซ่อมแซมเครื่องจักร และเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้งานของเครื่องจักร



รูปที่ 2.8 การจำแนกเทคนิคการตรวจจับข้อผิดพลาด

2.8 การเรียนรู้ของเครื่องจักร

การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) คือกระบวนการที่เครื่องจักรสามารถเรียนรู้จากข้อมูล โดยไม่จำเป็นต้องระบุคำสั่งเป็นลำดับที่ชัดเจน หรือใช้กฎหรือสูตรคำนวณที่ถูกกำหนดมาก่อน ในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องจักร โมเดลจะถูกสร้างขึ้นโดยอัตโนมัติจากชุดข้อมูลฝึกหัด (Training data) ที่ถูกป้อนเข้าไปในระบบ เครื่องจักรจะเรียนรู้จากข้อมูลนี้เพื่อสร้างโมเดลที่สามารถทำนายผลลัพธ์ของข้อมูลใหม่ได้ การเรียนรู้ของเครื่องจักรมีหลายวิธีการ เช่น การเรียนรู้แบบความถี่ (Frequency-based learning) การเรียนรู้แบบการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) การเรียนรู้แบบพื้นฐาน (Traditional Machine Learning) ซึ่งแต่ละวิธีการจะเหมาะสมกับงานที่ต้องการใช้งานแตกต่างกันไปประเภทของ Machine learning สามารถแบ่งได้เป็น 3 แบบ ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 ประเภทของ Machine Learning

Supervised learning คือ การเรียนรู้ของเครื่องจักรโดยใช้ชุดข้อมูล (dataset) ที่มีการติดป้ายกำกับ (label) ที่ระบุว่าแต่ละตัวอยู่ในหมวดหมู่ใด โดยอัลกอริทึมจะเรียนรู้จากชุดข้อมูลดังกล่าว และสามารถทำนายผลลัพธ์สำหรับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ ซึ่งจะช่วยให้สามารถจำแนกหรือจัดกลุ่มข้อมูลได้ตามประเภทหรือคุณสมบัติที่ต้องการ อย่างไรก็ตาม การเรียนรู้แบบ supervised learning ต้องการการติดป้ายกำกับที่ถูกต้องและมีคุณภาพเพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความแม่นยำสูงและเหมาะสมกับการนำไปใช้งานจริง ซึ่งต้องใช้อุปกรณ์จัดสรรข้อมูลที่เหมาะสมและมีปริมาณเพียงพอเพื่อการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพ

Unsupervised learning เป็นแนวทางการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่ไม่มีการกำหนดคำตอบ ถูกต้องให้กับโมเดล เป้าหมายของ unsupervised learning คือการหาโครงสร้างหรือลักษณะของข้อมูลที่ไม่ได้รับการป้อนข้อมูลจากผู้เชี่ยวชาญ โดยการเรียนรู้จะอาศัยวิธีการจัดกลุ่มข้อมูล

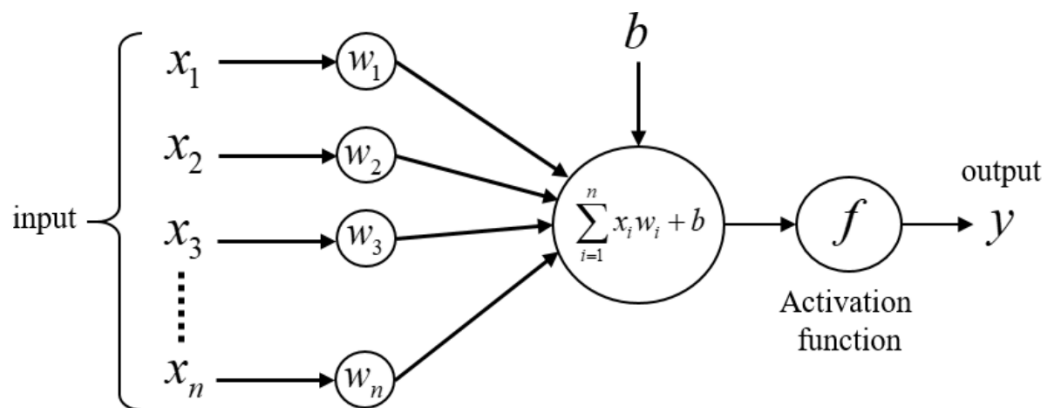
(Clustering) หรือหาแนวโน้ม (Trend) ของข้อมูล เพื่อให้เครื่องจักรสามารถทำนายข้อมูลในอนาคตได้โดยไม่ต้องมีการกำหนดคำตอบล่วงหน้า สามารถประยุกต์ใช้ unsupervised learning ในงานต่าง ๆ เช่น การจัดกลุ่มลูกค้า, การหาลักษณะของภาพ, การวิเคราะห์ข้อมูลทางการเงิน และอื่น ๆ

Reinforcement learning เป็นแนวคิดของ Machine Learning ที่เน้นการเรียนรู้ของตัว AI โดยใช้ระบบการตอบสนองเชิงบวกหรือเชิงลบ (reward or punishment) จากสิ่งแวดล้อม เพื่อเรียนรู้วิธีการตอบสนองที่ถูกต้องเมื่อเผชิญกับสิ่งแวดล้อมต่าง ๆ ใน reinforcement learning จะมีตัว AI ที่เรียนรู้จากการทำงานซ้ำ ๆ ซึ่งเรียนรู้จากประสบการณ์ที่ได้รับจากการทำงานแต่ละครั้ง โดย AI จะรับ input จากสิ่งแวดล้อม และจะทำการเลือก action ตามความเหมาะสมที่สุดในการจัดการสิ่งแวดล้อม ซึ่ง action ที่ดีที่สุดจะได้รับ reward จากสิ่งแวดล้อม และ action ที่ไม่เหมาะสมจะได้รับ punishment จากสิ่งแวดล้อม

ในปัจจุบัน การใช้ Machine learning ในงานทางด้านวิศวกรรมมีบทบาทสำคัญมากยิ่งขึ้น โดยเฉพาะในการทำนายการซ่อมบำรุง (Predictive Maintenance) ระบบควบคุม และการตรวจจับ และระบุข้อบกพร่อง (Fault detection and Isolation) ในงานวิจัยนี้ ได้มีการนำเสนอการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี Machine learning เพื่อช่วยในการตรวจจับข้อบกพร่องของตลับลูกปืน โดยใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) เป็นตัวช่วยในการสร้างโมเดลในการวิเคราะห์ข้อมูลและทำนายข้อมูล ซึ่งสามารถช่วยลดเวลาและต้นทุนในการดูแลรักษาและซ่อมบำรุงระบบหรือเครื่องจักรต่าง ๆ ได้มากยิ่งขึ้น และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของระบบอุตสาหกรรมด้วยการลดจำนวนเครื่องจักรที่ต้องหยุดทำงานเพื่อซ่อมบำรุงด้วยการทำนายการเกิดข้อบกพร่องล่วงหน้าในระบบอุตสาหกรรม

2.9 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่จำลองการทำงานของระบบประสาทสังคมของมนุษย์ โดยใช้หลักการที่เรียกว่า "การเรียนรู้เชิงลึก" (Deep Learning) ซึ่งประกอบไปด้วยการฝึกโมเดลให้เรียนรู้และปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อให้มีความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหน่วยประมวลผล (Neuron) หลายตัวที่เชื่อมต่อกันเป็นชั้น (Layer) เพื่อประมวลผลข้อมูล เช่น การจำแนกภาพ การตรวจจับวัตถุ การจำแนกเสียง เป็นต้น โดยแต่ละชั้นจะมีหน้าที่ทำงานเฉพาะ เช่น ชั้นต้นแบบ (Input Layer) จะรับข้อมูลเข้ามา ชั้นซ่อน (Hidden Layer) จะประมวลผลและเรียนรู้จากข้อมูล และชั้นส่งออก (Output Layer) จะนำผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลมาใช้งานซึ่งในทางตรรกแล้วก็จะเหมือนกับปฏิกิริยาเคมีที่เกิดขึ้นในสมอง เพียงแต่ในคอมพิวเตอร์ทุกอย่างเป็นตัวเลขเท่านั้นเอง



รูปที่ 2.10 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2.10 การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล

กระบวนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องจัดเตรียมชุดข้อมูลให้เหมาะสมเพื่อให้โมเดลเกิดการจดจำรูปแบบได้ดี ขั้นตอนการคัดแยกลักษณะของข้อมูล (Feature extraction) จึงเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการจัดการข้อมูล ในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการทางสถิติ มาใช้ในการเตรียมชุดข้อมูล สำหรับฝึกสอน ประกอบด้วย ค่าเฉลี่ย (Mean), ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย (Crest factor), ค่าความโด่ง (Kurtosis), อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน(SINAD) และ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.1 – 2.4 ตามลำดับ

- Mean

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.1)$$

- Crest factor

$$C = \frac{x_{peak}}{x_{rms}} \quad (2.2)$$

- Kurtosis

$$K = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad (2.3)$$

- SINAD

$$SINAD = \frac{P_{signal} + P_{noise} + P_{distortion}}{P_{noise} + P_{distortion}} \quad (2.4)$$

- Standard deviation

$$Std = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{(n-1)}} \quad (2.5)$$

2.11 ปรีทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในปี ค.ศ. 2019 Toumi Yassine และคณะ [1] ได้ศึกษาการใช้เทคนิค kurtogram ในการกำหนด band-pass ที่เหมาะสมที่สุด ลักษณะตัวกรองสัญญาณที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์แอมพลิจูดโดยสัญญาณที่ได้จากการแปลง Hilbert และ FFT นั้นช่วยให้สามารถแยกคุณสมบัติได้จากนั้นได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกประเภทความผิดปกติของตลับลูกปืนที่รางใน (inner race fault) และรางนอก (outer race fault) โดยใช้พารามิเตอร์ทางสถิติคือ ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (mean square error) ได้ความถูกต้อง 98.08%

ในปี ค.ศ. 2019 Shixin Zhang และคณะ [2] ได้ศึกษาการใช้วิธีการวินิจฉัยเชิงคุณภาพของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยให้สัญญาณการสั่นสะเทือนแบบมิติเดียวเป็นอินพุตโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแยกได้โดยอัตโนมัติ คุณสมบัติของข้อมูลความผิดพลาดของตลับลูกปืนและผลการรับรู้คือ ยอมรับได้ เมื่อเทียบกับวิธีการแบบเดิมๆ วิธีการกำจัดกระบวนการที่ซับซ้อนของคุณสมบัติเทียม นั้นมีความแม่นยำสูงขึ้น เมื่อเทียบกับ DBN พารามิเตอร์เครือข่ายลดลงและไม่จำเป็นต้องจำลองล่วงหน้า เมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ภาพความถี่เวลาก็ไม่จำเป็นต้องใช้เวฟเล็ต

ในปี ค.ศ. 2010 Liang Qunlong และคณะ [3] ได้ศึกษาวิธีการระบุโพลดของตลับลูกปืนในเครื่องจักรหมุน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม มีการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์อย่างง่าย และสามารถควบคุมความแม่นยำได้ และมีความสามารถในการลดสัญญาณรบกวน ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมคือการใช้ข้อมูลตัวอย่าง โดยไม่ต้องสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ และทำการหาความไม่เชิงเส้นของระบบจาก Real coordinate space โดยได้โมเดลที่เรียบง่าย การคำนวณที่รวดเร็ว ในการหาโพลดของตลับลูกปืน

ในปี ค.ศ. 2021 Pratik Phalle และ Sangram Patil [4] ได้ศึกษาการวิเคราะห์ความผิดพลาดในตลับลูกปืน เพื่อระบุผลกระทบต่อสเปกตรัมการสั่นสะเทือนของลูกปืนที่มีข้อบกพร่องที่รางในโดยใช้เครื่องวิเคราะห์ Fast Fourier Transform (FFT) ข้อบกพร่องที่รางในนั้นเกิดขึ้นโดยใช้วิธีการตัดเฉือนด้วยไฟฟ้า (lectrical discharge machining) และได้ทำการเก็บค่าสเปกตรัมความถี่สำหรับตลับลูกปืนที่ผิดพลาดและปกติโดยใช้เครื่องวิเคราะห์ FFT สรุปได้ว่าพีคสูงในแอมพลิจูดของการสั่นสะเทือนที่สังเกตได้ที่ BPF1 ในสเปกตรัมความถี่บ่งชี้ว่ามีข้อบกพร่องที่รางภายในของลูกปืน

โดยวิธีการวิเคราะห์ที่ขึ้นอยู่กับความรู้และประสบการณ์ของมนุษย์ซึ่งผิดพลาดได้ง่าย ดังนั้นจึงจำเป็นต้องตรวจจับข้อผิดพลาดโดยไม่มีแทรกแซงของมนุษย์โดยใช้คอมพิวเตอร์ร่วมกับโปรแกรม MATLAB และ โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อตรวจจับความผิดปกติของตลับลูกปืน โดยมีความถูกต้องอยู่ที่ 94.27 %

ในปี ค.ศ. 2021 Anastasia Kotelnikova และคณะ [5] ได้ศึกษาวิธีการควบคุมโดยใช้ตัวสังเกตการณ์แบบปรับค่าพารามิเตอร์โพลได้ เพื่อให้การทำงานของเซอร์โวไดรฟ์มีความเสถียรภายใต้ตัวแปรทางกล ตรงกันข้ามกับวิธีอื่น ๆ ตัวสังเกตการณ์นั้นได้ทำการประมวลผลค่าความเร็วและความเร่งจริงแทน ปรากฏว่าผู้สังเกตการณ์มีความสามารถในการประมาณแรงบิดโพลและความเฉื่อยรวมของระบบ ภายใต้คำสั่งประเภทต่าง ๆ การจำลองแนวทางการควบคุมที่นำเสนอแสดงให้เห็นว่าสัดส่วนตัวคูณของตัวควบคุมความเร็วจะปรับแต่งโดยอัตโนมัติตาม ความเฉื่อยโดยประมาณทำให้สามารถเชื่อถือได้โดยไม่คำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ระบบย่อยทางกล

ในปี ค.ศ. 2018 Jing Sun และคณะ [6] ได้ศึกษา วิธีการใช้การปรับปรุงตัวสังเกตการณ์รบกวน (DOB) เพื่อกำจัดสิ่งรบกวนและเสียงรบกวน โดยได้ทำการศึกษาและประยุกต์ใช้กับการควบคุมระบบความเร็วเซอร์โว อิงจากตัวควบคุม PID แบบดั้งเดิม การจำลองบนโปรแกรม MATLAB/Simulink และการทดสอบในแพลตฟอร์มการทดลองกึ่งฟิสิกส์ของ Quanser ดำเนินการสำหรับคอนโทรลเลอร์ PID โดยมีและไม่มี DOB ที่ปรับปรุงแล้ว จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า DOB ที่ปรับปรุงแล้วสามารถลดสัญญาณรบกวนได้ใน DOB แบบดั้งเดิม และสามารถป้องกันการรบกวนภายนอกและเสียงรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในปี ค.ศ. 2017 Zhou Minghao และคณะ [7] ได้ศึกษาตัวสังเกตการณ์แบบใหม่สำหรับระบบเซอร์โวของความเร็วมอเตอร์เหนี่ยวนำโดยใช้การควบคุมโหมดเลื่อนเทอร์มินัลแบบอันดับเต็ม (full-order sliding-mode control) โหมดเลื่อนเทอร์มินัลแบบอันดับเต็มได้รับการออกแบบสำหรับตัวสังเกตการณ์และการควบคุมที่เกี่ยวข้องโดยไม่สนใจการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ภายในและการรบกวนจากภายนอก สัญญาณควบคุมต่อเนื่องถูกสร้างขึ้นเพื่อ รับฟลักซ์โรเตอร์เรียบและความเร็วค่าประมาณ ของฟลักซ์ของโรเตอร์สามารถใช้สำหรับการนำ field orientation control ของมอเตอร์เหนี่ยวนำ และการประมาณความเร็วสามารถใช้ใน การควบคุม มอเตอร์เหนี่ยวนำ แบบไร้เซ็นเซอร์ ผลของการเปรียบเทียบ ตัวกรองความถี่ต่ำใน โหมดเลื่อนเทอร์มินัลแบบสั่งการเต็มรูปแบบ สามารถควบคุมได้ ขึ้นอยู่กับข้อกำหนดด้านประสิทธิภาพ การจำลอง ตรวจสอบวิธีการที่เสนอ

ในปี ค.ศ. 2019 Shengju Li และ Xiaoming Ren [8] ได้ศึกษาวิธีการควบคุมสองวิธี ได้แก่ ตัวควบคุมแบบฟัซซี่และตัวควบคุมแบบฟัซซี่-PID ในขณะเดียวกัน ได้ออกแบบตัวสังเกตการณ์เพื่อลดผลกระทบของการรบกวนภายนอกและช่วยควบคุมความเร็วของมอเตอร์เชิงเส้นและตรวจสอบความถูกต้องโดยการจำลองในโปรแกรม Matlab ผลการจำลองแสดงให้เห็นว่าตัวควบคุม Fuzzy-PID

มีประสิทธิภาพไดนามิกที่ดีขึ้นและการชดเชยความผิดพลาดแบบคงที่มากกว่าการควบคุมแบบพีซซี การออกแบบตัวสังเกตการช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพคงที่ของ

การควบคุมความเร็วของมอเตอร์เชิงเส้น แต่มีผลกับประสิทธิภาพแบบไดนามิกของมอเตอร์เชิงเส้น

ในปี ค.ศ. 2020 T Wanglomklang และคณะ [9] ได้ศึกษาการตรวจจับความผิดพลาดของตลับลูกปืนเชิงเส้นโดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ตามข้อมูลที่สังเกตได้สำหรับระบบอัตโนมัติ ความเร็วสูงการสร้างแบบจำลองไดนามิกของฟีดไทรฟ์และการออกแบบระบบเซอร์โวโดยทดสอบที่ 3 วากวาได้แก่ ปกติ, ขาดสารหล่อลื่น50%, และไม่มีสารหล่อลื่น ข้อมูลคุณลักษณะวิเคราะห์โดยวิธีทางสถิติ ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าการออกแบบระบบควบคุมมีประสิทธิภาพในการติดตามการตอบสนองและโมเดล ANN มีความแม่นยำ 99.7% โดยใช้อัลกอริธึม Levenberg Marquardt

ในปี ค.ศ. 2018 Eva Navasari และคณะ [10] ได้ศึกษาความเสียหายของตลับลูกปืนโดยตรวจสอบด้วยการวิเคราะห์กระแสชั่วคราวโดยใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง เพื่อตรวจสอบความเสียหายที่เกิดขึ้น การประมวลผลสัญญาณกระแสชั่วคราวโดยใช้เวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง เปรียบเทียบความถี่ของความถี่ย่อยของสัญญาณที่ตลับลูกปืนปกติและที่เกิดข้อผิดพลาด นอกจากนี้ โครงข่ายประสาทเทียมถูกใช้เพื่อ การจำแนกประเภทของความผิดพลาด ผลการวิเคราะห์พบว่า การนำเสนอของความสำเร็จจำแนกเป็น 100% สำหรับข้อผิดพลาดที่รางใน, 98% สำหรับข้อผิดพลาดที่รางนอก และ 100% สำหรับลูกบอลของตลับลูกปืนเสียหาย

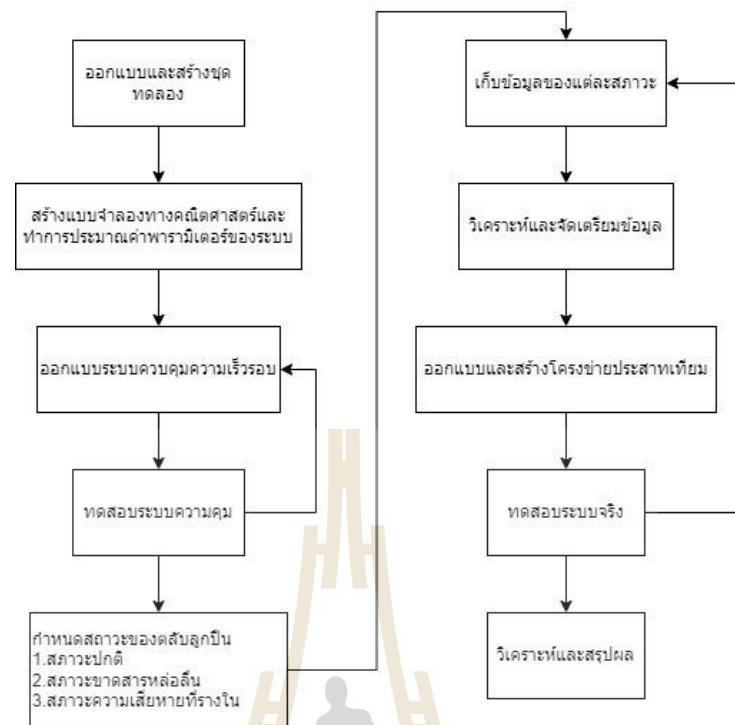


บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 บทนำ

ในงานวิจัยนี้ได้มีการออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ เพื่อควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง การออกแบบนี้มีข้อดีที่สามารถกำหนดผลตอบสนองทางพลวัตของระบบให้เป็นไปตามที่ต้องการได้ โดยใช้เทคนิคการวางโพลที่ทำให้ได้ผลตอบสนองของระบบวงปิด (Closed-loop pole) ตามต้องการ นอกจากนี้ เทคนิคนี้ยังเป็นการยืนยันความมีเสถียรภาพของระบบด้วย การออกแบบนี้จะต้องอาศัยข้อมูลของตัวแปรสถานะของระบบที่วัดได้ทุกตัวเพื่อป้อนให้อัตราขยาย K อย่างไรก็ตาม ในทางปฏิบัติ ระบบมีอันดับที่สูง จึงเป็นการทำให้มีความยากในการวัดค่าตัวแปรสถานะได้ทุกตัว ดังนั้น ในการศึกษาจึงมีการใช้ตัวสังเกตตัวแปรสถานะ (State observer) เพื่อช่วยในการประมาณค่าตัวแปรของระบบ โดยการออกแบบจะต้องอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบด้วย การวิจัยนี้จะประกอบด้วยสองส่วนหลัก คือการออกแบบระบบควบคุมตำแหน่งการเคลื่อนที่และการตรวจจับข้อบกพร่องของตลับลูกปืน ซึ่งจะทดลองในสภาวะปกติ สภาวะที่ขาดสารหล่อลื่น และสภาวะความเสียหายที่รางใน โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) เพื่อจำแนกข้อบกพร่องผ่านการใช้อข้อมูลผลตอบสนองทางพลวัตจากตัวสังเกต ลำดับของการทำวิจัยจะแสดงในรูปที่ 3.1



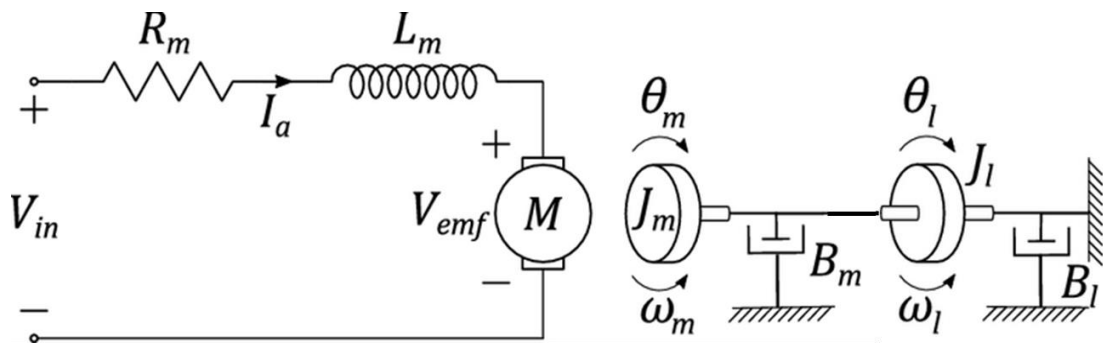
รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

3.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ

จากการศึกษาโครงสร้างและการทำงานของชุดจำลองความเสียหายของตลับลูกปืน พบว่าชุดจำลองประกอบด้วยส่วนประกอบ 2 ส่วน โดยสามารถสร้างแบบจำลองทางกลศาสตร์ของระบบได้ ดังรูปที่ 3.2 ในการวิจัยนี้ได้ใช้กฎข้อที่สองของนิวตัน (Newton's Second law) เพื่อหาสมการทางคณิตศาสตร์ของระบบ ซึ่งจะแบ่งเป็น 2 ส่วน เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ คือ

3.2.1 แบบจำลองทางไฟฟ้า (Electrical part)

3.2.2 แบบจำลองทางกล (Mechanical part)



รูปที่ 3.2 แบบจำลองทางไฟฟ้าและทางกลของระบบ

โดยพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของแบบจำลองสามารถอธิบายได้ดังนี้

V_a : Armature voltage (V)

I_a : Armature current (A)

L_m : Armature inductance (H)

ω_m : Rotation speed (rad/s)

R_m : Armature resistance (Ω)

J_m : Moment of inertia (kg.m²)

T_m : Motor torque (N.m)

K_t : Torque coefficient (N.m/A)

e_b : Back electromotive force voltage (V)
coefficient(V.s/rad)

K_b : Back electromotive force

B_m : Coefficient of viscous friction (N.m.s/rad)

ใช้กฎแรงดันของเคอร์ชอฟฟ์ (Kirchhoff's voltage law) เพื่อวิเคราะห์ห้วงจรไฟฟ้าของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง จะได้สมการทางไฟฟ้าต่อไปนี้ แสดงในสมการที่ (3.1) - (3.3)

$$V_a(t) = L\dot{i}(t) + Ri(t) + e_b(t) \quad (3.1)$$

$$e_b(t) = K_b\omega_m(t) \quad (3.2)$$

$$V_a(t) = L\dot{i}(t) + Ri(t) + K_b\omega_b(t) \quad (3.3)$$

จากการประยุกต์ใช้กฎข้อที่สองของนิวตัน (Newton's Second law) ในการพิจารณาระบบทางกล จะได้ว่าสมการทางกลของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงแสดงได้ดังสมการที่ (3.4) - (3.8) ดังนี้

$$J_m \dot{\omega}_m(t) + B_m \omega_m(t) = T_m - T_l \quad (3.4)$$

$$T_m = K_t i(t) \quad (3.5)$$

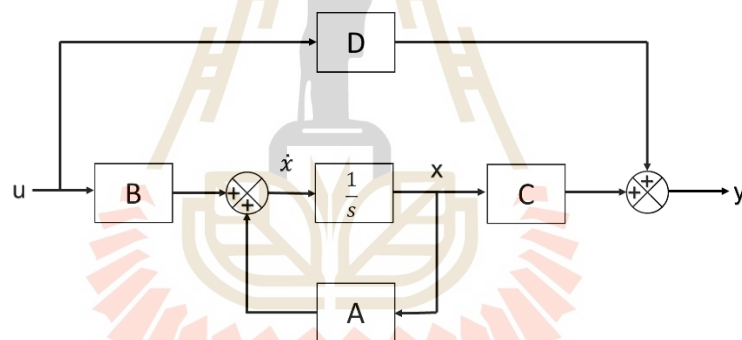
$$T_l = J_l \dot{\omega}_l(t) + B_l \omega_l(t) \quad (3.6)$$

$$J_m \dot{\omega}_m(t) + B_m \omega_m(t) = K_t i(t) - J_l \dot{\omega}_l(t) - B_l \omega_l(t) \quad (3.7)$$

$$\frac{J_m \dot{\omega}_m(t) + B_m \omega_m(t) + J_l \dot{\omega}_l(t) + B_l \omega_l(t)}{K_t} = i(t) \quad (3.8)$$

3.3 แบบจำลองของระบบในปริภูมิสแตต

ในการวิเคราะห์และสร้างระบบควบคุมสมัยใหม่โดยทั่วไปจะทำการออกแบบ ระบบบนโดเมนเวลาหรือState space form ซึ่งมีบล็อกไดอะแกรมดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 บล็อกไดอะแกรมของระบบในปริภูมิสแตต

โดยจะได้ว่า

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (3.8)$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) \quad (3.9)$$

กำหนดให้

$$x_1 = i \quad \dot{x}_1 = \dot{i} \quad x_2 = \omega_l \quad \dot{x}_2 = \dot{\omega}_l$$

จากสมการที่ 3.3 และ 3.7 จะได้ว่า

$$Li + Ri + K_b \omega_l = V_a$$

$$J_m \dot{\omega}_m + b_\omega \omega_m = k_t i - (J_l \dot{\omega}_l + b_l \omega_l)$$

$$J_m \dot{\omega}_l + b_\omega \omega_l + J_l \dot{\omega}_l + b_l \omega_l = k_t i$$

$$(J_m + J_l) \dot{\omega}_l + (b_\omega + b_l) \omega_l = k_t i$$

จัดรูปสมการ

$$i = \frac{V_a}{L} - \frac{R}{L} i - k_b \omega_l$$

$$\dot{\omega}_l = \frac{k_t}{J_l} i - \frac{b_l}{J_l} \omega_l$$

$$\dot{x}_1 = \frac{1}{L} V_a - \frac{R}{L} x_1 - \frac{k_b}{L} x_2$$

$$\dot{x}_2 = \frac{k_t}{J_e} x_1 - \frac{b_l}{J_e} x_2$$

เขียนในรูปของเมทริกซ์จะได้ดังนี้

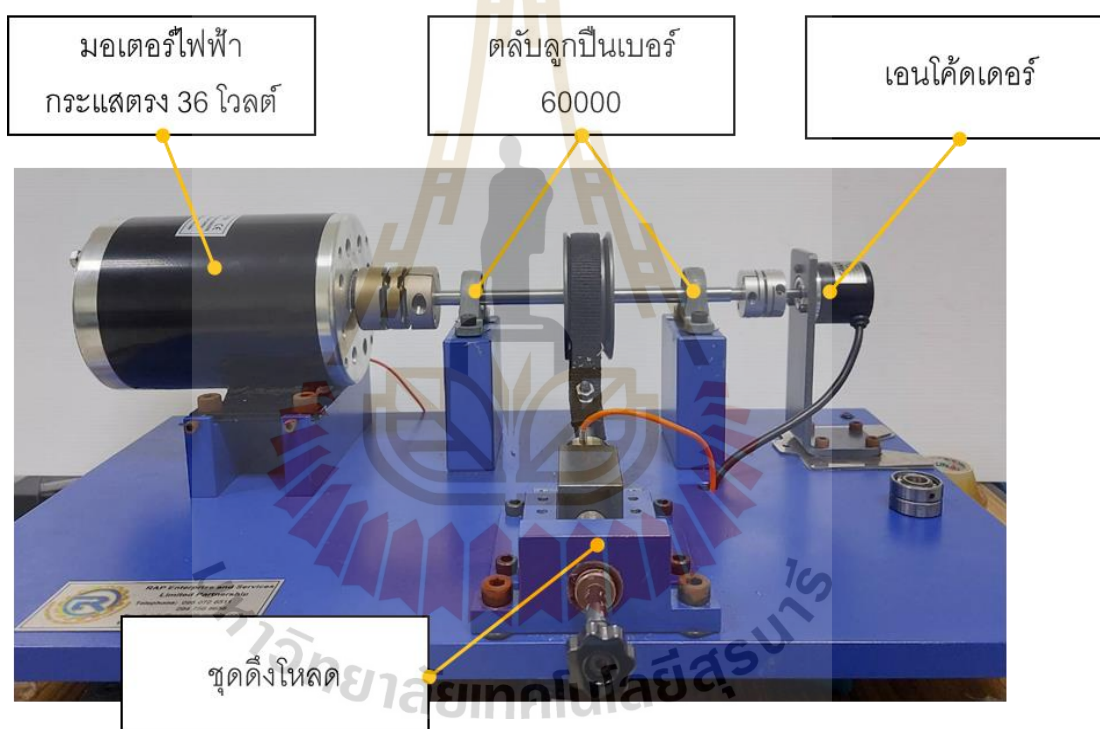
$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i \\ \dot{\omega}_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{k_b}{L} \\ \frac{k_t}{J_e} & -\frac{b_l}{J_e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ \omega_l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} V_a \quad (3.10)$$

โดยที่

$$y(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ \omega_l \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

3.4 ชุดทดสอบความเสียหายของตลับลูกปืน

จากรูปที่ 3.4 ประกอบไปด้วยส่วนประกอบสำคัญ 2 ส่วน คือ ชุดดึงโหลดเพื่อเพิ่มแรงดึงให้กับตลับลูกปืนและมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง และมีการใช้งานชุดควบคุมขับเคลื่อนเพื่อควบคุมการทำงานของมอเตอร์ไฟฟ้า ซึ่งชุดควบคุมขับเคลื่อนจะรับสัญญาณจากโปรแกรม MATLAB/Simulink เพื่อสั่งงานการออกแบบระบบควบคุมชุดทดลองนี้ ดังนั้น การออกแบบระบบควบคุมชุดทดลองนี้จึงจำเป็นต้องทราบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ เพื่อใช้ในการออกแบบตัวควบคุมและการออกแบบตัวสังเกตต่อไป การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบนั้นจะมองรวมทั้งชุดดึงโหลดและมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงเป็นระบบเดียวกัน และประกอบไปด้วยระบบทางกลและส่วนของระบบไฟฟ้าดังนี้

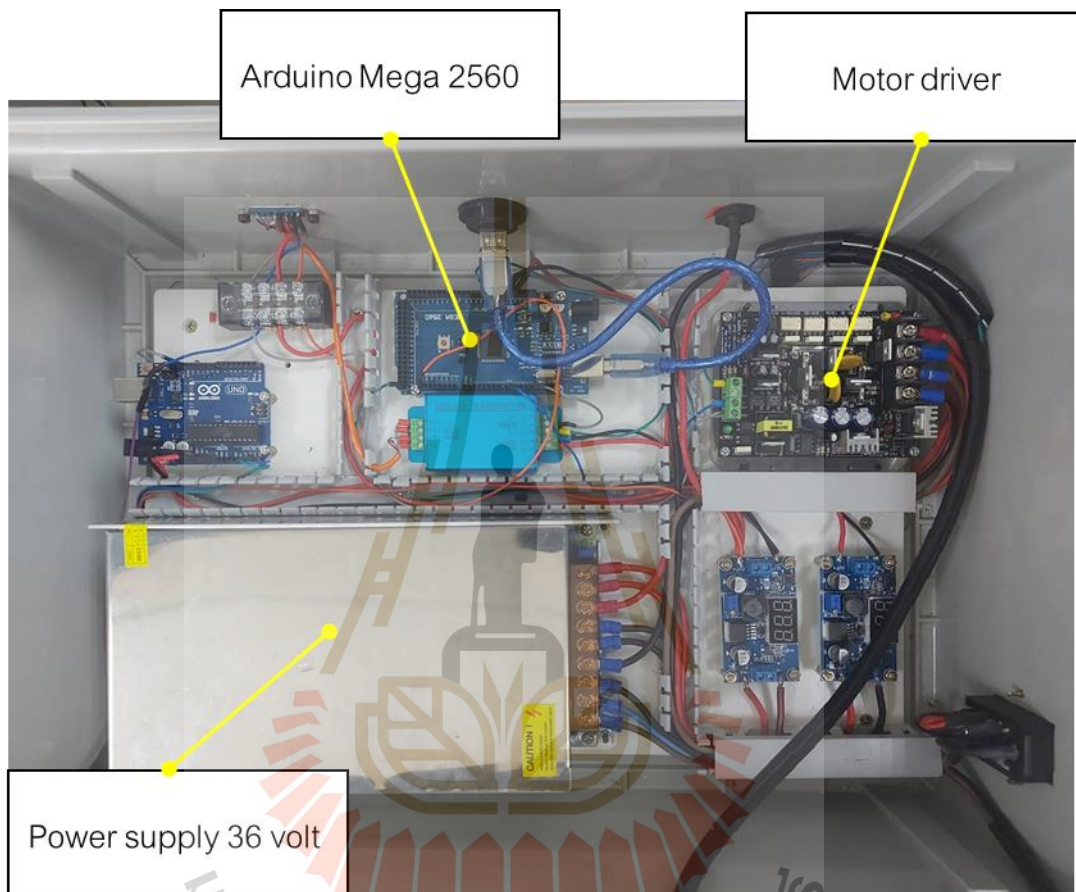


รูปที่ 3.4 ชุดทดสอบความเสียหายของตลับลูกปืน

3.4.1 โปรแกรมสั่งงานและชุดควบคุม

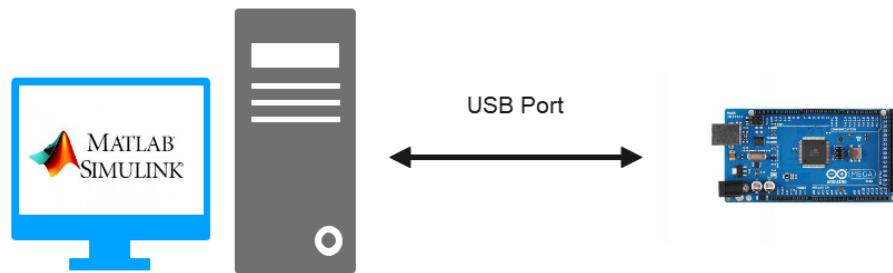
การสั่งงานชุดขับเคลื่อนบอลสกรูจะใช้ชุดควบคุมประกอบด้วยอุปกรณ์หลักที่ประกอบด้วยแหล่งจ่ายไฟกระแสตรงขนาด 36 โวลต์ บอร์ดขับมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง และบอร์ดควบคุม Arduino Mega 2560 โดยจะสั่งงานผ่านโปรแกรม MATLAB/Simulink ตามรูปที่ 3.5 ในการเขียนบล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมที่ออกแบบไว้ในทฤษฎี โดยบอร์ด Arduino Mega

2560 จะถูกเชื่อมต่อกับโปรแกรม MATLAB/Simulink เพื่อใช้ในการเขียนบล็อกไดอะแกรมและควบคุมระบบในขั้นตอนถัดไปของการทำงานชุดขับเคลื่อนบอลสกรูนี้ รายละเอียดการใช้งานบอร์ด Arduino Mega 2560 จะอธิบายต่อไป

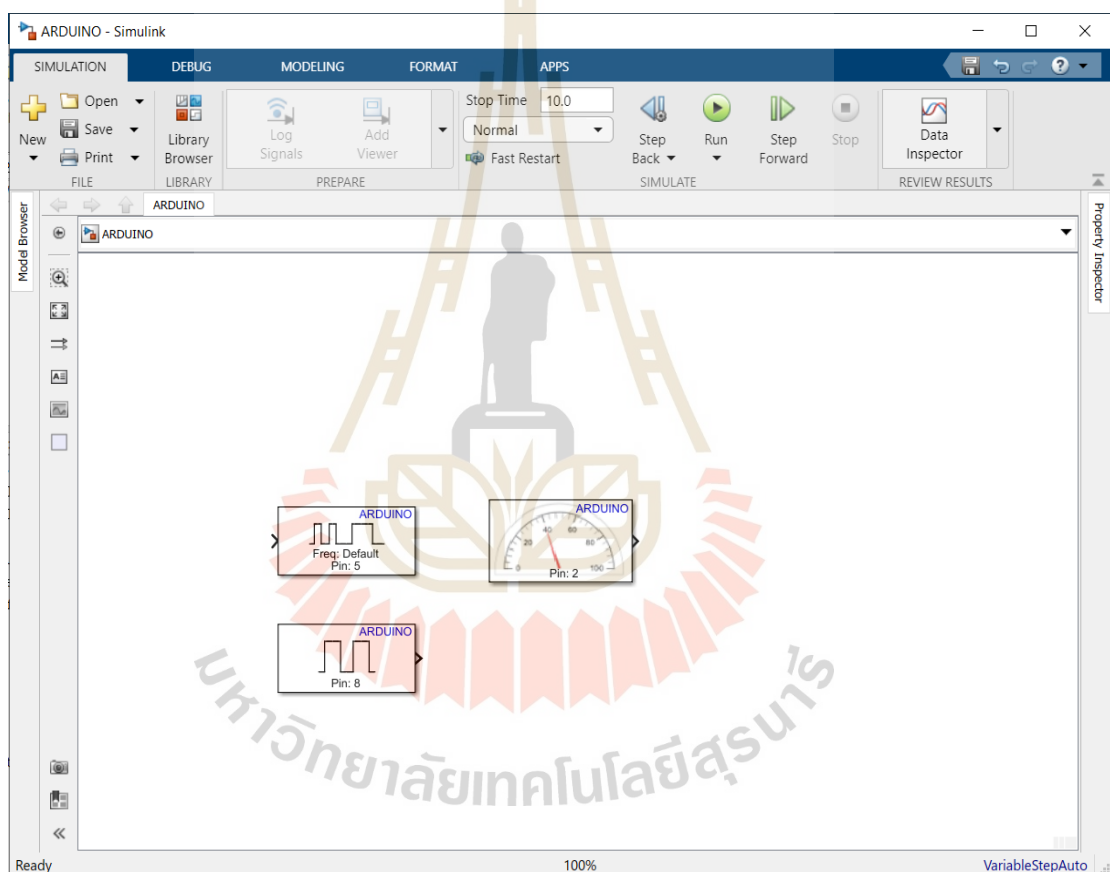


รูปที่ 3.5 ชุดควบคุมการทำงาน

1) Arduino Mega 2560 เพื่อที่จะทดสอบระบบควบคุมที่ได้ออกแบบและการเก็บข้อมูลการทดลอง จะใช้บอร์ด Arduino Mega 2560 รูปที่ 3.6 เชื่อมต่อกับโปรแกรม Matlab\Simulink เวอร์ชัน 2020a โดยต้องติดตั้งไลบรารีเพื่อใช้งานพลอตอินพุตและ เอาต์พุตของบอร์ด ดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.6 การเชื่อมต่อระหว่างSimulinkและบอร์ด Arduino Mega 2560

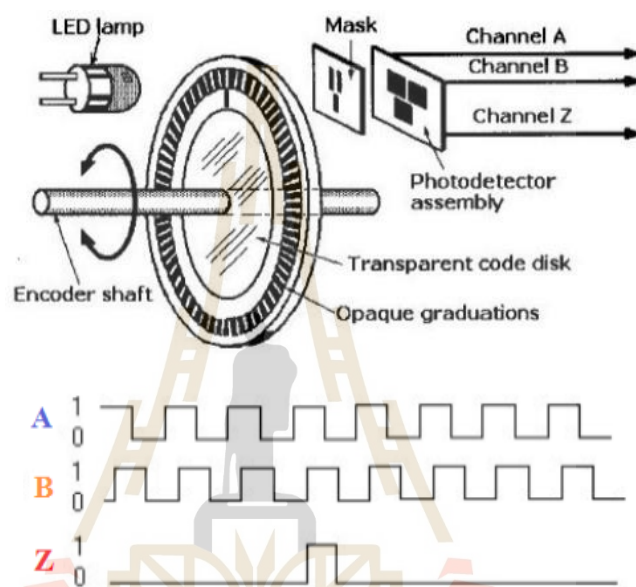


รูปที่ 3.7 ไลบารีเพื่อใช้งานพลอตอินพุตและเอาต์พุตของบอร์ด Arduino Mega 2560

2) เอนโค้ดเดอร์แบบหมุน (Rotary encoder)

ในการวัดความเร็วรอบของมอเตอร์ จะใช้เอนโค้ดเดอร์แบบหมุน (Rotary encoder) เพื่อตรวจวัดความเร็วรอบ ซึ่งเป็นอุปกรณ์เซ็นเซอร์ที่ใช้ตรวจจับการหมุนของวัตถุ โดยส่วนที่หมุนจะมีลูกกลิ้งหรือดิสก์เล็ก ๆ ที่ประกอบด้วยรูและขยายออกไปเป็นรูลึก (groove) หรือลูกกลิ้ง ซึ่ง

สามารถหมุนได้บนตัวเซ็นเซอร์ และมีตัวตรวจจับที่ติดอยู่รอบตัวเซ็นเซอร์ เมื่อลูกกลิ้งหมุน เซ็นเซอร์ จะส่งสัญญาณไปยังวงจรถอดรหัส เพื่อที่เราสามารถตรวจจับการเคลื่อนไหวและการหมุนของ วัตถุได้ ซึ่งสามารถนำไปใช้ในหลายแอปพลิเคชัน เช่น การควบคุมความเร็วของมอเตอร์หรือการตั้งค่า ค่าต่างๆ ในเครื่องจักรอุตสาหกรรม รวมถึงการใช้ในการควบคุมและเลือกตัวเลขหรือรายการในเมนู ของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่าง ๆ ด้วยการหมุนดิสก์ของเอนโค้ดเดอร์.



รูปที่ 3.8 หลักการทำงานของเอนโค้ดเดอร์แบบหมุน

3.5 การออกแบบการทดลองในแต่ละกรณี

เพื่อลดแรงเสียดทานระหว่างการหมุนของชุดทดสอบ ตลับลูกปืนถือเป็นอุปกรณ์รองรับโหลด ที่สำคัญ โดยหากสภาวะสารหล่อลื่นของตลับลูกปืนไม่เพียงพอหรือเกิดความเสียหายที่รางในนั้น จะทำให้ชิ้นส่วนที่เป็นตัวรองรับการเคลื่อนที่เกิดข้อบกพร่องหรือเสียหายได้ โดยเฉพาะเมื่อชุดทดลองมีการหมุนด้วยความเร็วสูงและต่อเนื่อง โอกาสที่จะเกิดการสึกหรือสารหล่อลื่นบกพร่องจึงมีความสูงมากขึ้นด้วย



รูปที่ 3.9 ตลับลูกปืนเบอร์ 6000

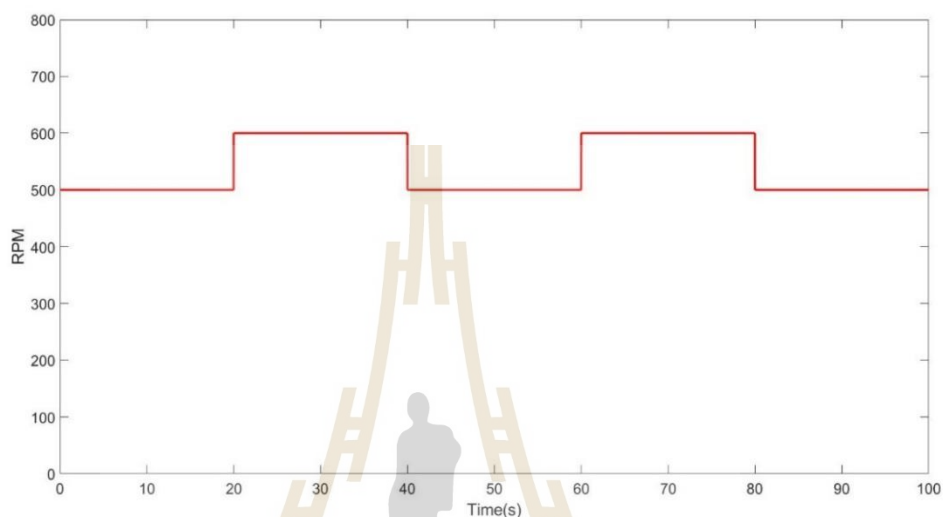
ในงานวิจัยนี้ได้จำลองสถานะของตลับลูกปืนทั้งหมด 3 กรณี ประกอบด้วย สถานะปกติ สถานะขาดสารหล่อลื่นและสถานะความเสียหายที่รางใน โดยในการทดลองจะออกแบบตัวควบคุมและกำหนดความเร็วรอบเพื่อคุณลักษณะของสัญญาณเอาต์พุตและตัวแปรจากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกตในแต่ละสถานะที่ตลับลูกปืนเกิดข้อบกพร่อง ซึ่งแสดงขั้นตอนการทดลอง ในรูปที่ 3.16 ดังนี้



รูปที่ 3.10 ขั้นตอนการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม

3.5.1 การกำหนดเงื่อนไขการทำงานของระบบ

ได้กำหนดเงื่อนไขในการทำงานของระบบผ่านการออกแบบตัวควบคุมและกำหนดความเร็วรอบให้อยู่ในช่วง 500-600 รอบต่อนาที ซึ่งลักษณะของอินพุตที่ใช้ทดสอบแสดงในรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 รูปแบบของอินพุตทดสอบที่ใช้ในการทดลอง

3.5.2 การสร้างสถานะสารหล่อลื่นบกพร่อง

โดยปกติตลับลูกปืนนั้นจะมีการใส่สารหล่อลื่นมาให้พร้อมใช้งานอยู่แล้วในสถานะการใช้งานปกติ ส่วนในสถานะขาดสารหล่อลื่นนั้นในงานวิจัยนี้ได้ทำการล้างสารหล่อลื่นออกโดยการแช่ตลับลูกปืนลงในน้ำมันเบนซิน เพื่อให้ตลับลูกปืนไม่มีสารหล่อลื่นเหลืออยู่เลย ดังแสดงในรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 ตลับลูกปืนในสถานะขาดสารหล่อลื่น

3.5.3 การสร้างสถานะความเสียหายที่รางใน

สาเหตุการเสียหายของตลับลูกปืนส่วนใหญ่อาจเกิดจากการใช้งานตลับลูกปืนเป็นเวลานาน ๆ โดยไม่มีการซ่อมบำรุงรักษาอาจทำให้สภาพของตลับลูกปืนเสียเร็วขึ้น หรือการใช้งานตลับลูกปืนในสภาพแวดล้อมที่มีฝุ่น น้ำ หรือสิ่งของอื่นที่อาจเข้ามาเจือปนก็อาจทำให้ตลับลูกปืนเสียหายได้ง่ายขึ้น และการมีสารหล่อลื่นที่ไม่เพียงพอรวมไปถึงแรงสั่นสะเทือนสูง ๆ ในเครื่องจักรอาจนำไปสู่การเสียหายของตลับลูกปืนได้เช่นกัน ในงานวิจัยนี้ได้จำลองสถานะการเกิดความเสียหายที่รางในของตลับลูกปืนโดยใช้กระแสไฟฟ้า 24 V 5 A เพื่อให้รางในของตลับลูกปืนเกิดรอย ดังแสดงในรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 ตลับลูกปืนในสถานะเกิดความเสียหายที่รางใน

บทที่ 4

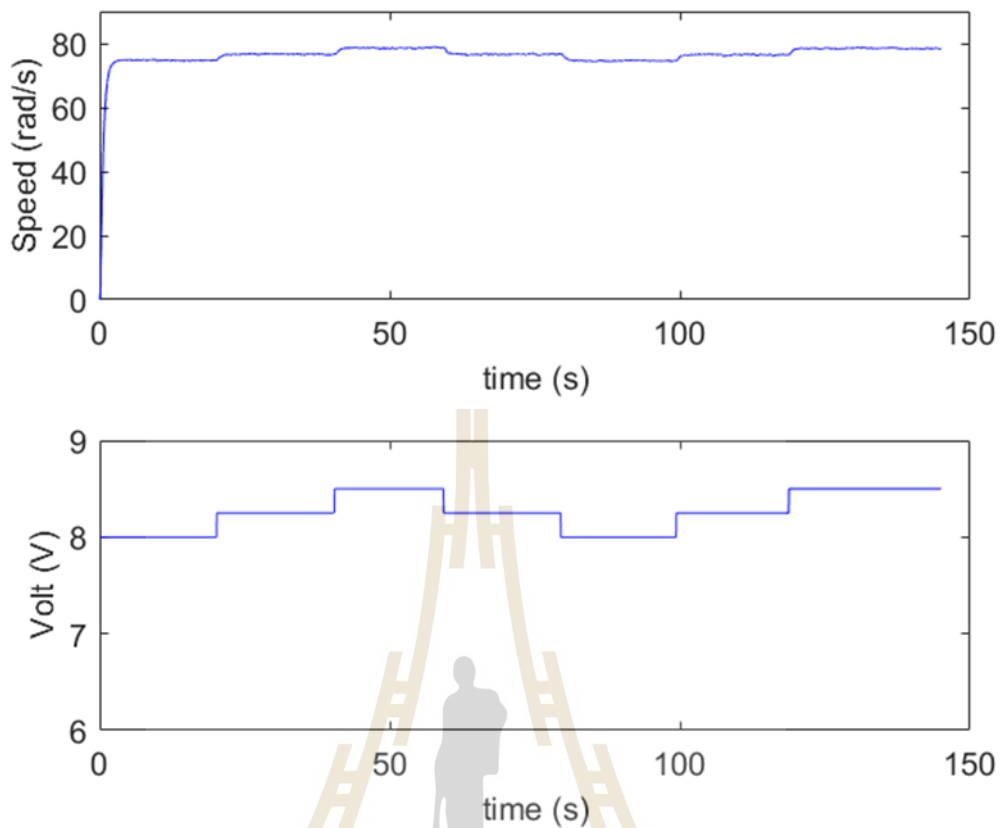
ผลการวิจัยและการจำแนกข้อบกพร่องโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

4.1 บทนำ

ในบทนี้จะทดสอบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะและกระบวนการจัดเตรียมข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับเครื่องจำลองความเสียหายของตลับลูกปืน การทดสอบจะแบ่งเป็นสองสถานะคือสถานะไม่มีโหลดและสถานะมีโหลด 1 กิโลกรัม โดยจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนกข้อบกพร่องของตลับลูกปืน โดยจะจำลองสามสถานะคือ สถานะปกติ, สถานะขาดสารหล่อลื่น และ สถานะความเสียหายที่วางในสำหรับการทดสอบในแต่ละสถานะ จะกำหนดความเร็วรอบของระบบให้อยู่ระหว่าง 500 ถึง 600 รอบต่อนาที

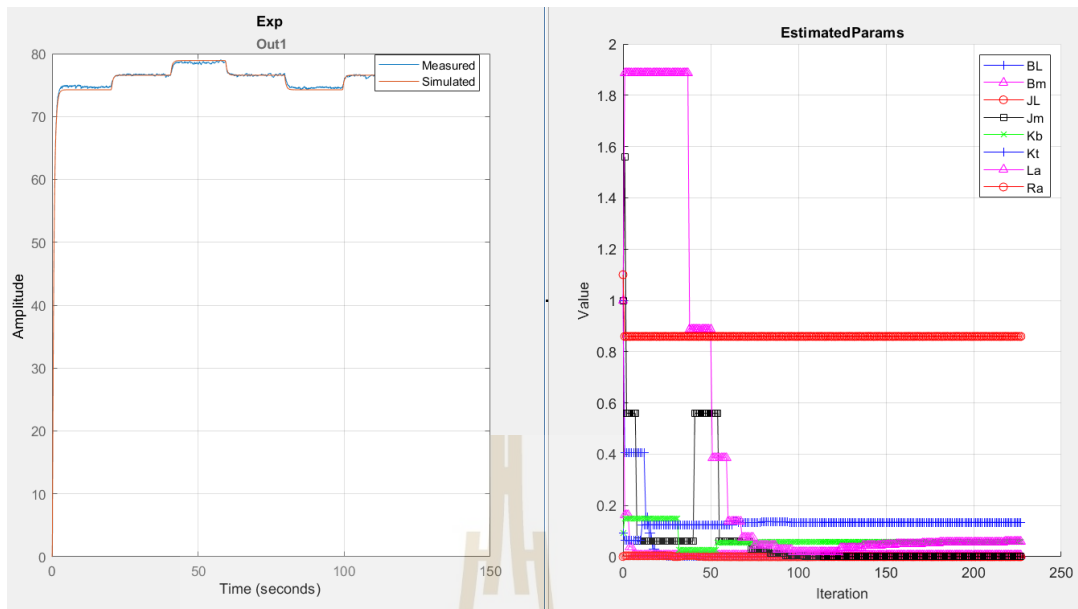
4.2 การระบุเอกลักษณ์ของระบบ

สำหรับการออกแบบระบบควบคุมและตัวสังเกตจะต้องทราบค่าพารามิเตอร์ต่างๆของระบบก่อน การประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบมีวัตถุประสงค์เพื่อที่จะทราบพารามิเตอร์ของแบบจำลองที่อธิบายพฤติกรรมทางไดนามิกส์ของระบบจริงซึ่งวิธีการประมาณค่านั้นสามารถทำได้หลายวิธี แต่ในงานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลจากการทดลองมาใช้ในการประมาณค่า โดยการทดลองเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบจะทำได้โดยการวัดสัญญาณอินพุตที่ให้แก่ระบบในที่นี่ คือ แรงดันไฟฟ้าที่จ่ายให้แก่เซอร์โวมอเตอร์ซึ่งจะเปลี่ยนค่าในช่วง 8 ถึง 8.5 โวลต์และ เอาต์พุตของระบบคือความเร็วรอบ โดยลักษณะของสัญญาณที่ได้แสดงดังรูปที่ 4.1 จากนั้นเขียนสมการของระบบในรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอนโดยจะประกอบด้วยพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการประมาณ



รูปที่ 4.1 สัญญาณอินพุตและเอาต์พุตของระบบสำหรับทำการระบุเอกลักษณ์

จาก ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตจากการทดลองจะป้อนเข้าแบบจำลองฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบซึ่งประกอบไปด้วยพารามิเตอร์ของเซอร์โวมอเตอร์ไฟฟ้าและโหลดดิส โดยที่จะต้องมีการกำหนดค่าเริ่มต้นของแต่ละพารามิเตอร์ในการประมาณค่าจะใช้เทคนิคของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) ด้วยวิธีการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Least Squares method) โดยมีค่า Best fit เท่ากับ 94.2% ผลการประมาณค่าแบบจำลองแสดงดังรูปที่ 4.2 และ ตารางที่ 4.1



รูปที่ 4.2 ผลการประมาณค่าแบบจำลอง

ตารางที่ 4.1 พารามิเตอร์ของมอเตอร์

พารามิเตอร์	ค่า	หน่วย
L_m	0.057	H
R_m	0.86	Ω
k_t	0.134	Nm/A
k_b	0.06	$V \cdot s/rad$
J_m	0.0014	$kg \cdot m^2$
J_l	0.0003	$kg \cdot m^2$
B_m	0.0072	$Nm \cdot s/rad$
B_l	0.00052	$Nm \cdot s/rad$

4.3 การทดสอบคุณลักษณะและผลตอบสนองของระบบ

การทดสอบสภาพควบคุมได้ (Controllability) เป็นการวัดความสามารถของระบบควบคุมในการควบคุมสถานะหรือกระบวนการใด ๆ ในระบบหนึ่ง ๆ โดยใช้อุปกรณ์ควบคุม (Controller) และเซนเซอร์ (Sensors) เพื่อดูว่าระบบควบคุมสามารถควบคุมสถานะหรือกระบวนการนั้นได้หรือไม่ และการควบคุมสามารถทำได้โดยมีประสิทธิภาพหรือไม่ โดยใช้ Controllability matrix

$$C = [B \quad AB \quad \dots \quad A^{n-1}B]$$

ระบบจะสามารถควบคุมได้ถ้าอันดับของระบบเท่ากับอันดับของเมทริกซ์ C

$$C = [B \quad AB]$$

$$C = \begin{bmatrix} 17.251 & -255.74 \\ 0 & 1384.1 \end{bmatrix}$$

อันดับ C = 2 เพราะฉะนั้น ระบบควบคุมได้

การทดสอบสภาพสังเกตได้ (Observability) เป็นคุณสมบัติหนึ่งของระบบควบคุม (Control System) ซึ่งเป็นความสามารถในการรับรู้สถานะของระบบจากสัญญาณ Output ที่ได้รับเท่านั้น โดยไม่สามารถรับรู้สถานะใด ๆ ของระบบได้จากสัญญาณ Input หรือสถานะเริ่มต้น (Initial Condition) ที่ไม่รู้ตัวหากระบบมี Observability สูง แสดงว่าสามารถรับรู้สถานะของระบบได้จากการวัดสัญญาณ Output ได้อย่างแม่นยำ ซึ่งจะช่วยให้สามารถติดตามและปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบได้ดีขึ้น การตรวจสอบ Observability ของระบบสามารถทำได้โดยใช้ Observability matrix ซึ่งเป็นเมทริกซ์ที่ใช้ในการวิเคราะห์ Observability ของระบบ โดย Observability matrix จะถูกสร้างขึ้นจากสมการที่เชื่อมโยงระหว่างสถานะของระบบกับสัญญาณ Output โดยอาศัยเมทริกซ์โคฟเฟอเซียน (Coefficients Matrix) และเมทริกซ์สัญญาณ Output ซึ่งจะช่วยให้สามารถวิเคราะห์ความสามารถในการรับรู้สถานะของระบบได้อย่างถูกต้อง

$$O = [C \quad CA \quad \dots \quad CA^{n-1}]^T$$

ระบบจะสามารถสังเกตได้ถ้าอันดับของระบบเท่ากับอันดับของเมทริกซ์ O

$$O = [C \quad CA]^T$$

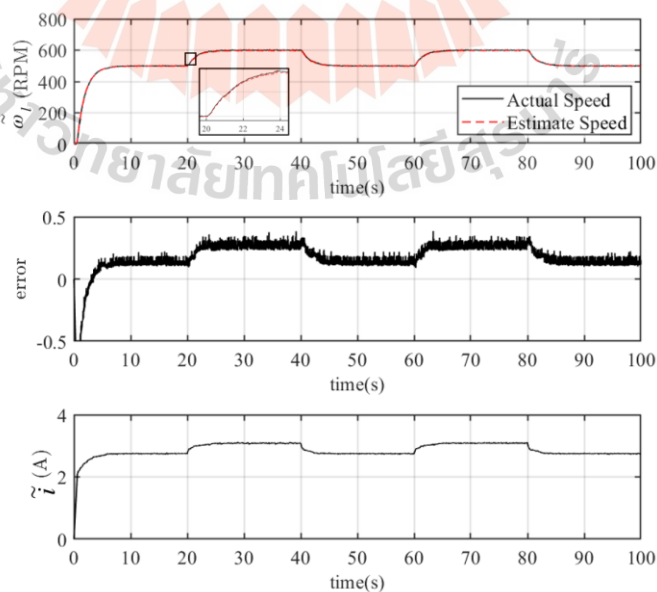
$$O = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 80.232 & -4.6145 \end{bmatrix}$$

อันดับ $O = 2$ เพราะฉะนั้น ระบบสังเกตได้

4.4 ผลการทดสอบระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต

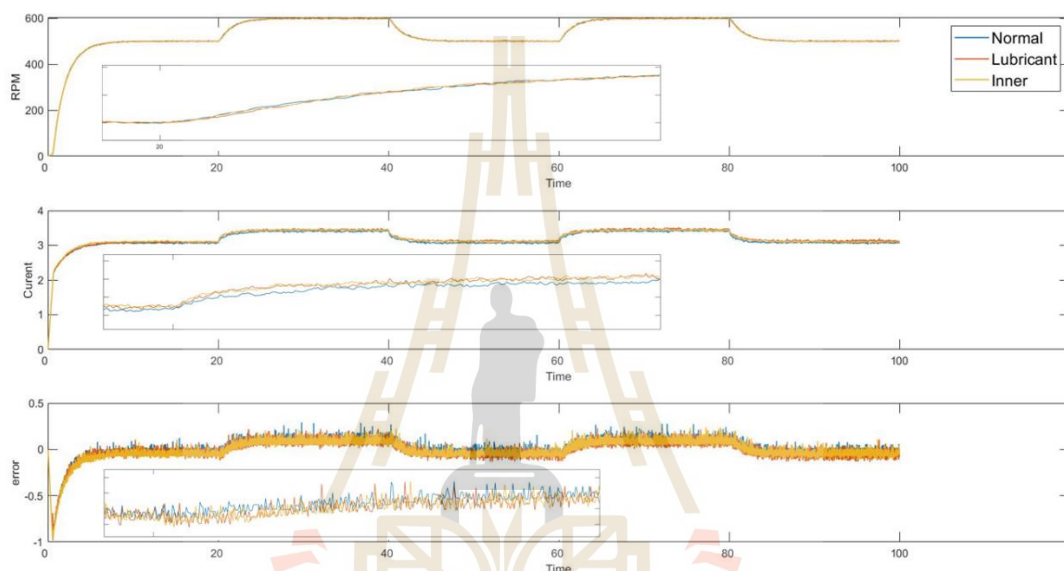
บล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะหรือระบบเซอร์โว และตัวสังเกต โดยการออกแบบระบบควบคุมนี้ เป็นหนึ่งในระบบการควบคุมสมัยใหม่ซึ่งเป็นการออกแบบโดยใช้วิธีการวางตัวของโพล สำหรับระบบควบคุมเซอร์โวจำเป็นต้องใช้ตัวแปรสถานะป้อนกลับเพื่อคำนวณอินพุตที่เหมาะสมที่สุด แต่โดยปกติแล้วตัวแปรบางตัวนั้นยากที่จะวัดค่าได้โดยตรง ดังนั้นตัวสังเกตการณ์จึงถูกใช้ในการประมาณค่า ในการออกแบบได้กำหนดคุณลักษณะเฉพาะของการตอบสนองเป็นระบบอันดับสองแบบหน่วงเกิน (Overdamped) โดยให้เวลาเข้าสู่สถานะคงตัวที่ 8 วินาที ดังนั้น ตำแหน่งของโพลระบบปิด (Close loop Pole) จะอยู่ที่ -0.5 , -20 และ -50 นอกจากนี้ โพลของตัวสังเกตต้องเร็วกว่าของระบบ 10 เท่าในทางการใช้งาน เพื่อให้ตัวสังเกตสามารถประมาณค่าตัวแปรสถานะได้ทัน

ผลลัพธ์ของการออกแบบจะได้อัตราขยายของการป้อนกลับตัวแปรสถานะ (K gain) คือ 2.95 และ 0.46 ค่า L ของตัวสังเกตคือ 45.1 และ 150.56 และอัตราขยายของตัวควบคุม (Ki) คือ 0.36 ตัวสังเกตสามารถประมาณค่าความเร็วการหมุนของเพลาและให้ค่าประมาณของกระแสมอเตอร์ออกมาได้ ในการทดสอบประสิทธิภาพของระบบควบคุม มีการใช้การทดสอบ การติดตามอินพุตอ้างอิง (Reference Input tracking) ความเร็วรอบอ้างอิงถูกกำหนดเป็นแบบขั้นบันได (Step Input) ซึ่งเปลี่ยนค่าอยู่ในช่วง 500 ถึง 600 รอบต่อนาที ดังแสดงในรูปที่



รูปที่ 4.3 การทดสอบการติดตามอินพุตและตัวแปรสถานะ

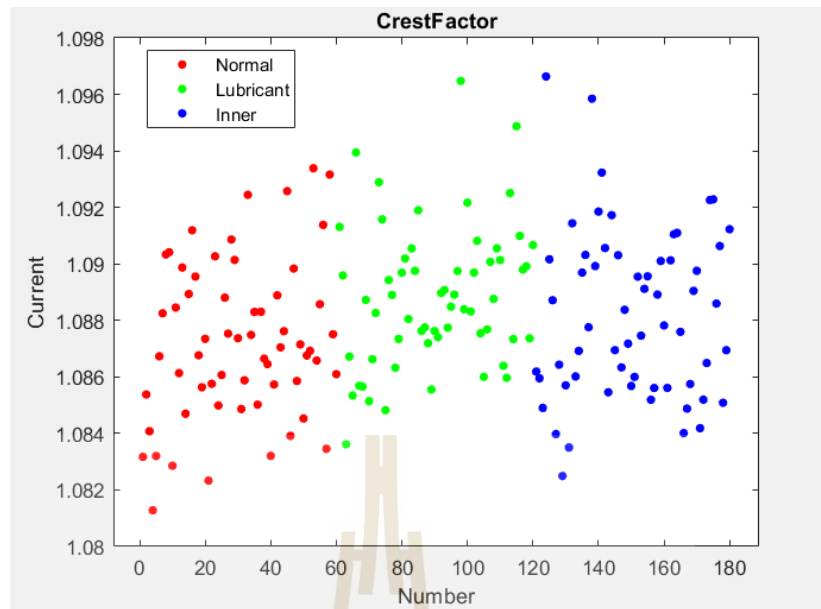
จากกราฟการตอบสนอง ดังรูปที่ 4.3 จะเห็นได้ชัดเจนว่าระบบควบคุมสามารถควบคุมความเร็วของมอเตอร์ได้เพราะว่ากราฟของความเร็วที่วัดได้และความเร็วที่ประมาณการได้นั้นมีค่าใกล้เคียงกัน โดยมีค่าเวลาเข้าสู่สภาวะคงตัวเป็นไปตามที่ออกแบบ นอกจากนี้ ตัวสังเกตการณ์ยังสามารถประมาณค่าความเร็วเอาต์พุต และกระแสของมอเตอร์ได้ ซึ่งข้อมูลกระแสจากการประมาณค่า และความผิดพลาดของการประมาณค่า จะนำไปใช้เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการทำนายสภาพความเสียหายของตลับลูกปืนในลำดับถัดไป



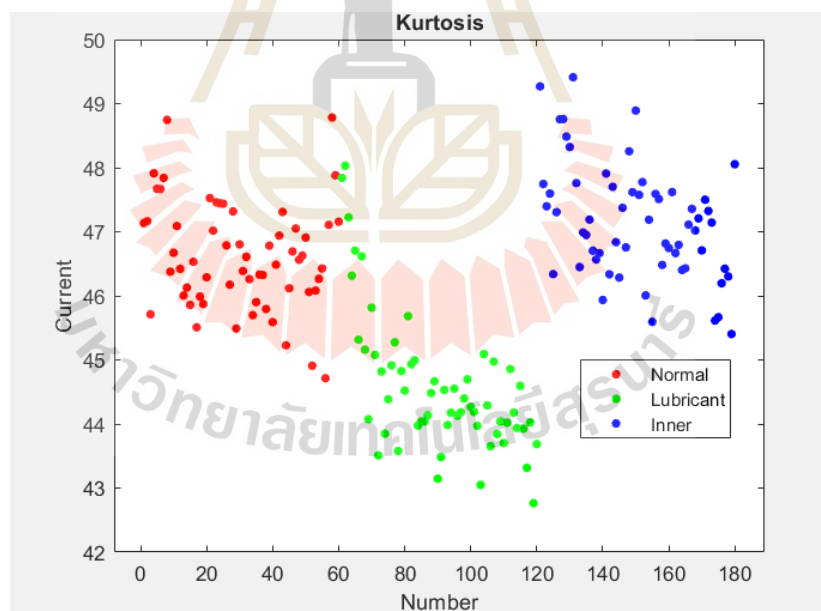
รูปที่ 4.4 เปรียบเทียบข้อมูลตัวแปรต่าง ๆ ในทุกสถานะของตลับลูกปืน

4.5 การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล

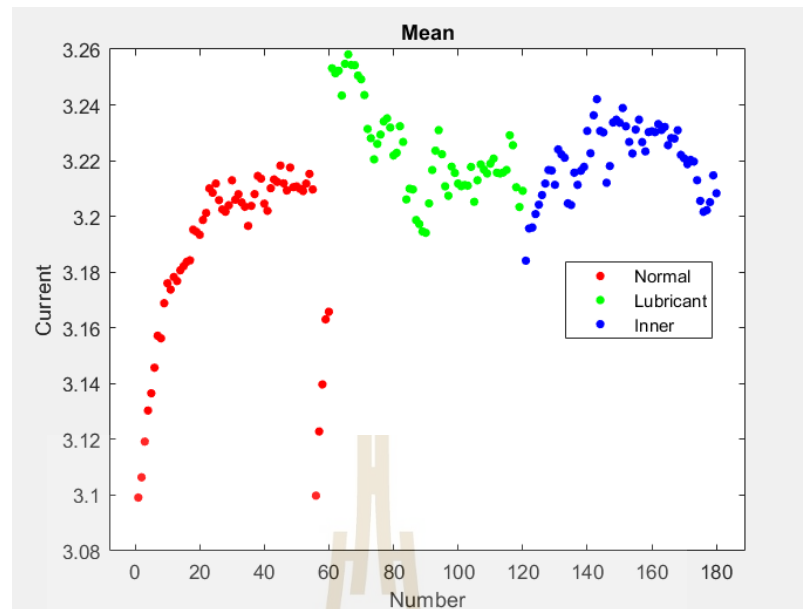
การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล (Feature Extraction) คือกระบวนการที่นำข้อมูลที่มีมากมายและซับซ้อนมาแยกเป็นลักษณะเด่นที่สำคัญและมีความหมาย โดยทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่ง่ายต่อการนำไปใช้งาน โดยทั่วไปจะเน้นไปที่การคัดแยกลักษณะเด่นที่เกี่ยวข้องกับงานที่ต้องการ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้พารามิเตอร์ทางสถิติประกอบด้วย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความโค้ง, อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน, ค่าเฉลี่ย, และอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยมาเพื่อคัดแยกข้อมูล สำหรับการทดลองมีชุดข้อมูลทั้งหมด 60 ตัวอย่างในแต่ละกรณี โดยในที่นี้จะแสดงลักษณะของข้อมูลที่มีการคัดแยกแล้ว ดังนี้



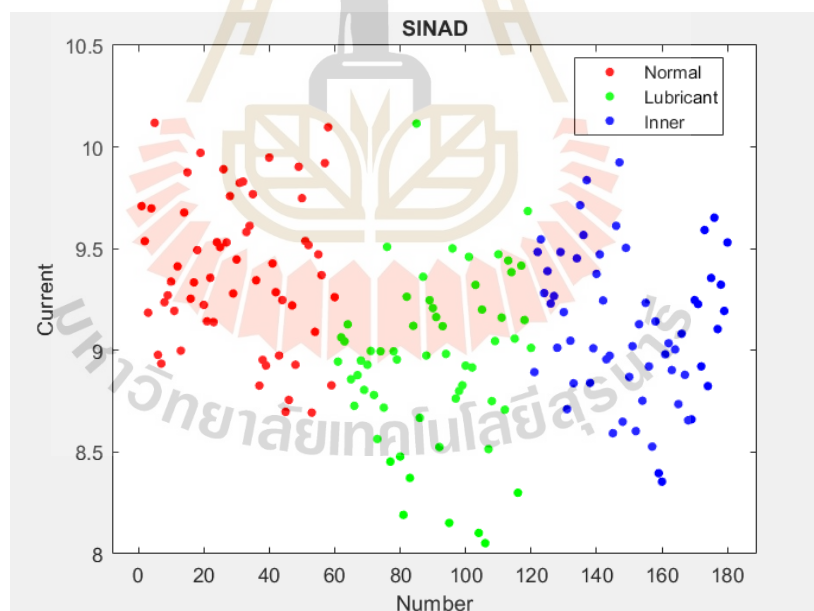
รูปที่ 4.5 อัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของกระแสมอเตอร์



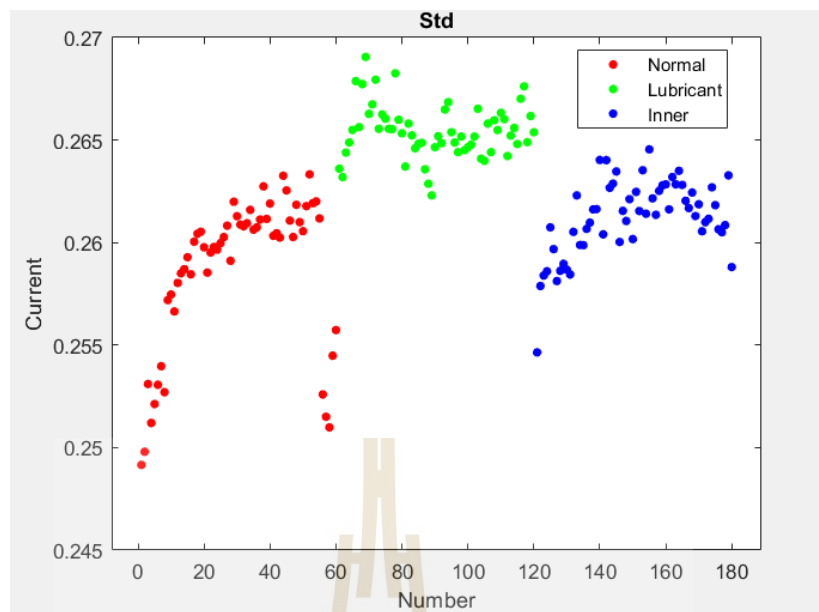
รูปที่ 4.6 ค่าความโค้งของกระแสมอเตอร์



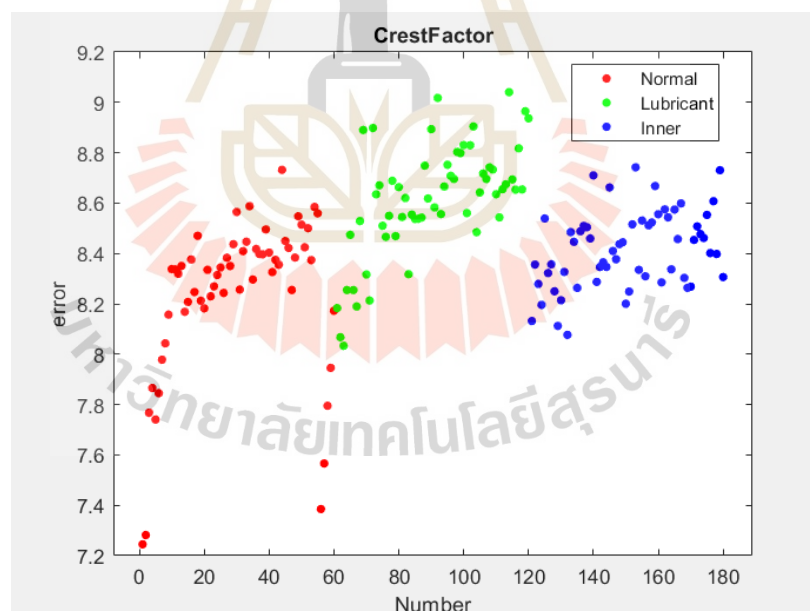
รูปที่ 4.7 ค่าเฉลี่ยของกระแสมอเตอร์



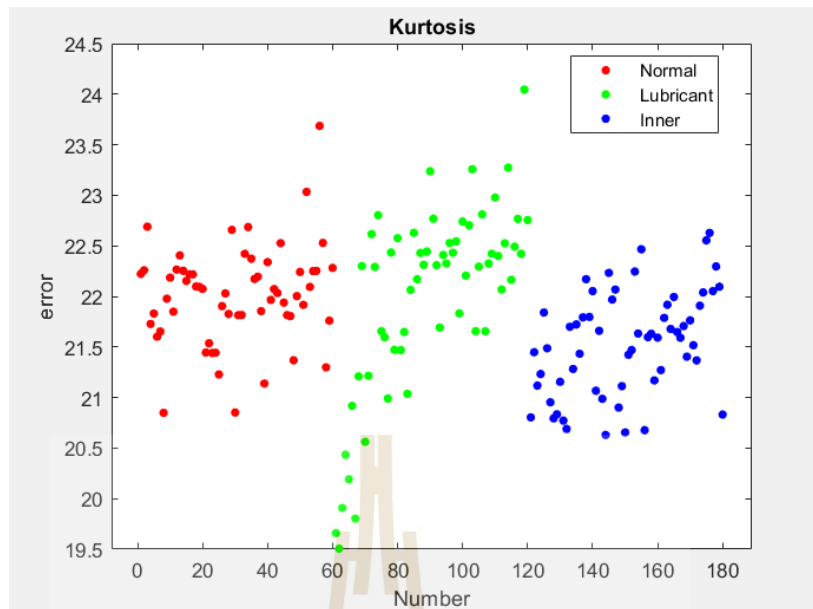
รูปที่ 4.8 อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของกระแสมอเตอร์



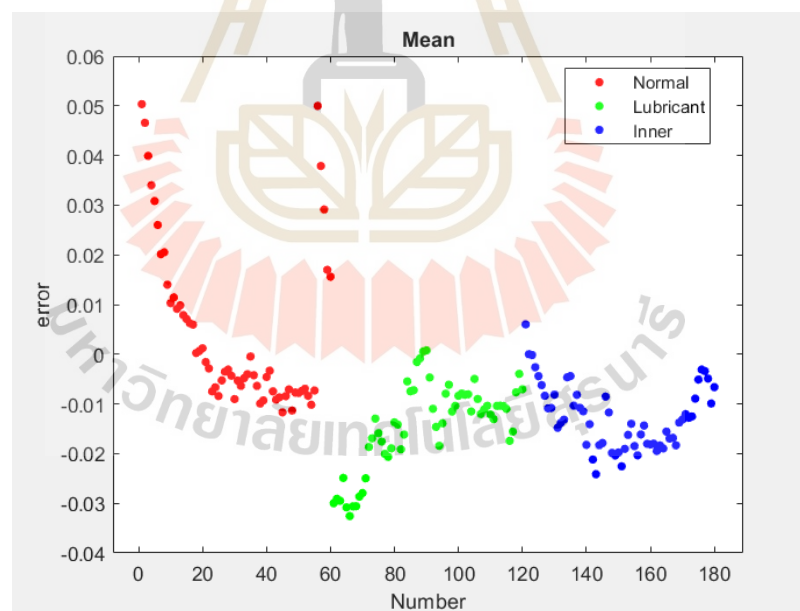
รูปที่ 4.9 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของกระแสมอเตอร์



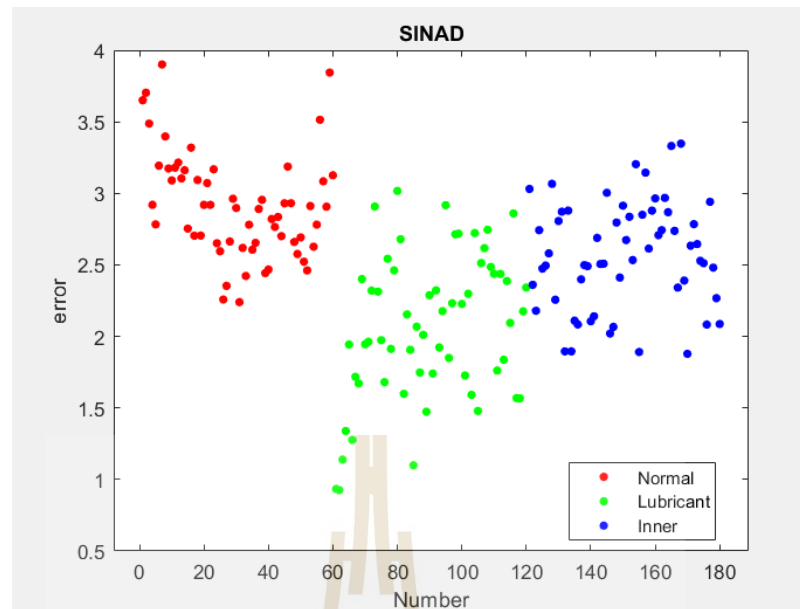
รูปที่ 4.10 อัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน



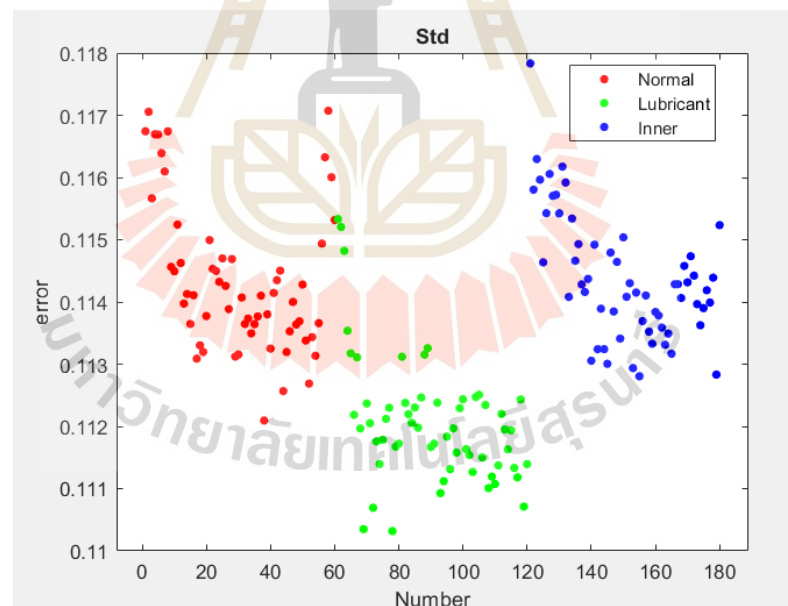
รูปที่ 4.11 ค่าความโด่งของความคลาดเคลื่อน



รูปที่ 4.12 ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน



รูปที่ 4.13 อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของความคลาดเคลื่อน



รูปที่ 4.14 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อน

จากผลการตัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลตามรูปที่ 4.5 ถึง 4.14 จะเห็นได้ว่าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความโด่งสามารถแสดงข้อแตกต่างของกลุ่มข้อมูลในสภาวะขาดสารหล่อลื่นได้อย่างชัดเจน อย่างไรก็ตาม ในบางกรณีที่มีสภาวะปกติและสภาวะความเสียหายที่รางในมีค่าเฉลี่ยเพียง

เล็กน้อย การแยกกลุ่มข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ยและค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยนั้นไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลในแต่ละสภาวะได้อย่างชัดเจน ซึ่งอาจส่งผลให้ความถูกต้องของโมเดลประสาทเทียมลดลงเมื่อนำตัวแปรเหล่านี้ไปใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอนโมเดล

4.6 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรมแมทแล็บ

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยอินพุตและเอาต์พุต โดยอินพุตเป็นกลุ่มข้อมูลที่ถูกคัดแยกลักษณะเด่นและถูกจัดเก็บในรูปแบบของพารามิเตอร์ทางสถิติ ส่วนเอาต์พุตเป็นสภาวะของตลับลูกปืนที่มีทั้งหมด 3 สภาวะคือ สภาวะปกติ สภาวะขาดสารหล่อลื่น และสภาวะความเสียหายที่รางใน ในการสร้างโมเดล จำเป็นต้องจัดเก็บชุดข้อมูลที่ฝึกฝนโดยการแบ่งข้อมูลสภาวะละ 10 ข้อมูลเพื่อทำการทดสอบภายหลัง โดยตัวอย่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตสามารถดูได้จากตารางที่ 4.1 ในการเขียน โดยใช้โปรแกรมแมทแล็บจะต้องจัดข้อมูลดังรูปที่ 4.15 โดยข้อมูลหลังจากถูกแบ่งแล้วจะเหลือสภาวะละ 50 ข้อมูลรวมเป็น 150 ข้อมูลซึ่งจะแบ่งสัดส่วน ของข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training) 75% สำหรับตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) 15% และใช้สำหรับในการทดสอบ (Testing) 15% โดยจะทำการกำหนดจำนวนของชั้นซ่อนของโมเดลที่ส่งผลต่อความถูกต้องในงานวิจัยนี้จะกำหนดจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 และจะทำการเพิ่มจำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้อง และใช้อัลกอริทึมในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบอัส (Bias) คือ Scale Conjugate method เพื่อที่จะหาโมเดลที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด โดยที่หน้าปรับจูนพารามิเตอร์ของโมเดลแสดงในรูปที่ 4.16 และผลการทดลองแสดงใน ตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างการจัดเตรียมชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

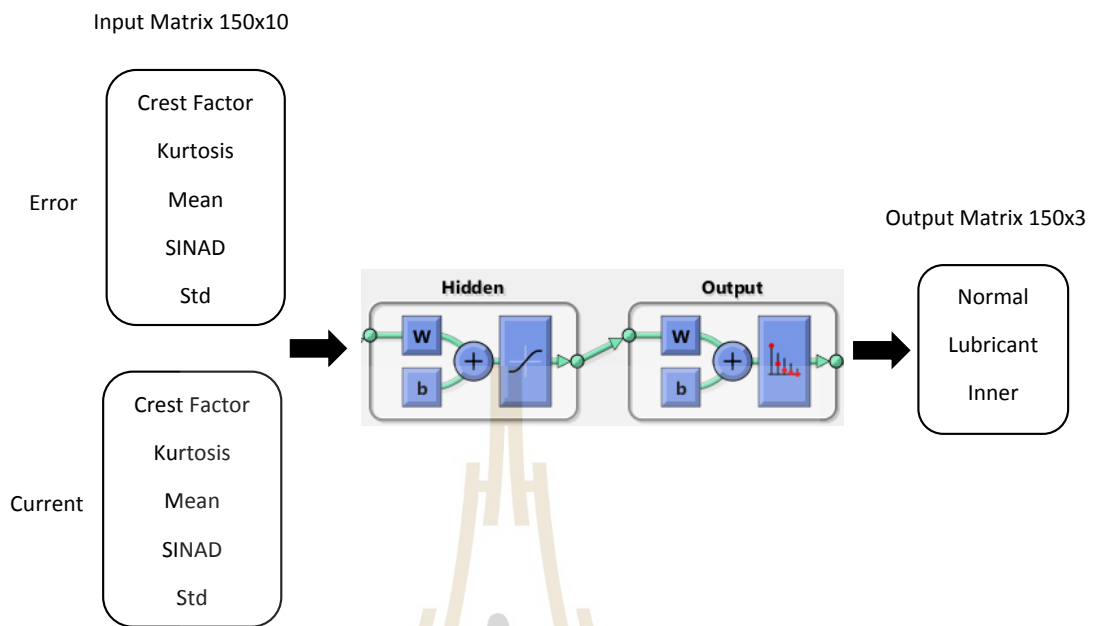
	Input										Output		
	CrestCurrent	KurCurrent	MeanCurrent	SINADCurrent	StdCurrent	CrestError	KurError	MeanError	SINADError	StdError	Normal	Lubricant	Inner
1	1.08317015	47.1356468	3.09911471	9.70934214	0.24915725	7.24478364	22.2229442	0.050332264	3.65093863	0.1167432	1	0	0
2	1.08538042	47.1633411	3.10636813	9.53686481	0.24979746	7.28168882	22.2578794	0.04658046	3.70312754	0.11705481	1	0	0
3	1.08407736	45.7115254	3.11920201	9.18540407	0.25310228	7.76740558	22.6890772	0.039912446	3.48761611	0.11566339	1	0	0
4	1.0812807	47.9116984	3.13034932	9.69788829	0.25120207	7.86578338	21.727761	0.034008132	2.91987447	0.11669532	1	0	0
5	1.08320006	47.6696325	3.13653511	10.1187185	0.25212593	7.7406054	21.83028	0.030835967	2.78323197	0.11669013	1	0	0
6	1.08673157	47.6664341	3.14572056	8.97798883	0.25306436	7.84516447	21.6022288	0.026022592	3.19364217	0.11639253	1	0	0
7	1.08825254	47.8400285	3.15717815	8.9350318	0.25397153	7.97791777	21.6535495	0.020129912	3.90075786	0.11609753	1	0	0
8	1.09033198	48.7466273	3.15624928	9.23651678	0.25270304	8.04326219	20.8491398	0.020528583	3.39768153	0.11674219	1	0	0
9	1.09041294	46.3772465	3.16886827	9.27077786	0.25719659	8.15719873	21.9769649	0.013981253	3.17370351	0.11456312	1	0	0
10	1.08285894	46.6728758	3.17601025	9.33829158	0.2574695	8.33780074	22.18628	0.010279506	3.09004919	0.11449394	1	0	0
11	1.08845482	47.0900528	3.17374344	9.19393948	0.2566438	8.33707648	21.8490106	0.011444182	3.17916437	0.11524219	1	0	0
12	1.08613359	46.421998	3.17825404	9.41302415	0.25803315	8.31948753	22.2655156	0.009137609	3.21542132	0.11462628	1	0	0
13	1.08987305	46.0051694	3.1768273	8.99846116	0.2584988	8.3504322	22.4058255	0.009835298	3.10425454	0.11397269	1	0	0
14	1.08469778	46.1301793	3.18067323	9.67747835	0.25870343	8.16804612	22.2533288	0.007879897	3.16170332	0.11412736	1	0	0
15	1.08893418	45.8570207	3.1821367	9.87484166	0.25928574	8.2073705	22.1533537	0.007090469	2.75319822	0.11364598	1	0	0
16	1.09119233	46.5315191	3.1837114	9.2539501	0.2584489	8.3759469	22.2184032	0.006258581	3.31921946	0.11410758	1	0	0
17	1.08955062	45.5087877	3.18423801	9.33423662	0.26004247	8.24671396	22.2183417	0.005970366	2.70385129	0.11308964	1	0	0
18	1.08676607	45.9876934	3.19524911	9.49312229	0.26043198	8.47001021	22.098545	0.000251949	3.09300953	0.11330214	1	0	0
19	1.08563341	45.8724263	3.1945185	9.97108706	0.26052927	8.21225008	22.0942431	0.000639879	2.70455373	0.11319608	1	0	0
20	1.08734885	46.2896064	3.19340383	9.22379501	0.2597722	8.18215909	22.0749742	0.00119848	2.91972493	0.11377307	1	0	0
21	1.08233156	47.5260378	3.19873457	9.14295013	0.25853626	8.3350203	21.4454589	-0.00156755	3.07168267	0.11499383	1	0	0
22	1.08575674	47.01795	3.20125088	9.35693486	0.25951456	8.22968775	21.5365054	-0.0028506	2.91947678	0.11453188	1	0	0
23	1.09026971	47.4585295	3.21008364	9.13869267	0.25978497	8.26940309	21.4402948	-0.0074688	3.16839087	0.11449925	1	0	0
24	1.08498759	47.4439799	3.2084952	9.5321738	0.2596579	8.31440936	21.442748	-0.006657	2.65162013	0.11432339	1	0	0
25	1.086069	47.4377106	3.21180378	9.50777496	0.25997655	8.34442284	21.2279547	-0.00840514	2.59529129	0.11470009	1	0	0

150 x 10

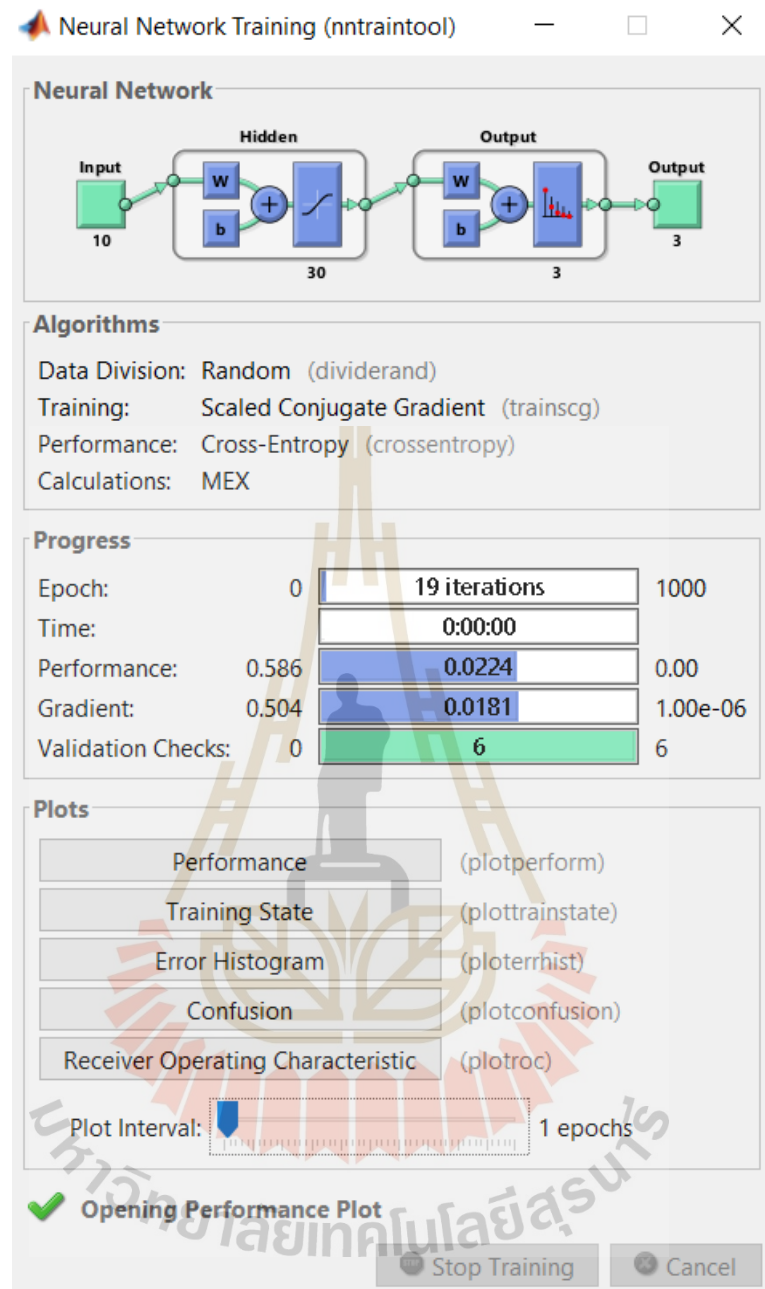
⋮

150 x 3

⋮



รูปที่ 4.15 ไดอะแกรมการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรมแมทแลบ



รูปที่ 4.16 หน้าต่างรายละเอียดการฝึกสอนของโมเดล

4.7 ผลของการจำแนกข้อบกพร่องของตลับลูกปืน

ผลลัพธ์ของการสร้างโมเดล แสดงในตารางที่ โดยจะทำการปรับจำนวนของ Hidden layers เพื่อหาจำนวน Hidden layers ที่ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด

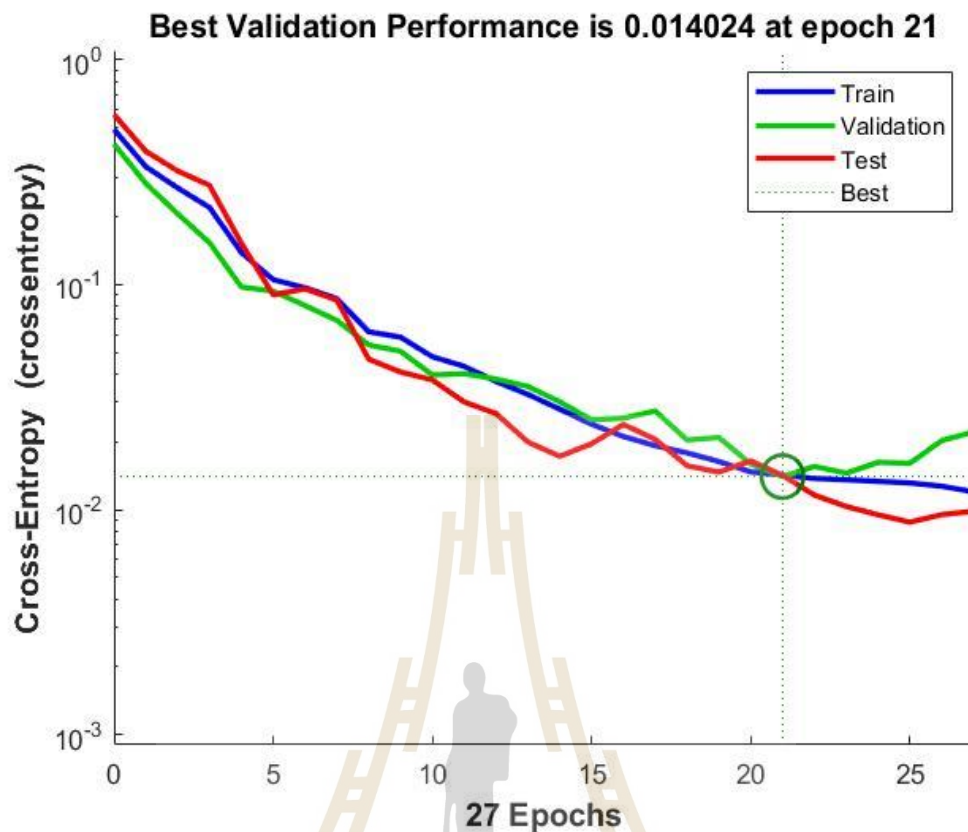
ตารางที่ 4.3 ความถูกต้องของโมเดลในแต่ละจำนวนของจำนวนของนิรอน

จำนวนของนิรอน	%ความถูกต้อง
5	94.7
10	94.0
15	98.7
20	97.3
25	95.3
30	100

จากการประยุกต์ใช้การเขียนโปรแกรมแมทแลบในการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม ผลในตารางที่ 4.3 เป็นการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของโมเดลเมื่อทำการเปลี่ยนจำนวนของนิรอนในการสอนโมเดล จะเห็นว่าที่จำนวนนิรอนเท่ากับ 30 นั้น มีประสิทธิภาพความถูกต้องสูงสุด แต่ในการเลือกใช้จริงอาจจะต้องคำนึงถึงตัวแปรอื่น เช่น ระยะเวลาในการฝึกสอน จากผลพบว่าโมเดลที่ให้ความถูกต้องสูงที่สุดคือ 100%

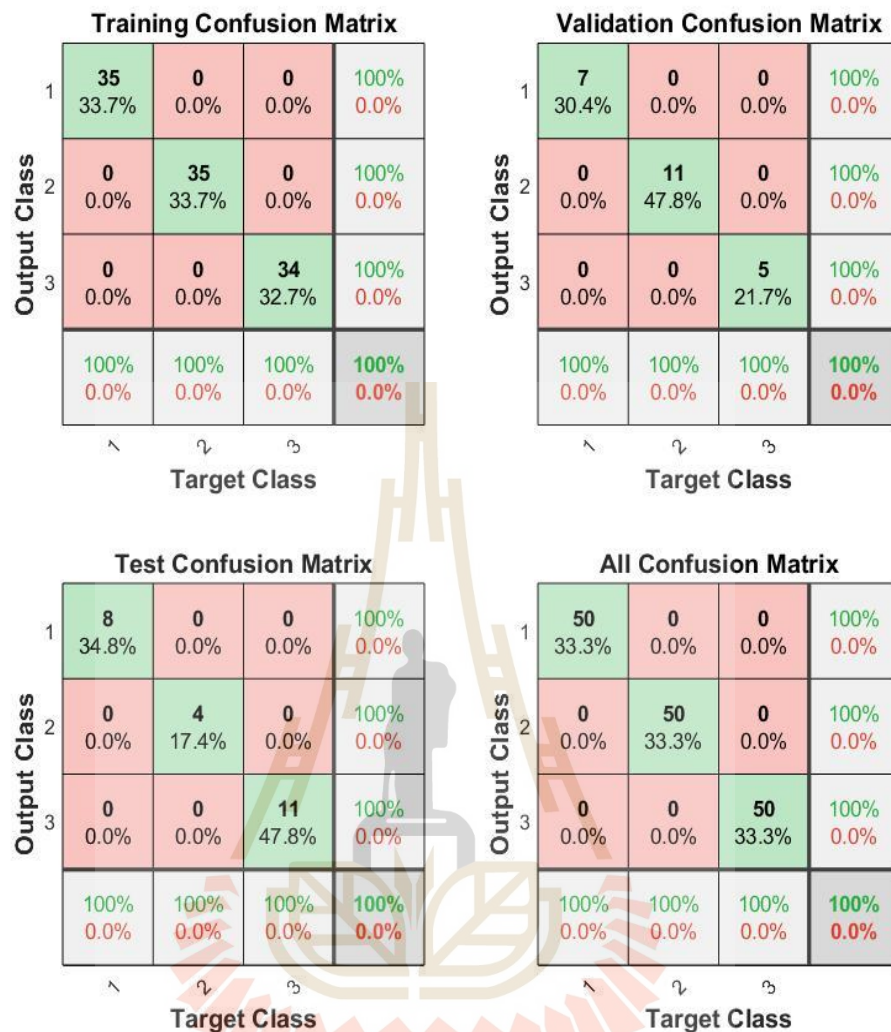
4.8 การประเมินผลความถูกต้องของโมเดล

ผลความถูกต้องของโมเดลสามารถวิเคราะห์ได้จากกราฟการตรวจสอบประสิทธิภาพการทำงานดังแสดงในรูปที่ 4.17 กราฟทั้งหมดแสดงให้เห็นถึงจุดที่เหมาะสมที่สุดในการหยุดการเรียนรู้ของแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูงสุด ที่รอบ 21



รูปที่ 4.17 การตรวจสอบ Cross-Entropy

คอนฟิวชั่นเมตริกซ์ ดังแสดงในรูปที่ รวมรายละเอียดของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อ
 จำแนกสภาพของตั๊กแตน หมายเลข 1, 2 และ 3 แสดงถึงสภาพปกติ ไม่มีสารหล่อลื่น และความ
 เสียหายที่รางใน เมตริกซ์ของการฝึกโมเดล การตรวจสอบความถูกต้อง และการทดสอบพบว่ามี
 ความถูกต้อง 100%



รูปที่ 4.18 คอนฟิวชันเมทริกซ์ของโมเดลที่ความถูกต้องสูงที่สุด

จากนั้น ทำการนำข้อมูลของแต่ละสถานะที่แยกไว้มาทดสอบ พบว่า ถ้านำข้อมูลที่ไม่เคยผ่านการฝึกสอนมาก่อนมาทดสอบ ความถูกต้องของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะมีค่าลดลงเหลือ 90% โดยจะจำแนกความเสียหายที่ร่างในเป็นแบบปกติ

Confusion Matrix

Output Class	1	10 33.3%	0 0.0%	3 10.0%	76.9% 23.1%
	2	0 0.0%	10 33.3%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	7 23.3%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	70.0% 30.0%	90.0% 10.0%
		↖	↘	↗	
		Target Class			

รูปที่ 4.19 คอนฟิวชันเมทริกซ์ของการทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่ได้ผ่านการฝึกสอน

บทที่ 5

สรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

วิทยานิพนธ์นี้ได้ศึกษาและออกแบบระบบตรวจจับและจำแนกข้อบกพร่องของตลับลูกปืนในเครื่องจำลองความเสียหายของตลับลูกปืน โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและการประมวลผลข้อมูลผลตอบสนองทางพลวัตของระบบผ่านการออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โว ขั้นตอนการวิจัยและผลงานวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

1. ออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกต เพื่อควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง โดยใช้เทคนิคการวางโพล (Pole placement method) เพื่อหาค่าอัตราขยายของการป้องกันตัวแปรสถานะ (K) อัตราขยายของตัวควบคุม (KI) และอัตราขยายของตัวสังเกต (L) สำหรับตัวควบคุมและตัวสังเกต โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เก็บข้อมูลเพื่อสร้างระบบจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืน และทดสอบระบบด้วยการใช้โปรแกรม MATLAB เพื่อหาค่าอัตราขยายและทดสอบการทำงานของระบบจริงโดยการใช้ Simulink ร่วมกับ Arduino Mega 2560 เพื่อสั่งจ่ายแรงดันให้ระบบอย่างเหมาะสมเพื่อให้ผลตอบสนองเป็นไปตามที่ออกแบบ ระบบสามารถให้ความเร็วรอบเป็นไปตามที่ออกแบบและสามารถติดตามอินพุตอ้างอิงได้ นอกจากนี้ยังสามารถประมาณค่าข้อมูลตัวแปรค่ากระแสมอเตอร์และความผิดพลาดจากตัวสังเกตได้ เพื่อนำไปวิเคราะห์และจำแนกข้อบกพร่องของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

2. การทดลองโดยการสร้างสภาวะของตลับลูกปืน ประกอบด้วย 3 สภาวะ คือ สภาวะปกติ สภาวะขาดสารหล่อลื่น และ สภาวะความเสียหายที่รางใน โดยใช้ตัวสังเกตเพื่อเก็บข้อมูลจำนวน 60 ข้อมูลในแต่ละสภาวะ จากนั้นจัดเตรียมชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยให้คุณลักษณะเด่นของข้อมูลแทนด้วยตัวแปรทางสถิติ เช่น ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) ค่าความโด่ง (Kurtosis) ค่าเฉลี่ย (Mean) อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SINAD) และอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย (Crest factor) โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสำหรับฝึกสอนและทดสอบ โดยแบ่งสัดส่วนของข้อมูลสำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมสภาวะละ 50 ข้อมูล และอีก 10 ข้อมูลสำหรับการทดสอบ ในขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้วิธี Conjugate method และการปรับจำนวนของนิวรอน เพื่อหาโมเดลที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด การประเมินผลความถูกต้องของโมเดลจะใช้การวิเคราะห์เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง โดยการใช้คอนฟิวชั่น

เมทริกซ์ซึ่งพบว่า โมเดลที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ 100% ในขณะที่ใช้จำนวนของนิเวรอนเท่ากับ 30

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. เพื่อสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้และจดจำรูปแบบต่างๆของข้อมูลได้อย่างดี จำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนที่มีปริมาณมากพอสมควร โดยในงานวิจัยจะใช้ชุดข้อมูลตัวอย่างจำนวนมากเพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้อย่างแม่นยำ ในกรณีนี้ ชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวน 60 ชุด โดยแต่ละชุดประกอบไปด้วย 3 สภาวะหรือทั้งหมด 180 ข้อมูล อาจจะไม่เพียงพอเมื่อนำโมเดลไปทดสอบกับชุดข้อมูลอื่นที่ไม่เคยผ่านการฝึกสอนมาก่อน ซึ่งอาจจะทำให้ประสิทธิภาพการจำแนกตกลงได้

2. เพื่อช่วยในการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล สามารถใช้ค่าทางสถิติต่าง ๆ เช่น ค่าความเบ้ (Skewness) ค่าสูงสุด (Peak value) หรือค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square) เป็นต้น เพื่อที่จะนำข้อมูลลักษณะเด่นที่ได้ไปฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้มีความแม่นยำสูงขึ้น โดยใช้ค่าทางสถิติเหล่านี้เป็นตัวช่วยในการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลที่มีความสำคัญต่อการจำแนกและวิเคราะห์ข้อมูลของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม

3. ในงานวิจัยนี้ อุปกรณ์ที่ใช้ในการเก็บข้อมูลเป็นเพียงอุปกรณ์ทดลองเท่านั้น ไม่สามารถใช้กับเครื่องจักรอุตสาหกรรมจริงได้โดยตรง เพราะเครื่องจักรแต่ละเครื่องมีลักษณะที่ต่างกันออกไป เช่น การใช้กระแสไฟฟ้า ขนาดของตั้บลูกปืน ความเร็วรอบ เป็นต้น ผลการทดลองจึงเป็นแค่แนวโน้มเท่านั้นในการนำข้อมูลไปใช้งานกับเครื่องจักรอุตสาหกรรมจริง จะต้องทำการเก็บข้อมูลใหม่และฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมอีกครั้งเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการใช้งานจริง โดยควรคำนึงถึงความแตกต่างของเครื่องจักรแต่ละเครื่อง และปรับปรุงโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมาะสมกับเครื่องจักรแต่ละเครื่องเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุด นอกจากนี้ ยังควรพิจารณาเปลี่ยนแปลงและปรับปรุงโมเดลอย่างต่อเนื่องเพื่อให้สามารถใช้งานกับเครื่องจักรที่มีลักษณะแตกต่างกันได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

รายการอ้างอิง

- [1] Cui L, Wang J, L. Seungchul. (2014). “Matching Pursuit of an Adaptive Impulse Dictionary for Bearing Fault Diagnosis”, Journal of Sound and Vibration, Vol. 333, No. 10, pp. 2840-2862.
- N.Tandon. (1994). - A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings, | Measurement, vol. 12, pp.285-289.
- P.D.McFadden and J.D.Smith. (1984). - Vibration monitoring of rolling. element bearings by the high frequency resonance technique-A review. Tribology International, vol.17, no. 1, pp.3-10.
- [2] K. Li. (2013) .“PID tuning for optimal closed-loop performance with specified gain and phase margins,” IEEE Trans. Control Syst. Technol., vol.21, no.3, pp.1024-1030.
- [3] Khajontraidet C., Srisertpol J., and Prattanarak C. (2013).“Alternative Technique for DC Servo Motor Control using Adaptive Load Torque Compensator,” Advanced Science Letters, vol.19(8), pp.2139- 2143.
- [4] D. Pal. (2016) “Full Order Observer Controller Design for DC Motor Based on State Space Approach,” International Journal of Science and Research (IJSR), vol. 5, Issue 2, Feb. pp. 1752–1756.
- [5] X.X. Ding, Q.B. HE. (2017) “Energy-Fluctuated Multiscale Feature Learning With Deep ConvNet for Intelligent Spindle Bearing Fault Diagnosis,” IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, pp. 1-10, March 2017.
- [6] X.Q. Zeng, J. Li. (2016) “The research of time frequency image based on convolution neural network,” Machinery & Electronics, vol. 34, no. 5, pp. 25-29.
- [7] Dubey R and Agrawal D. (2015). IET Science, Measurement & Technology, 9(8) 1016
- [8] Zhao D, Wang T. and Chu F. (2019).Computers in Industry. 107 59



ภาคผนวก ก

โค้ดโปรแกรมแมทแล็บ และ Simulink ในการทดสอบระบบควบคุม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ก.1 โปรแกรมในการออกแบบระบบควบคุมและตัวสังเกต

```

% format shtf v                                rt g
%codertarget.arduino.base.registry.setBaudRate(gcs,115200);
%% parameter
%Estimation initial(s):
% BL = 1;
% Bm = 1;
% JL = 0.00058;
% Jm = 1;
% Kb = 0.094;
% Kt = 0.094;
% La = 1;
% Ra = 1.1;
% Je = (Jm+JL);
% Be = (Bm+BL);

%Estimation result(s):
BL = 0.00051904;
Bm = 0.0071959;
JL = 0.000267;
Jm = 0.0014049;
Kb = 0.058317;
Kt = 0.13414;
La = 0.057969;
Ra = 0.85939;

% DC TEST
% BL = 7.9005928e-04;
% Bm = 0.0015424;
% JL = 8.946114e-04;
% Jm = 3.573313e-04;
% Kb = 0.011;
% Kt = 0.0997;
% La = 0.044;
% Ra = 2.20;

Je = (Jm + JL);
Be = (Bm + BL);

%% Transfer function
num = [Kt];

```

```

den = [La*Je (Je*Ra + Be*La) (Be*Ra + Kt*Kb)];
G = tf(num,den);

%% State Space
A = [-Ra/La -Kb/La; Kt/(Jm+JL) -(Bm+BL)/(Jm+JL)];
B = [1/La; 0];
C = [0 1];
D = 0;
sys = ss(A,B,C,D);

%% Controllable check %%
is_controllable = rank(ctrb(A, B)) == order(sys);
if is_controllable
disp('System is controllable')
else
disp('System is not controllable')
end

%% Observability check %%
is_observable = rank(observ(A, C)) == order(sys);
if is_observable
disp('System is observable')
else
disp('System is not observable')
end

%% State feedback design with Type 1 servo system %%
A_hat = [A zeros(size(A, 1), 1); -C 0];
B_hat = [B; 0];

Ts = 8;
time_const = Ts/4;
d_pole = -1/time_const;
CL_pole = [d_pole -20 -50]; % settling time 2 seconds
K_hat = acker(A_hat, B_hat, CL_pole);
K = K_hat(1:end-1);
Kl = -K_hat(end);

%% Observer design %%
obs_pole = [100*d_pole -120];
L = acker(A', C', obs_pole);

```



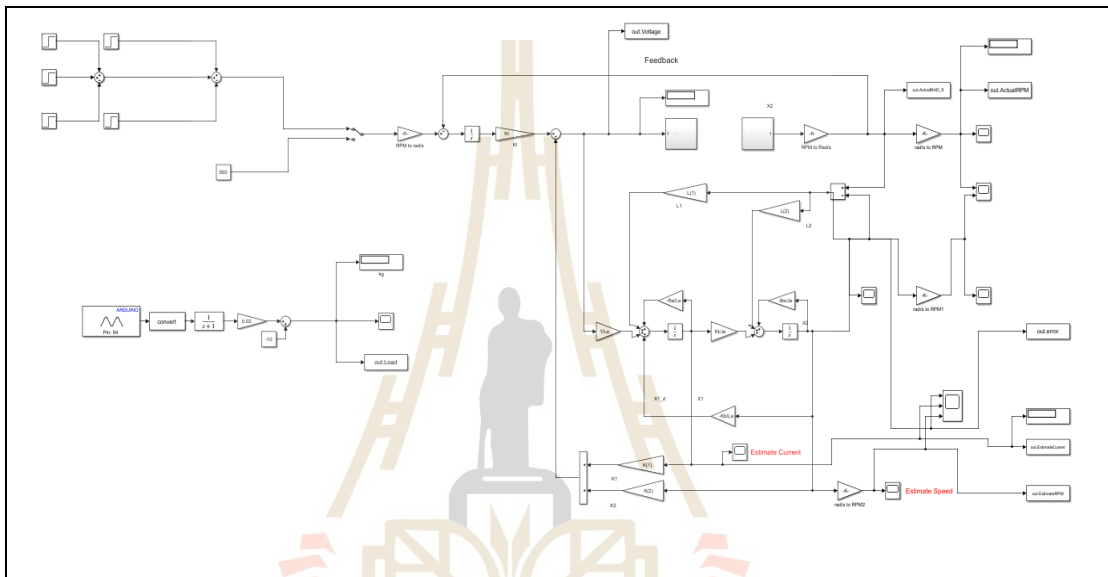
```

fprintf('state feedback gain K = [%f, %f]\n', K(1), K(2))
fprintf('controller gain KI = %f\n', KI)
fprintf('observer gain L = [%f, %f]\n', L(1), L(2))

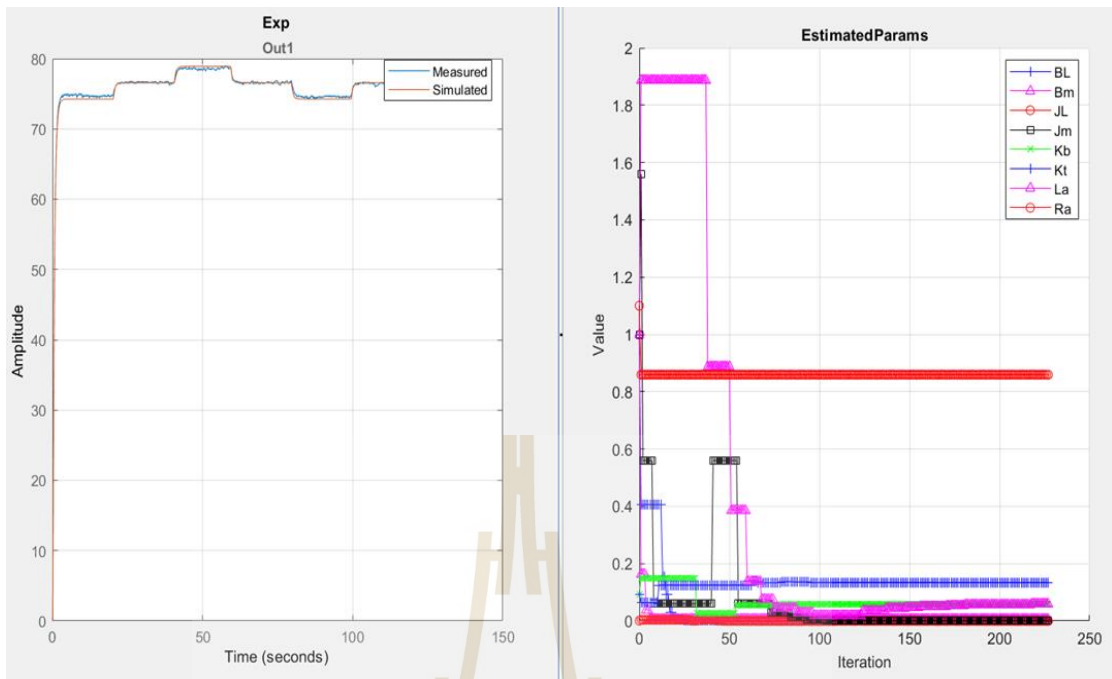
sys_N = ss([A -BK; LC A-BK-LC], [B*KI; 0], [C 0], 0);
step(sys_N, 10)

```

ก.2 Simulink



รูปที่ ก.1 Simulink ของระบบควบคุมและตัวสังเกต



รูปที่ ก.2 ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ



ภาคผนวก ข

โค้ดโปรแกรมแม่แบบสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ข.1 โค้ดการโหลดข้อมูล

```

%%
for i=1:50

    dir = "C:\Users\LENOVO\Desktop\FAtest\l (" + int2str(i) + ").mat"
    load(dir,'-mat')
    CNoemal{i}=EstimateCurent;
    errorNoemal{i}=error;

end
%%
for i=1:50

    dir = "C:\Users\LENOVO\Desktop\FAtest\l (" + int2str(i) + ").mat"
    load(dir,'-mat')
    CLubricant{i}=EstimateCurent;
    errorLubricant{i}=error;

end
%%
for i=1:50

    dir = "C:\Users\LENOVO\Desktop\FAtest\l (" + int2str(i) + ").mat"
    load(dir,'-mat')
    CInner{i}=EstimateCurent;
    errorInner{i}=error;

end

```

ข.2 ได้การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล

```

%% Curent
for f = [1:13]

n=FeatureTableCNormal.Properties.VariableNames(f);
n=string(n);
n = erase(n,"Matrix_stats/Col1_");

subplot(5,3,f)
plot(FeatureTableCNormal.(f),'LineWidth',1)
hold
plot(FeatureTableCLubricant.(f),'LineWidth',1,'Marker','*')
plot(FeatureTableCInner.(f),'LineWidth',1,'Marker','o','MarkerSize',4)
title(n);
xlabel('Data') ;
ylabel('Curent') ;
legend('Normal','Lubricant','Inner');
end
%% error
for f = [1:13]

n=FeatureTableerrorNormal.Properties.VariableNames(f);
n=string(n);
n = erase(n,"Matrix_stats/Col1_");

subplot(5,3,f)
plot(FeatureTableerrorNormal.(f),'LineWidth',1)
hold
plot(FeatureTableerrorLubricant.(f),'LineWidth',1,'Marker','*')
plot(FeatureTableerrorInner.(f),'LineWidth',1,'Marker','o','MarkerSize',4)
title(n);

```

```

xlabel('Data') ;
ylabel('error') ;
legend('Normal','Lubricant','Inner');
end
%% Curent+Load
for f = [1:13]

n=FeatureTableCNormalLoad.Properties.VariableNames(f);
n=string(n);
n = erase(n,"Matrix_stats/Col1_");

subplot(5,3,f)
plot(FeatureTableCNormalLoad.(f),'LineWidth',1)
hold
plot(FeatureTableCLubricantLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','*')
plot(FeatureTableCInnerLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','o','MarkerSize',4)
title(n);
xlabel('Data') ;
ylabel('Curent') ;
legend('Normal+Load','Lubricant+Load','Inner+Load');
end
%% error+Load
for f = [1:13]

n=FeatureTableerrorNormalLoad.Properties.VariableNames(f);
n=string(n);
n = erase(n,"Matrix_stats/Col1_");

subplot(5,3,f)
plot(FeatureTableerrorNormalLoad.(f),'LineWidth',1)
hold

```

```

plot(FeatureTableerrorLubricantLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','*')
plot(FeatureTableerrorInnerLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','o','MarkerSize',4)
title(n);
xlabel('Data') ;
ylabel('error') ;
legend('Normal+Load','Lubricant+Load','Inner+Load');
end
%% Curentnoloda-load
for f = [1:13]

n=FeatureTableCNormal.Properties.VariableNames(f);
n=string(n);
n = erase(n,"Matrix_stats/Col1_");

subplot(5,3,f)
plot(FeatureTableCNormal.(f),'LineWidth',1)
hold
plot(FeatureTableCLubricant.(f),'LineWidth',1,'Marker','*')
plot(FeatureTableCInner.(f),'LineWidth',1,'Marker','o','MarkerSize',4)

plot(FeatureTableCNormalLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','pentagram')
plot(FeatureTableCLubricantLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','^')
plot(FeatureTableCInnerLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','square')

title(n);
xlabel('Data') ;
ylabel('Curent') ;
legend('Normal','Lubricant','Inner','Normal+Load','Lubricant+Load','Inner+Load');
end
%% errornoload-load
for f = [1:13]

```

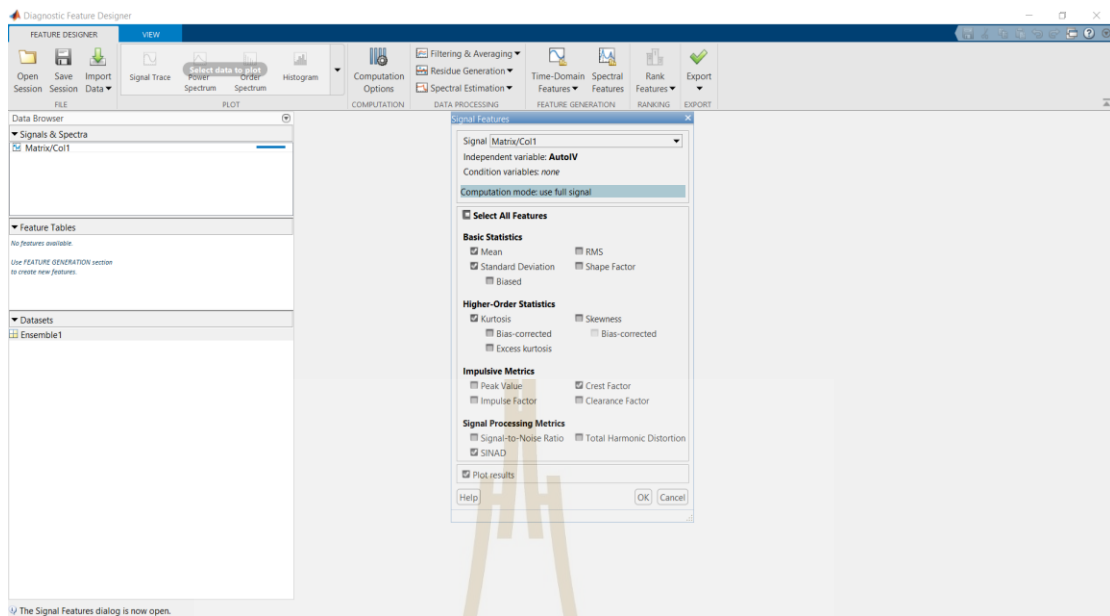
```
n=FeatureTableerrorNormal.Properties.VariableNames(f);
n=string(n);
n = erase(n,"Matrix_stats/Col1_");

subplot(5,3,f)
plot(FeatureTableerrorNormal.(f),'LineWidth',1)
hold
plot(FeatureTableerrorLubricant.(f),'LineWidth',1,'Marker','*')
plot(FeatureTableerrorInner.(f),'LineWidth',1,'Marker','o','MarkerSize',4)

plot(FeatureTableerrorNormalLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','pentagram')
plot(FeatureTableerrorLubricantLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','^')
plot(FeatureTableerrorInnerLoad.(f),'LineWidth',1,'Marker','square')

title(n);
xlabel('Data') ;
ylabel('error') ;
legend('Normal','Lubricant','Inner','Normal+Load','Lubricant+Load','Inner+Load');
end
```


ข.3 โปรแกรมคำนวณค่าพารามิเตอร์ทางสถิติ



รูปที่ ข.1 โปรแกรมคำนวณค่าพารามิเตอร์ทางสถิติ



รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

ฉันทบุรณ์ ทุนทวีศีลศักดิ์, อัษฎายุธ รอดพ่าย, ธีทัต ดลวิชัย และจิระพล ศรีเสริฐผล.(2564) “การวัดและวิเคราะห์ การสั่นเพื่อประเมินความเสียหายของตลับลูกปืน ด้วยเทคนิค order tracking ผ่านระบบ IoT” การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 44 The 44th Electrical Engineering Conference (EECON44) วันที่ 17-19 พฤศจิกายน 2564 ณ โรงแรม ดิ อิมเพรส น่าน อำเภอเมืองน่าน จังหวัดน่าน จำนวน 4 หน้า

ฉันทบุรณ์ ทุนทวีศีลศักดิ์, ธนศักดิ์ หวังล้อมกลาง, วินัย ตุ่มทอง, อัษฎายุธ รอดพ่าย, และจิระพล ศรีเสริฐผล(2565) “การจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับระบบควบคุมแบบเซอร์โวและการออกแบบตัวสังเกต” การประชุมวิชาการระดับชาติ ราชชมงคลสุรินทร์ ครั้งที่ 13 วิจัยและนวัตกรรมเพื่อพัฒนาเศรษฐกิจ BCG” วันที่ 17 - 18 พฤศจิกายน 2565 ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน วิทยาเขตสุรินทร์ จำนวน 11 หน้า

Thanasak Wanglomklang, Thanyaboon Tuntavesesak, Winai Tumthong, Jiraphon Srisertpol.(2565) “Roller bearing faults classification using Artificial Neural Network based on Servo system with Observer design” 6th European Conference on Electrical Engineering & Computer Science (ELECS 2022) Bern, Switzerland, December 21-23, 2022, 6 pages.



การวัดและวิเคราะห์การสั่นเพื่อประเมินความเสียหายของคัลล์ลูกปืน ด้วยเทคนิค order tracking ผ่านระบบ IoT

Measurement and vibration analysis for estimating bearing defect using order tracking technique with IoT system

ธัญบุรณ ทุนทวีศักดิ์¹, อัมฤชพร รอดท่าย² อธิศ ดลวิชัย³ และจิระพล ศรีเจริญผล⁴

¹หลักสูตรวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ สาขาวิศวกรรมเครื่องกล สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
²สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี jumphon@sus.ac.th

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันคัลล์ลูกปืนถือได้ว่าเป็นอุปกรณ์เสริมที่ขาดไม่ได้ซึ่งเป็นส่วนประกอบของเครื่องจักรและอุปกรณ์ต่างๆ การที่คัลล์ลูกปืนเกิดความผิดปกติหรือชำรุดเสียหายจะส่งผลให้ตัวเครื่องจักรเกิดปัญหาต่างๆ จนทำให้เครื่องจักรต้องหยุดการทำงาน เสียเวลาและมูลค่าในการผลิต การวิเคราะห์ความเสียหายที่เกิดขึ้นกับคัลล์ลูกปืน จึงมีความสำคัญเป็นอย่างมาก การประยุกต์ใช้วิธีการวิเคราะห์การสั่นสะเทือนเป็นวิธีที่ได้รับการยอมรับในการตรวจสอบเครื่องจักร ที่สามารถคาดการณ์ความเสียหายของเครื่องจักร ได้ บทความนี้ได้นำเสนอการวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนเพื่อประเมินความเสียหายของคัลล์ลูกปืน โดยใช้เทคนิค Order tracking แบบอินเทอร์สตราฟี่ เพื่อเป็นประโยชน์ต่อการเก็บข้อมูลเพื่อประเมินสถานะความเสียหายของคัลล์ลูกปืนของเครื่องจักรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ความเสียหายของคัลล์ลูกปืน, การวิเคราะห์การสั่นสะเทือน, อินเทอร์สตราฟี่

Abstract

Recently, the roller bearing is the main component of rotating machines, which are used to reduce the friction while the machine operation. The bearing faults or damages are important problem with the rotating machine, because its effect of the unusual operation and may cause of machine downtime. The vibration analysis is mostly approached to diagnosis the bearing fault condition, however, this technique required the specialist and on-site monitoring. This paper presents the online monitoring of roller bearing fault using internet of thing (IoT) based on order tracking of vibration signal analysis. In addition, this method can be evaluated the bearing fault which can be utilized to identify the condition and increase the efficiency of machine maintenance.

Keywords: Bearing defect, Vibration analysis, Internet of Things (IoT)

1. บทนำ

1.1 คัลล์ลูกปืน

คัลล์ลูกปืนเป็นอุปกรณ์เสริมที่ขาดไม่ได้ซึ่งเป็นส่วนประกอบของเครื่องจักรและอุปกรณ์ต่างๆ อย่างไรก็ตามหลายและถือเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญและส่งผลโดยตรงกับการทำงานและประสิทธิภาพของเครื่องจักร การที่คัลล์ลูกปืนเกิดความผิดปกติหรือชำรุดเสียหายจะส่งผลให้ตัวเครื่องจักรเกิดปัญหาต่างๆ ตามมาอย่างมากมาย ทำให้เครื่องจักรต้องหยุดการทำงาน เสียเวลาและมูลค่าในการผลิต ดังนั้นการวิเคราะห์ความเสียหายที่เกิดขึ้นกับคัลล์ลูกปืน จึงมีความสำคัญเป็นอย่างมาก ความเสียหายที่เกิดขึ้นกับคัลล์ลูกปืน ความเสียหายของคัลล์ลูกปืนอาจแบ่งออกเป็น 4 ประเภทดังแสดงในรูปที่ 1 คือ

1. รวงวิ่งนอกของคัลล์ลูกปืนชำรุดเสียหาย (Outer Raceway Defects)
2. รวงวิ่งในของคัลล์ลูกปืนชำรุดเสียหาย (Inner Raceway Defects)
3. ลูกปืนของคัลล์ลูกปืนชำรุดเสียหาย (Ball Defects)
4. รางของคัลล์ลูกปืนชำรุดเสียหาย (Cage Defects)



รูปที่ 1 ลักษณะความผิดปกติที่เกิดขึ้นภายในลูกปืน

1.2. การสั่นสะเทือน

การสั่นสะเทือน คือ ปรากฏการณ์ของการเคลื่อนที่ไปกลับไปกลับมารวมของวัตถุภายใต้แรงกระทำ ซึ่งโดยทั่วไปนั้น การสั่นสะเทือนเป็นสิ่งที่ไม่ต้องมีการให้เกิดขึ้นกับเครื่องจักรหมุน (Rotating machine) แต่มีหลีกเลี่ยงไม่ได้ อย่างดีที่สุดก็คือการพยายามจำกัดขนาดของการสั่นให้อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ โดยในบทความการวิเคราะห์การสั่นสะเทือนของเครื่องจักรนั้น พื้นฐานที่ ต้องทำความเข้าใจ คือ โดเมนเวลา (Wave form), โดเมนความถี่ (Spectrum), การแปลงฟูริเยร์อย่างรวดเร็ว (Fast Fourier Transform), ขนาดของการสั่นสะเทือน (Amplitude), ความถี่ (Frequency),



หน่วยวัดขนาดของการสั่นสะเทือน ดังแสดงในรูปที่ 2 ซึ่งเราสามารถหาความถี่ความเสียหายของลูกปืนได้ดังสมการ

$$FTF = \left(\frac{d}{2}\right) \left[1 - \left(\frac{b}{p}\right) \cos CA\right] \quad (1)$$

$$BPF1 = \left(\frac{N}{2}\right) \Omega \left[1 + \left(\frac{b}{p}\right) \cos CA\right] \quad (2)$$

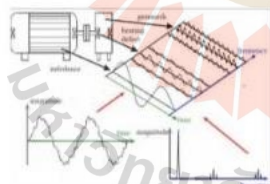
$$BPFO = \left(\frac{N}{2}\right) \Omega \left[1 - \left(\frac{b}{p}\right) \cos CA\right] \quad (3)$$

$$BSF = \left(\frac{p}{2B}\right) \Omega \left[1 + \left(\frac{b}{p}\right)^2 \cos^2 CA\right] \quad (4)$$

- เมื่อ BPFO คือ Ball Pass Frequency Outer (Order)
- BPF1 คือ Ball Pass Frequency Inner (Order)
- FTF คือ Fundamental Train Frequency (Order)
- BSF คือ Ball Spin Frequency (Order)
- CA คือ มุมสัมผัสของลูกปืนกับวง
- Ω คือ ความถี่การหมุนของโรเตอร์ (Hz)
- N คือ จำนวนของลูกปืน, P คือ เส้นผ่าศูนย์กลางลูกปืน(mm.)
- B คือ เส้นผ่าศูนย์กลางพิลลของลูกปืน(mm.)

ความถี่ที่นี้หมายถึง จำนวนรอบของการสั่นสะเทือน ต่อหน่วยเวลา ซึ่งสามารถอธิบายอยู่ในรูปของ รอบต่อวินาที (cycle per second, Hz), รอบต่อนาที (Cycle per minute, CPM) แต่ถ้าต้องการอธิบาย ถึงความเร็วของเครื่องจักร จะใช้ รอบต่อนาที (Revolution per minute, RPM) ซึ่งในการศึกษางานด้านกลศาสตร์การสั่นสะเทือน ทราบมีเตอร์ที่มีความสำคัญอีกตัวหนึ่งคือ ลำดับชั้น (Order) เป็นพหามิเตอร์ที่แสดงว่ามีเครื่องจักรเกิดการสั่นสะเทือนแล้ว แรงกระทำที่เกิดขึ้นเมื่อเทียบกับความเร็วของเครื่องจักร มีค่าเป็นเท่าไร [1-5]

$$Order = \frac{CPM}{RPM} \quad (5)$$



รูปที่ 2 การแปลง FFT

(ที่มา : naichangmashare, 2563)

1.3 Order Tracking

Order Tracking เป็นค่าที่อธิบายถึงชุดของฟังก์ชันการวัดที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์พฤติกรรมแบบไดนามิกของเครื่องจักรที่หมุน ซึ่งความเร็วในการหมุนสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตลอดเวลา ต่างจากสเปกตรัมและฟังก์ชันการวิเคราะห์โดเมนความถี่อื่นๆ โดยที่ตัวแปรอิสระคือความถี่ฟังก์ชัน Order Tracking จะแสดงข้อมูล Orders เทียบกับความเร็วรอบของเครื่องจักร การวัดที่โดดเด่นที่สุดคือ Order spectra และ Order tracks order spectrum โดยจะแสดงแอมพลิจูดของสัญญาณเป็นฟังก์ชันของ harmonic orders ของความถี่การหมุนของเพลอาซิง ซึ่งหมายความว่าส่วนประกอบฮาร์โมนิก (Sub-harmonic) ยังคงอยู่ในบรรทัดการวิเคราะห์เดียวกัน โดยไม่คำนึงถึงความเร็วของเครื่อง เทคนิคที่สังเกตการเปลี่ยนแปลงของปริมาณที่วัดได้ใน Order เทียบกับ ความเร็วรอบ (RPM) เรียกว่าการ Tracking เนื่องจากมีการติดตามความถี่ของการหมุนและใช้สำหรับการวิเคราะห์ แรงไดนามิกส่วนใหญ่ที่กระตุ้นเครื่องจักรจะเกิดขึ้นที่ความถี่การหมุนแบบทวีคูณ ดังนั้นทำให้การการวินิจฉัยมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น [6]

1.4 เว็บแอปพลิเคชัน (Web Application)

ในทางวิศวกรรมซอฟต์แวร์โปรแกรมประยุกต์บนเว็บเรียกอีกอย่างว่าเว็บแอปพลิเคชัน (Web Application) คือโปรแกรมประยุกต์ที่เข้าถึงด้วยโปรแกรมบนเว็บผ่านเครือข่ายคอมพิวเตอร์อย่างอินเทอร์เน็ต เว็บแอปพลิเคชันเป็นที่นิยมเนื่องจากความสามารถในการอัปเดตและดูแลโดยไม่ต้องแจกจ่ายและติดตั้งซอฟต์แวร์บนเครื่องผู้ใช้งานด้วยตัวเว็บแอปพลิเคชันได้แก่ การประมวลผลออนไลน์ กระดานสนทนา วิกีพีเดียซอฟต์แวร์บริษัทต่าง ๆ เป็นต้น การพัฒนาเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้องกับเว็บแอปพลิเคชัน คือ การย้ายแอปพลิเคชันจากที่ตั้งงทำการติดตั้งบนเครื่องสู่เครือข่ายเครื่องเปลี่ยนเป็นการย้ายตัวแอปพลิเคชัน ไปไว้บนเครือข่ายนั่นเองและในปัจจุบันยังสามารถประยุกต์เพิ่มเติมได้ไปถึงการตั้ง Web Server ใช้ภายในหน่วยงานและยังสามารถให้บุคคลภายนอกเรียกใช้งานเว็บแอปพลิเคชันผ่านทาง Internet ได้อีกด้วย ทำให้ไม่ว่าจะเรียกใช้งานจากช่องทางไหนข้อมูลที่มีเสมอจะมีที่มาจากที่เดียวกัน ทำให้มีการอัปเดตข้อมูลได้อย่างรวดเร็ว [7] ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 วัฏจักรการทำงานของแอปพลิเคชัน

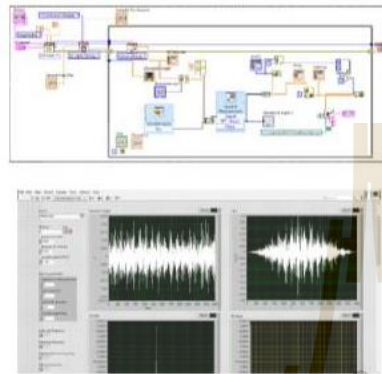
2. การทำงานของชุดทดสอบ

2.1 โปรแกรมการวัดและวิเคราะห์ผล

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 44
 The 44th Electrical Engineering Conference (EECON44)
 วันที่ 17-19 พฤศจิกายน 2564 ณ โรงแรม ดิ อิมพาส ม่าน อ่าบอมเมืองป่วน จังหวัดน่าน



โปรแกรมที่ใช้เก็บข้อมูลการวัดจากเซ็นเซอร์ความเร่ง (Accelerometer) และเซ็นเซอร์วัดความเร็วรอบ ไปประกอบกรวิเคราะห์ผลและแสดงผล ได้ประยุกต์ใช้เป็นโปรแกรม LABVIEW ในส่วนของ Virtual Instrument (VI) ซึ่งหมายถึงเครื่องมือวัดเสมือน ตัวอย่างของโปรแกรมดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 โปรแกรม LabVIEW ในส่วนโปรแกรมและแสดงผล

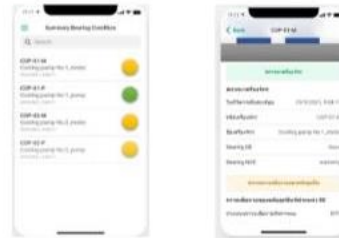
ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรม เริ่มจากรับค่าการสั่นสะเทือนจากเซ็นเซอร์ความเร่ง จากนั้นทำการกรองสัญญาณความถี่ที่ต้องการออกมา (5-3000 Hz) แล้วทำการแปลงสัญญาณที่ได้ด้วยวิธี FFT โปรแกรมจะทำการบันทึกข้อมูลและแสดงผล ดังแสดงในรูปที่ 5



รูปที่ 5 แผนภาพแสดงการทำงานของโปรแกรม

2.2 แอปพลิเคชัน

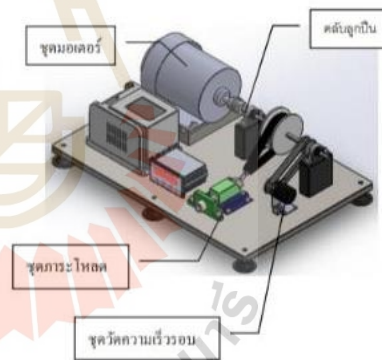
ได้เก็บข้อมูลไว้บน Cloud โดยผ่าน ThingSpeak ซึ่งเป็นผู้ให้บริการ Cloud ชนิดหนึ่ง จากนั้น ได้ใช้ Google Sheet ในการดึงข้อมูลที่เก็บไว้ผ่าน Cloud มาแสดงผลในแอปพลิเคชันมือถือ ดังแสดงในรูปที่ 6



รูปที่ 6 แอปพลิเคชันแจ้งเตือนสถานะของรถจักรยาน

2.3 รายละเอียดชุดทดสอบ

ชุดจำลองความเสียหายของรถจักรยานพร้อมการรวม ที่ได้พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ทดสอบกับโปรแกรมในการวัดและวิเคราะห์ความเสียหายของลูกปืนแบบวางวิ่งในของรถจักรยานซาร์คูเดียวทอย (Inner Raceway Defects) ดังแสดงในรูปที่ 7 และ 8 โดย ใช้มอเตอร์ขนาด ¼ แรงม้า ใช้ inverter ในการควบคุมความเร็ว ให้กระแส โหลดด้วยถาดตั้ง และ วัดความเร็ว รอบด้วย encoder



รูปที่ 7 ชุดจำลองความเสียหายของรถจักรยาน

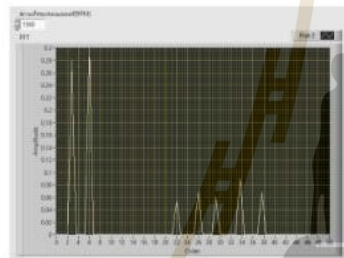
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 8 การทดสอบโปรแกรมกับชุดทดสอบ

2.4 ผลการทดสอบโปรแกรมกับชุดทดสอบ

เมื่อทำการใช้โปรแกรมวิเคราะห์การสั่นสะเทือนที่ได้พัฒนาขึ้นมาแล้ว สามารถวัดค่าการสั่นสะเทือนและทำการแปลง FFT เพื่อที่จะแสดงค่าออกมาได้ โดยคลื่นลูกปืนที่นำมาใช้ทดสอบนั้นเป็นคลื่นลูกปืนของ SENTA รหัส 6000 และเสียดทานเบรจวงในของคลื่นลูกปืนจารุดเสียดทาน โดยทดสอบที่ความเร็วรอบมอเตอร์เท่ากับ 1500 RPM และโหลด 10 N ได้ผลดังแสดงในรูปที่ 9



รูปที่ 9 ค่าที่ได้จากการทดสอบโปรแกรมกับชุดทดสอบ

จากรูปจะพบการสั่นที่ Order ที่ 22x (550 Hz) เป็นต้นไปจนถึง Order ที่ 37x (925 Hz) และจะมีการสั่นสะเทือนที่มีค่าสูงที่ Order 35x ซึ่งเป็น Harmonic ที่ 13 ของความถี่ฐานของคลื่นลูกปืน (BPFO) ที่มีค่าประมาณ 63.2 Hz หรือตรงกับ Order ที่ 2.5x พังรูปที่ 10 แสดงความถี่ของความเสียหายจริงของคลื่นลูกปืนที่ใช้ในการทดสอบ

Frequency / Application Data		
RPM	n [1/min]	1500
Frequency	w [1/sec]	25.0
Ball Spin Frequency	f _b [1/sec]	41.5
Cage Frequency	f _c [1/sec]	6.0
Ball Pass Frequency - Inner Ring	f _{bi} [1/sec]	111.9
Ball Pass Frequency - Outer Ring	f _{bo} [1/sec]	63.2

รูปที่ 10 ค่าความถี่ของคลื่นลูกปืนหมายเลข 6200

3.สรุป

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับการวัดการสั่นสะเทือนและประเมินความเสี่ยงของคลื่นลูกปืน ด้วยเทคนิค Order tracking ผ่านระบบอินเทอร์เนตสรวฟสิ่ง เพื่อสามารถวิเคราะห์ความเสี่ยงของคลื่นลูกปืนแบบออนไลน์ สถานะของคลื่นลูกปืนในเครื่องจักรได้โดยที่ผู้เชี่ยวชาญไม่จำเป็นต้องอยู่ที่หน้าเครื่องจักรซึ่งสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการซ่อมบำรุงเครื่องจักรได้

4.เอกสารอ้างอิง

- [1] Suechoey B, Siriporananon S, Pringsakul N, and Chupon P. Analysis of the performance bearings in electric motors. Proceeding of the 3rd SAU National Interdisciplinary Conference, June 23, 2016, Nonthaburi, Thailand. pp. 69-73. (In Thai)
- [2] Gautier G, Serra R, Mencik JM. Roller bearing monitoring by new subspace-based damage indicator. *Shock and Vibration*. 2015:1-11.
- [3] Li B, Chow MY, Tipsuwan Y, Hung JC. Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2000; 47:1060-9.
- [4] NTN Bearing Corporation. Care and maintenance of bearing. 2017.
- [5] TM Instruments Inc. X-Viber instrument manual ver.1.01. 2007.
- [6] S. Gade, H. Herlufsen, H. Konstantin-Hansen, N. J. Wismer. Order Tracking Analysis. Brüel & Kjær
- [7] D. Hrishikesh, B. Nayan and G. Abhi, "Vibration signal analysis for bearing fault diagnosis using LabVIEW," Project report, Central Institute of Technology Kokrajhar.
- [8] พีรพงษ์ ทิมพิ์อุบ, อัมภาวุฒ รอดคำ และ จิระพล ศรีเสวีรุส (2563). การพัฒนาอัลกอริทึมในการเชื่อมต่อและส่งข้อมูลสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบเวลาจริงด้วย IoT บน Open source. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 43 (EECON-43), 28 -30 ตุลาคม 2563, พิษณุโลก, ประเทศไทย



นายอินชรรณ พูนพิศศักดิ์ สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต(วิศวกรรมเครื่องกล) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ.2563 และได้เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโทวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต(วิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี เมื่อ พ.ศ.2563

การจำแนกความเสียหายของตลับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับระบบควบคุม
แบบเซอร์โวและการออกแบบตัวสังเกต
Bearing fault classification using artificial neural network based on servo
system with observer design

ธัญบูรณ์ ทุนทวีศีลศักดิ์¹, ธนศักดิ์ หวังล้อมกลาง², วินัย ตุ่มทอง², อัญญาธร รอดพ่าย²
และ จิระพล ศรีเสวีรุผล^{2*}

Thanyaboon Tuntavesak^{1*}, Thanasak Wanglomklang² and Winai Tumthong²
Autsadayut Rodpai² and Jiraphon Srisertpol^{2*}

¹หลักสูตรวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา

²สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา

* jiraphon@sut.ac.th

บทคัดย่อ

ตลับลูกปืนเป็นส่วนประกอบสำคัญที่ใช้ลดแรงเสียดทานการหมุนของเครื่องจักร เมื่อตลับลูกปืนเกิดความเสียหายจะส่งผลกระทบต่อการทำงานที่ผิดปกติ ทำให้เครื่องหยุดทำงาน บทความนี้นำเสนอแนวทางการตรวจจับข้อผิดพลาดโดยอิงจากโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) เพื่อระบุสภาพของตลับลูกปืน โดยระบบเซอร์โวพร้อมตัวสังเกตที่ได้รับการออกแบบสำหรับการควบคุมมอเตอร์และการประเมินสัญญาณปัจจุบัน สภาพของตลับลูกปืนที่แสดงให้เห็นใน 3 กรณี คือ ปกติ, ไม่มีสารหล่อลื่น และ ข้อบกพร่องของรังกนอก สำหรับการฝึกโมเดล ANN ใช้พารามิเตอร์ทางสถิติ 4 ตัว ได้แก่ ค่าเฉลี่ย (Mean), ตัวประกอบยอดคลื่น (Crest Factor), ค่าความโด่ง (Kurtosis) และค่าเฉลี่ยกำลังสอง (rms) เพื่อระบุลักษณะเชิงสาเหตุของกระแสมอเตอร์จากข้อมูลตัวสังเกตและข้อผิดพลาดจากการสังเกต ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลองการตรวจจับข้อผิดพลาดได้มีความถูกต้องของการจำแนกประเภท 94.4% ซึ่งมีความเหมาะสมในการใช้งานจริง

คำสำคัญ: ตลับลูกปืน, การออกแบบตัวสังเกตการณ์, โครงข่ายประสาทเทียม, การควบคุมมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง

Abstract

The bearings are the important part that use to reduce friction of the rotating machines. When a fault occurs will affect the abnormal operation and caused the machine breakdown. This paper presented the fault detection approach based on Artificial Neural Network (ANN) to recognize bearing condition. Servo system with observer were designed for motor control and estimating current signal. The bearing conditions demonstrated in three cases consisting of normal, no lubricant, and outer race defect. For ANN model training, four statistical parameters include mean, crest factor, kurtosis and root-mean-square (rms) were selected to identify the causal characteristics of the motor current from observer and observation error data. The result indicated that the fault detection model has been displayed classification accuracy 94.4% which appropriate using in the real operation.

Keywords: roller bearing fault detection, observer design, artificial neural network, DC motor control

บทนำ/Introduction

ในปัจจุบัน อุตสาหกรรมจำนวนมากใช้เครื่องจักรหมุนเป็นต้นกำลังสำหรับขับเคลื่อนกลไกและเพลาหลากหลายแบบ เครื่องจักรหมุนจำเป็นต้องมีระบบควบคุมเช่นตัวควบคุม PID เพื่อควบคุมความเร็วที่ต้องการและอื่น ๆ เพื่อรองรับการเคลื่อนไหว ดับลูกปืนเป็นส่วนประกอบหลักที่ใช้สำหรับรองรับการหมุนของเพลา ในกระบวนการจริง เครื่องจักรหมุนนั้นทำงานอย่างต่อเนื่องภายใต้สถานการณ์การที่มีโหลด ทำให้องค์ประกอบของดับลูกปืนมีแนวโน้มที่จะเสียหายซึ่งส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของระบบควบคุมและทำให้เครื่องจักรหมุนนั้นเกิดการหยุดทำงานได้

ดับลูกปืนเป็นหนึ่งในองค์ประกอบที่สำคัญในการหมุน ดับลูกปืนถูกใช้อย่างมากมายในเครื่องจักรหมุนส่วนใหญ่ ความเสียหายที่ผิวรางนอกเป็นข้อผิดพลาดในการผลิตที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ในดับลูกปืน ซึ่งเป็นสาเหตุสำคัญของการสั่นสะเทือนของดับลูกปืน (Cui L et al.,2014) สำหรับการวิเคราะห์โดเมนเวลาและความถี่ของสัญญาณการสั่นสะเทือนเป็นเทคนิคการวิเคราะห์เบื้องต้นที่สำคัญในการค้นหาความถี่ของความเสียหาย N. Tandon (N. Tandon.,1994) ได้เปรียบเทียบปัจจัยต่างๆ เช่น ค่า RMS ค่าสูงสุด บีงจียอด และสเปกตรัม ค่า Kurtosis และ RMS ของโดเมนในเวลาช่วงสั้นที่มีความเสียหาย แต่จากค่าเหล่านั้น เราไม่สามารถระบุตำแหน่งที่แน่นอนของความเสียหายได้ ค่าสูงสุดของ FFT ที่ความถี่ของความเสียหายที่มีลักษณะเฉพาะจะระบุตำแหน่งของความเสียหาย แต่ความเสียหายบางอย่างไม่สามารถระบุได้ใน FFT แบบง่าย เนื่องจากลักษณะที่ซับซ้อนของสัญญาณการสั่นสะเทือน ในกรณีของสัญญาณการสั่นสะเทือนที่มีสัญญาณรบกวน จะใช้วิธีการประมวลผลสัญญาณ การกรอง และเทคนิค เรโซแนนซ์ที่มีความถี่สูง (P.D.McFadden et al.,1984) มีการใช้เทคนิคการวิเคราะห์การสั่นหลายเทคนิคในการตรวจจบบีบอัดหรือร่องเหล่านี้ โดยจะใช้การวิเคราะห์โดเมนเวลา โดเมนความถี่ และการวิเคราะห์ความถี่เวลา เนื่องจากอุปกรณ์ราคาแพงและต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญ จึงมีข้อจำกัด และตัวควบคุม PID เป็นตัวควบคุมที่แม่นยำและเสถียร อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของระบบควบคุม PID อาจไม่เป็นที่น่าพอใจ หากไม่ปรับพารามิเตอร์อย่างระมัดระวัง (K. Li.,2013) จึงเสนอวิธีระบบเซอร์โว เทคนิคทางเลือกสำหรับการควบคุมความเร็วของมอเตอร์กระแสตรงเกี่ยวข้องกับแรงบิดของโหลดเพื่อเพิ่มความเร็ว (Khajomtraidet C et al.,2013) การออกแบบตัวสังเกตการณ์-ตัวควบคุมของมอเตอร์กระแสตรงภายใต้สภาวะต่างๆ จำลองโดยใช้ Matlab/Simulink (D. Pal.,2016) มีการดำเนินการหลายอย่างเพื่อจำแนกประเภท สถานะการทำงานของเครื่องจักรหมุนในอุตสาหกรรม ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN) Ding (X.X. Ding et al.,2017) และ Zeng (X.Q. Zeng et al.,2016) เสนอการวินิจฉัยเชิงคุณภาพของความเสียหายของดับลูกปืนตามเครือข่าย อย่างไรก็ตาม อินพุตเครือข่ายเป็นภาพความถี่เวลา และจำเป็นต้องแปลงข้อมูลการสั่นสะเทือนหนึ่งมิติเป็นภาพความถี่เวลาสองมิติโดยการแปลงเวฟเลต (Wavelet) ซึ่งซับซ้อนและสูญเสียข้อมูลในกระบวนการแปลง ความเสียหายของดับลูกปืนถือเป็นองค์ประกอบสำคัญ มีการกล่าวถึงการจัดประเภทโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้สัญญาณการสั่นสะเทือนตามการวิเคราะห์แบบฮิลเบิร์ต (Hilbert footprint analysis) (Dubey R et al.,2015) ผลลัพธ์ที่ได้มีความแม่นยำ 87.3-100% นอกจากนี้ Zhao D ยังนำเสนอการตรวจจับความเสียหายของดับลูกปืนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกซึ่ง (Deep convolution neural network) วิธีการนี้จะรับรู้โดยอัตโนมัติในภาพความถี่เวลาและสร้าง ความแม่นยำ 98.3% (Zhao D et al.,2019)

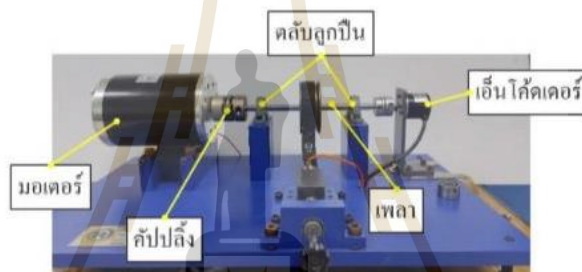
งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาวิธีการตรวจหาข้อบกพร่องของดับลูกปืนและจำแนกประเภทโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ได้มีการออกแบบระบบ PI เซอร์โวพร้อมตัวสังเกตการณ์สถานะได้ถูกเลือกเพื่อใช้ในการควบคุมความเร็วของมอเตอร์ และใช้สำหรับประมาณค่ากระแสแอมเพอร์และค่าความผิดพลาดระหว่างการทำงาน สภาพของดับลูกปืนประกอบด้วย ปกติ ไม่มีสารหล่อลื่น และความเสียหายที่ปรากฏ ได้รับการตรวจจับเพื่อแสดงให้เห็นว่าเป็นความผิดพลาดที่แตกต่างกัน ตัวแปรตัว

สังเกตการณ์สถานะถูกใช้เป็นข้อมูลดิบเพื่อแยกออกเป็นข้อมูลคุณลักษณะ ได้แก่ mean, crest factor, kurtosis และ root mean square พารามิเตอร์เหล่านี้จะใช้ในการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อระบุประเภทของข้อบกพร่องของคลັบลูกปืน

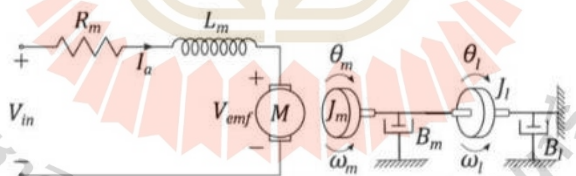
วัสดุ อุปกรณ์ และวิธีการ/Materials and Methods

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบมอเตอร์และเฟลา

มอเตอร์กระแสตรงนั้นมีการใช้งานอย่างกว้างขวางในการขับเคลื่อนเครื่องจักรหมุน ซึ่งหนึ่งในนั้นคือคัปปลิงกับเฟลาหมุน การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของมอเตอร์กระแสตรงที่มีเฟลานั้นมีความสำคัญเนื่องจากใช้สำหรับการวิเคราะห์การตอบสนองของระบบและการออกแบบตัวควบคุม ในงานวิจัยนี้ได้สร้างแบบจำลองของมอเตอร์ที่มีเฟลา โดยมีคัปปลิงสองตัวรองรับทั้งสองด้านของเฟลา และมีชุดสำหรับใส่โหลดในระหว่างการหมุนของมอเตอร์ แผนภาพตำแหน่งของมอเตอร์กระแสตรงและชิ้นส่วนทางกลใน แสดงในรูปที่ 1 และ แผนภาพแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ในรูปที่ 2



รูปที่ 1 ชุดมอเตอร์และระบบเฟลาหมุน



รูปที่ 2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

แบบจำลองนี้พิจารณาจากความสัมพันธ์ทางไฟฟ้าและทางกล ส่วนทางไฟฟ้าสามารถหาได้จากวงจรไฟฟ้าแบบอนุกรมพื้นฐาน ดังนี้

$$L_m \dot{i}(t) + R_m i(t) + k_b \omega_m(t) = V_m(t) \quad (1)$$

พารามิเตอร์แบบจำลอง R_m คือความต้านทานของมอเตอร์ L_m คือการเหนี่ยวนำของมอเตอร์ k_b คือค่าคงที่ของกระแสไฟฟ้าย้อนกลับ และ ω_m คือความเร็วเชิงมุมของมอเตอร์ในหน่วย rad/s เหล่ากลเชื่อมต่อกับจานโพลิตซึ่งสามารถอธิบายได้โดยกฎข้อที่สองของนิวตันที่อ้างถึง (2)

$$J_m \dot{\omega}_m(t) + B_m \omega_m(t) = T_m - T_L \quad (2)$$

โดยที่ J_m คือโมเมนต์ความเฉื่อยของโรเตอร์ J_L คือโมเมนต์ความเฉื่อยของเพลา B_m คือค่าความหน่วงจากความหนืดของมอเตอร์ สำหรับแรงบิดของมอเตอร์ T_m และแรงบิดของโหลด T_L แสดงในสมการ (3) และ (4) ตามลำดับ

$$T_m = k_t i(t) \quad (3)$$

$$T_L = J_e \dot{\omega}_l(t) + B_e \omega_l(t) \quad (4)$$

โดยที่ ω_l ความเร็วของเพลา อย่างไรก็ตาม ในขณะที่มอเตอร์หมุนมอเตอร์และเพลาจะมีความเร็วเท่ากัน ซึ่งสามารถจัดรูปสมการ ได้ดังนี้

$$J_e \dot{\omega}_l(t) + B_e \omega_l(t) = k_t i(t) \quad (5)$$

เมื่อกำหนดให้ $J_e = J_m + J_l$ และ $B_e = B_m + B_l$

จากสมการที่ (1) และ (5) สามารถสร้างสมการปริภูมิสถานะ (State space model) แสดงในสมการ (6)

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i \\ \omega_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_m}{L_m} & -\frac{k_b}{L_m} \\ \frac{k_t}{J_e} & -\frac{B_e}{J_e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ \omega_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ L_m \end{bmatrix} V_m \quad (6)$$

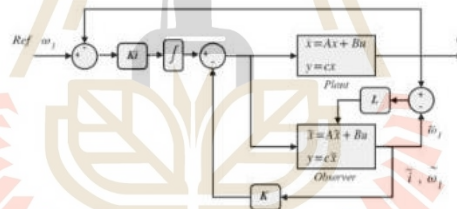
จากแบบจำลองจำเป็นต้องทราบค่าพารามิเตอร์ของระบบ ในงานวิจัยนี้ได้ใช้เทคนิคการระบุเอกลักษณ์ของระบบ (System Identification) โดยวิธีการนี้จะใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของระบบมาใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองตารางที่ 1 แสดงผลลัพธ์ของพารามอเตอร์ของแบบจำลอง

ตารางที่ 1 พารามิเตอร์ของมอเตอร์

พารามิเตอร์	ค่า	หน่วย
L_m	0.057	H
R_m	0.86	Ω
k_t	0.134	Nm/A
k_b	0.06	$V \cdot s/rad$
J_m	0.0014	$kg \cdot m^2$
J_l	0.0003	$kg \cdot m^2$
B_m	0.0072	$Nm \cdot s/rad$
B_l	0.00052	$Nm \cdot s/rad$

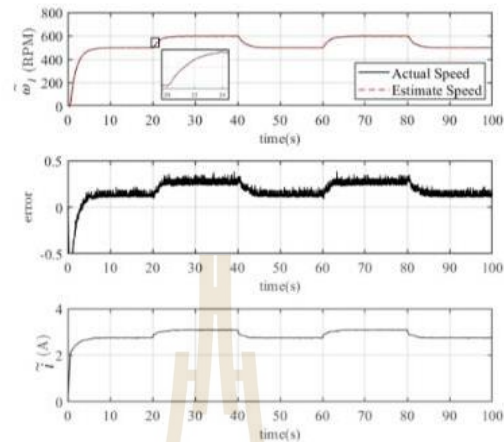
การออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต

บล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะหรือระบบเซอร์โว และตัวสังเกต แสดงดังรูปที่ 2 โดยการออกแบบระบบควบคุมนี้ เป็นหนึ่งในระบบการควบคุมสมัยใหม่ซึ่งเป็นการออกแบบโดยใช้วิธีการวางตัวของโพล สำหรับระบบควบคุมเซอร์โวจำเป็นต้องใช้ตัวแปรสถานะป้อนกลับเพื่อคำนวณอินพุตที่เหมาะสมที่สุด แต่โดยปกติแล้วตัวแปรบางตัวนั้นยากที่จะวัดค่าได้โดยตรง ดังนั้นตัวสังเกตการณ์จึงถูกใช้ในการประมาณค่า ในการออกแบบได้กำหนดคุณลักษณะเฉพาะของการตอบสนองเป็นระบบอันดับสองแบบหน่วงเกิน (Overdamped) ได้ให้เวลาเข้าสู่สถานะคงตัวที่ 8 วินาที ดังนั้นตำแหน่งของโพลระบบปิด (Close loop Pole) จะอยู่ที่ -0.5 , -20 และ -50 นอกจากนี้โพลของตัวสังเกตต้องเร็วกว่าของระบบ 10 เท่า ในทางการใช้งาน เพื่อให้ตัวสังเกตสามารถประมาณค่าตัวแปรสถานะได้ทัน



รูปที่ 3 ระบบเซอร์โวพร้อมตัวสังเกตการณ์

ผลลัพธ์ของการออกแบบจะได้อัตราขยายของการป้อนกลับตัวแปรสถานะ (K gain) คือ 2.95 และ 0.46 ค่า L ของตัวสังเกต คือ 45.1 และ 150.56 และอัตราขยายของตัวควบคุม (Kg) คือ 0.36 ตัวสังเกตสามารถประมาณค่าความเร็วการหมุนของเพลา และให้ค่าประมาณของกระแสมอเตอร์ออกมาได้ ในการทดสอบประสิทธิภาพของระบบควบคุม มีการใช้การทดสอบ การติดตามอินพุตอ้างอิง (Reference Input tracking) ความเร็วรอบอ้างอิงถูกกำหนดเป็นแบบขั้นบันได (Step Input) ซึ่งเปลี่ยนค่าอยู่ในช่วง 500 ถึง 600 รอบต่อนาที ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 4 การทดสอบการติดตามอินพุตและตัวแปรสถานะ

จากกราฟการตอบสนอง ดังรูปที่ 4 จะเห็นได้ชัดเจนว่าระบบควบคุมสามารถควบคุมความเร็วของมอเตอร์ได้เพราะว่ากราฟของความเร็วจึงได้และความเร็วที่ประมาณการได้นั้นมีค่าใกล้เคียงกัน โดยมีค่าเวลาเข้าสู่สภาวะคงตัวเป็นไปตามที่ออกแบบ นอกจากนี้ ตัวสังเกตการณ์ยังสามารถประมาณค่าความเร็วเอาต์พุต และกระแสของมอเตอร์ได้ ซึ่งข้อมูลกระแสจากการประมาณค่า และความผิดพลาดของการประมาณค่า จะนำไปใช้เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการทำนายสภาพความเสียหายของตลับลูกปืนในลำดับถัดไป

การประมวลผลสัญญาณ

การประมวลผลสัญญาณเป็นวิธีมาตรฐานในการจัดการข้อมูลที่ได้จากการวัด โดยมีวิธีต่าง ๆ ที่ใช้ในโดเมนเวลาและความถี่ ขึ้นอยู่กับลักษณะของสัญญาณ สัญญาณรบกวนนั้นเป็นสัญญาณปกติที่มาพร้อมกับข้อมูลจากการวัดและจำเป็นต้องลดทอนลง เพื่อให้ข้อมูลที่ได้มีคุณภาพในการทำงาน บทความนี้ใช้ตัวกรองความถี่ต่ำ (Low-pass filter) และตัวกรองแบนด์พาส (Band-pass filter) เพื่อลดอิทธิพลของสัญญาณรบกวน หลังจากการประมวลผลข้อมูลแล้ว ได้ใช้พารามิเตอร์ทางสถิติ ได้แก่ mean, crest factor, kurtosis และ root mean square สูตรทางคณิตศาสตร์เป็นไปตามสมการ (7) ถึง (10) เพื่อแยกคุณลักษณะสำคัญที่จะนำไปใช้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกสภาพความผิดปกติของตลับลูกปืน

$$\text{mean} \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (7)$$

$$\text{Crest factor} \quad C = \frac{x_{peak}}{x_{rms}} \quad (8)$$

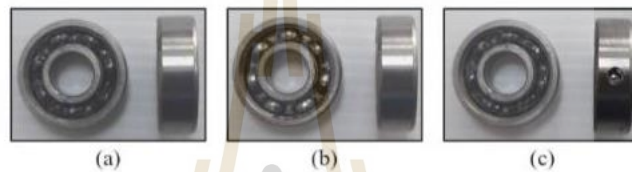
$$\text{Kurtosis} \quad K = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad (9)$$

เมื่อ σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน.

root mean square
$$rms = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (10)$$

ความกำหนดสภาพความเสียหายของตลับลูกปืนและการเก็บข้อมูล

ในบางสถานการณ์ เครื่องจักรหมุนมีปัญหาหลายอย่างที่เกิดขึ้นกับตลับลูกปืน ในขณะที่มีข้อบกพร่องบางอย่างเกิดขึ้นก่อนที่จะเกิดความเสียหายแบบรุนแรง ดังนั้น สภาพข้อบกพร่องของตลับลูกปืน ประกอบด้วย ไม่มีสารหล่อลื่น และ ความเสียหายที่รบกวน ใช้พิจารณา ร่วมกับตลับลูกปืนในสภาวะปกติ รูปที่ 5 แสดงความแตกต่างของสภาพตลับลูกปืนที่ใช้ทดสอบ



รูปที่ 5 สภาพตลับลูกปืน (a) ปกติ (b) ไม่มีสารหล่อลื่นและ (c) เสียหายที่รบกวน

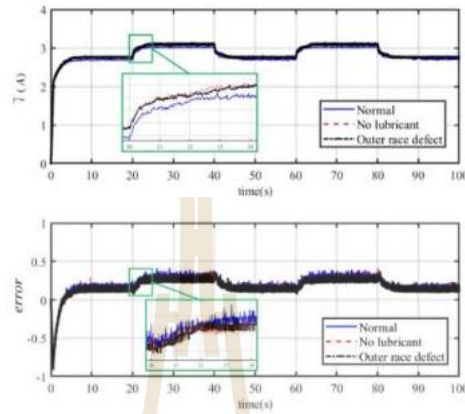
หลังจากกำหนดสภาพการทำงานของตลับลูกปืน การทดลองจะมีการเก็บข้อมูลค่าประมาณของกระแสมอเตอร์และข้อผิดพลาดจากตัวสังเกต ของทั้ง 3 กรณี กรณีละ 30 ตัวอย่าง เพื่อใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับกระบวนการแยกคุณลักษณะสำคัญ ในการทดสอบจะประยุกต์ใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB/Simulink เชื่อมต่อกับไมโครคอนโทรลเลอร์ ประเภทการประมวลผลแบบ ARM Cortex-a72 และกำหนดช่วงของการทำงานมอเตอร์ระหว่าง 500 ถึง 600 รอบต่อวินาที

ผลการวิจัย/Results

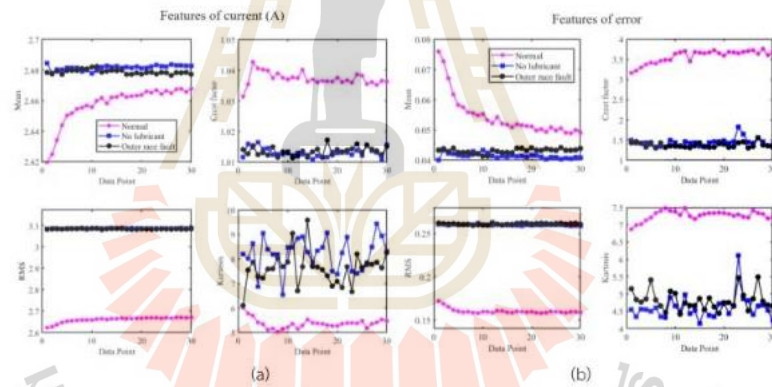
การเปรียบเทียบกระแสมอเตอร์และความคลาดเคลื่อนของตลับลูกปืนแต่ละสภาวะ แสดงในรูปที่ 6 พบว่าความแตกต่างระหว่างกระแสของมอเตอร์ในสภาพปกติและความผิดปกติอื่น ๆ มีความชัดเจน แต่ในทางกลับกัน ค่ากระแสที่ได้จากความเสียหายทั้งสองประเภทยังค่อนข้างยากที่จะจำแนก ด้วยเหตุนี้วิธีการจำแนกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม จึงเป็นแนวทางที่เสนอในงานวิจัยนี้ เพื่อใช้ในการแยกความเสียหายที่เกิดขึ้น

จากรูปที่ 7 แสดงแผนผังการลือตค่าพารามิเตอร์ mean, Crest factor, Kurtosis และ Root mean square ซึ่งเป็นคุณลักษณะสำคัญของข้อมูลกระแสและความคลาดเคลื่อน ในกราฟจะเห็นว่ามีข้อมูล 30 จุดสำหรับแต่ละเงื่อนไข ดังนั้นจะมีอินพุตที่แตกต่างกัน 8 ลักษณะที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากโครงสร้างของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีพารามิเตอร์หลายตัวที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนาย เช่น จำนวนเลเยอร์ ซินไซ่อน (Hidden layer) ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) อัลกอริธึมการเรียนรู้ (Learning Algorithm) และคุณภาพของชุดข้อมูลฝึกสอน

ในการวิจัยนี้ ได้มีการทดสอบเพื่อหาแบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด โดยเปรียบเทียบความแตกต่างของจำนวน Hidden layer 5 แบบ คือ 5, 10, 15, 20 และ 25 ตามลำดับ



รูปที่ 6 การเปรียบเทียบค่ากระแสและความคลาดเคลื่อนของตลับลูกปืนแต่ละสภาวะ



รูปที่ 7 ข้อมูลคุณลักษณะสำคัญสำหรับฝึกสอนโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม (a) ค่ากระแส (b) ค่าความคลาดเคลื่อน

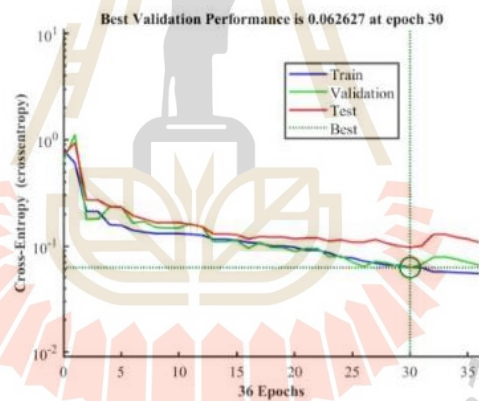
ในกระบวนการสร้างโมเดลจะมีการแบ่งชุดข้อมูลออก 3 ส่วน คือ 70% สำหรับการฝึกสอนและสร้างค่าน้ำหนักของการเรียนรู้ในโมเดล 15% กระบวนการตรวจสอบโมเดล วัตถุประสงค์ของโมเดล และหยุดการปรับค่าน้ำหนัก ขั้นตอนสุดท้ายคือการทดสอบโมเดล จะใช้ข้อมูล 15% สำหรับวัดประสิทธิภาพของการจำแนกข้อมูลที่โมเดลไม่เคยเรียนรู้ โดยให้ผลการจำแนกคือสภาพของตลับลูกปืนที่สัมพันธ์กับข้อมูลอินพุตที่โมเดลได้รับ ในการกำหนดรูปแบบของโครงสร้างโมเดล จะใช้การฝึกด้วยอัลกอริทึม Scale Conjugate Backpropagation โดยมี SoftMax เป็นฟังก์ชันการกระตุ้น การประเมินและวัดประสิทธิภาพ

ของโมเดล จะแสดงในรูปแบบของ Cross-Entropy และ เมทริกซ์คอนฟิวชัน (Confusion Matrix) ผลลัพธ์ของการสร้างโมเดล แสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ความถูกต้องของโมเดล ในแต่ละจำนวนของ Hidden Layers

จำนวนของ Hidden layer	%ความถูกต้อง
5	66.7
10	90.0
15	94.4
20	91.1
25	88.9

จากตารางที่ 2 จะเห็นได้ว่าการเพิ่ม Hidden layers นั้นมีค่าที่เหมาะสมที่สุดคือจำนวนเท่ากับ 15 ซึ่งให้ความแม่นยำของโมเดล 94.4% นอกจากนี้ ผลลัพธ์สามารถวิเคราะห์ได้จากกราฟการตรวจสอบประสิทธิภาพการทำงานดังแสดงในรูปที่ 8 กราฟทั้งหมดแสดงให้เห็นถึงจุดที่เหมาะสมที่สุดในการหยุดการเรียนรู้ของแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูงสุด ที่รอบ 30 การลดค่า Cross-Entropy ให้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้นซึ่ง แสดงดังในรูปที่ 8



รูปที่ 8 การตรวจสอบ Cross-Entropy

เมทริกซ์คอนฟิวชัน ดังแสดงในรูปที่ 9 รวบรวมละเอียดของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกสภาพของกล้วยป็นหมายเลข 1, 2 และ 3 แสดงถึงสภาพปกติ ไม่มีสารหล่อลื่น และความเสียหายที่รบกวน เมทริกซ์การฝึกอบรม การตรวจสอบ

ความถูกต้อง และการทดสอบพบว่ามีค่าความถูกต้องมากกว่า 90% และเมทริกซ์ทั้งหมดแสดงด้วย 100% สำหรับการตรวจจับระหว่างระดับปกติและระดับไม่มีสารหล่อลื่น และโดยรวมทั้งหมดมีค่าความแม่นยำ 94.4%

Training Confusion Matrix					Validation Confusion Matrix				
Output Class	1	24 38.7%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	4 28.6%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	16 25.8%	2 3.2%	88.9% 11.1%	0 0.0%	7 50.0%	1 7.1%	87.5% 12.5%
	3	0 0.0%	1 1.6%	19 30.6%	95.0% 5.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 14.3%	100% 0.0%
		100%	94.1%	90.3%	95.2%	0.0%	100%	66.7%	92.9%
		0.0%	5.9%	9.5%	4.8%	0.0%	0.0%	33.3%	7.1%
		Target Class				Target Class			

Test Confusion Matrix					All Confusion Matrix				
Output Class	1	2 14.3%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	30 33.3%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	5 35.7%	0 0.0%	100% 0.0%	0 0.0%	28 31.1%	3 3.3%	90.3% 9.7%
	3	0 0.0%	1 7.1%	6 42.9%	85.7% 14.3%	0 0.0%	2 2.2%	27 30.0%	93.1% 6.9%
		100%	83.3%	100%	92.0%	0.0%	100%	93.3%	90.0%
		0.0%	16.7%	0.0%	7.1%	0.0%	6.7%	10.0%	5.6%
		Target Class				Target Class			

รูปที่ 9 เมทริกซ์คอนฟิวชันของแบบจำลองการจำแนกประเภทความผิดปกติ

บทสรุป/Conclusion

บทความนี้เสนอการจำแนกประเภทของความผิดปกติของตลับลูกปืนตามโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และระบบ เซอร์โวลีที่มีการออกแบบตัวสังเกต ซึ่งคำนวณการกระแสมอเตอร์และข้อผิดพลาดในการสังเกตถูกนำมาใช้เป็นข้อมูลก่อนการประมวลผล โดยใช้พารามิเตอร์ที่ประกอบด้วยค่ากลาง ความถี่ ปัจจัยยอด และรากค่าเฉลี่ยยกกำลังสอง ในการแยกความแตกต่างที่สำคัญออกจากกระแสและข้อผิดพลาดซึ่งใช้ในการควบคุมโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม สมรรถนะของตลับลูกปืน ได้แก่ สภาพปกติ สภาพไม่มีสารหล่อลื่น และข้อบกพร่องที่เกิดกับบรอนนอก จะได้รับการตรวจสอบลำหนดให้เป็นเป้าหมายของการจำแนก การสร้างโมเดลได้เปลี่ยนจำนวนชั้นซ่อนเพื่อตรวจสอบแบบจำลองที่เหมาะสมและให้ความถูกต้องสูงสุดในกระบวนการฝึก ผลการวิจัยพบว่าสามารถใช้ข้อมูลตัวแปรสถานะจากการประมวลผลด้วยตัวสังเกต และการประมวลผลสัญญาณ เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการตรวจจับ และจำแนกข้อบกพร่องของตลับลูกปืน ที่จำนวนชั้นซ่อนของโมเดลเท่ากับ 15 ให้ความแม่นยำสูงที่สุดเท่ากับ 94.4%

กิตติกรรมประกาศ/Acknowledgements

ขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีและ RAP Enterprise and Services Co.Ltd. ในการสนับสนุนทุนและเครื่องมือในการทำวิจัย

เอกสารอ้างอิง/Reference

- Cui L, Wang J, L. Seungchul. (2014). "Matching Pursuit of an Adaptive Impulse Dictionary for Bearing Fault Diagnosis", *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 333, No. 10, pp. 2840-2862.
- D. Pal. (2016) "Full Order Observer Controller Design for DC Motor Based on State Space Approach," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 5, Issue 2, Feb. pp. 1752–1756.
- Dubey R and Agrawal D. (2015). *IET Science, Measurement & Technology*, 9(8) 1016
- Khajorntraidet C., Srisertpol J., and Prattanarak C. (2013). "Alternative Technique for DC Servo Motor Control using Adaptive Load Torque Compensator," *Advanced Science Letters*, vol.19(8), pp.2139- 2143.
- K. Li. (2013) . "PID tuning for optimal closed-loop performance with specified gain and phase margins," *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol.21, no.3, pp.1024-1030.
- N.Tandon. (1994). - A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings. | *Measurement*, vol. 12, pp.285-289.
- P.D.McFadden and J.D.Smith. (1984). - Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique-A review. *Tribology International*, vol.17, no. 1, pp.3-10.
- X.Q. Zeng, J. Li. (2016) "The research of time frequency image based on convolution neural network," *Machinery & Electronics*, vol. 34, no. 5, pp. 25-29.
- X.X. Ding, Q.B. HE. (2017) "Energy-Fluctuated Multiscale Feature Learning With Deep ConvNet for Intelligent Spindle Bearing Fault Diagnosis," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, pp. 1-10, March 2017.
- Zhao D, Wang T, and Chu F. (2019). *Computers in Industry*. 107 59

Roller bearing faults classification using Artificial Neural Network based on Servo system with Observer design

THANASAK WANGLOMKLANG, THANYABOON TUNTAVESESAK,
WINAI TUMTHONG, JIRAPHON SRISERTPOL
School of Mechanical Engineering, Suranaree University of Technology
111 University Avenue Muang, Nakhon Ratchasima 30000
THAILAND

Abstract: - The roller bearing is the main component of rotating machines, which is used to reduce friction while the machine operation. The bearing faults are the key problem of the rotating machine because they affect the unusual operation and caused machine downtime. This paper presented the fault detection approach based on an Artificial Neural Network (ANN) to recognize the bearing conditions. Servo systems with observers were designed for motor control and estimating current signal. The bearing conditions demonstrated in three cases consisted of normal, no lubricant, and outer race defect. For ANN model training, four statistical parameters including mean, crest factor, kurtosis, and root-mean-square (RMS) were selected to identify the causal characteristics of the motor current from observer and observation error data. The result indicated that the fault detection model has been displayed a classification accuracy of 94.4% which appropriate using in real operations.

Key-Words: - roller bearing, fault classification, observer design, artificial neural network, DC motor control.

Received: August 19, 2021. Revised: October 18, 2022. Accepted: November 14, 2022. Published: December 8, 2022.

1 Introduction

Nowadays, many industries utilized the rotating machine as a power drive for several mechanisms and shafts. The rotating machine is required a control algorithm, for instance, a PID controller to regulate a speed at the desired operating point and other components to support their motion. The roller bearing is the main part used for supporting shaft rotation. In the real process, the machine was operated continuously under load situations. This condition caused the bearing element tends to failure effect control system performance and reducing the machine life cycle.

The roller bearing faults have various pursuits to detect and classify. Cui Lingli, [1], presented the fault diagnosis based on adaptive machining. The vibration signal was used as analytical data and the result affected to stability and controllability of the model. The statistical parameters consisting of RMS, crest factor, and peak value were studied to analyze the bearing defects scenario, [2]. P.D. McFadden, [3], has researched vibration monitoring in a high-frequency range to explain the envelope of signal utilized for the rolling element of bearing. To accurately control motor position and speed, the adaptive load torque compensation algorithm was applied. The state

variables were estimated using the observer-based Kaman filter technique which suggests a reasonable result for the dynamics response, [4]. Debabrata Pal proposed a full-state observer with state feedback control that is simulated on motor speed control. To obtain the appropriate parameter, MATLAB software was implemented for designing the state feedback and observer gain. The experimental validation discussed in performance response and the noise signal influent the control system, [5]. In many works in fault detection and diagnosis, modern control design scheme is a powerful method that combines an intelligence approach to produce fault-tolerant control which is used in high-speed machines, [6]. The spindle bearing fault diagnosis was investigated in multiple conditions using energy-fluctuate with machine learning technique that is provided by Xiaoxi Ding, [7]. Several signal processing has been developed for failure analysis due to handling data characteristics. Toumi Yassine, [8] worked on predictive maintenance for bearing fault analysis. Hilbert transform and the FFT technique were used for feature extraction that will be transferred to create an artificial neural network model. Pratik Phalle, [9], presented fault identification using condition monitoring which contributed to the bearing diagnosis. The inter race defect was fabricated as a

faulty situation by using an electrical discharge machine (EDM). The classical control as PID controller cannot carry out the external disturbance and feedback measuring with uncertainty suggested by Jing Sun, [10].

This research purposed the development of bearing fault detection and classification approaches by using an artificial neural network. The PI servo system with state observer design is selected to control the motor angular velocity and it's used for estimating the motor current during operation. Three conditions of roller bearing which consist of normal, no lubricate, and outer race defect were investigated to demonstrate the different fault situations. The state observer variables were used as raw data for extracting into feature data which include mean, kurtosis, crest factor, and RMS. These parameters will be used to train an ANN model for the specific type of bearing fault.

2 Dc motor with rigid shaft modeling

There is a wide application of DC motors for driving a rotating machine, one of which coupling with the rotation shaft. The mathematical modeling of a DC motor with a shaft is important because of its use for system response analysis and controller design. This work discusses on modeling of a motor with a rigid shaft. Two roller bearings are supported on both sides of the shaft and it's also coupled with a loaded disc. The physical diagram illustrates the position of the DC motor and mechanical part in figure 1.

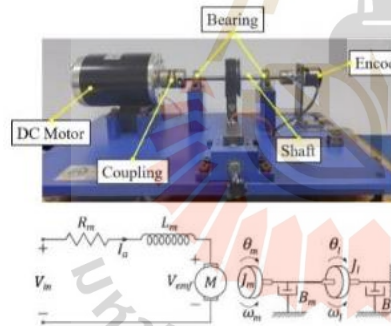


Fig.1: Physical Model of DC motor with Shaft

The model was considered through electrical and mechanical relations. The electrical part can be derived from basics series electrical circuit which follows as:

$$L_m \dot{i}(t) + R_m i(t) + k_b \omega_m(t) = V_{in}(t) \quad (1)$$

The model parameter R_m is armature resistance, L_m is armature inductance k_b is back emf constant, and ω_m is motor angular velocity in rad/s. the mechanical shaft is connected to the load disk which can explain by newton's second law which refers to (2).

$$J_m \dot{\omega}_m(t) + B_m \omega_m(t) = T_m - T_L \quad (2)$$

Where J_m is motor inertia, J_L is load inertia, B_m is motor viscous damping, and the motor torque T_m and load torque T_L are shown in (3) and (4) respectively.

$$T_m = k_t i(t) \quad (3)$$

$$T_L = J_l \dot{\omega}_l(t) + B_l \omega_l(t) \quad (4)$$

The shaft speed illustrates by ω_l , however, we assume that the motor and shaft speed are equal that can arrange into (5) as follow

$$J_e \dot{\omega}_l(t) + B_e \omega_l(t) = k_t i(t) \quad (5)$$

Where $J_e = J_m + J_l$ and $B_e = B_m + B_l$

From (1) and (5) the state space model is represented as

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i \\ \omega_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_m}{L_m} & -\frac{k_b}{L_m} \\ \frac{k_t}{J_e} & -\frac{B_e}{J_e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ \omega_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ L_m \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} V_m \quad (6)$$

system identification is a common technique based on measuring system input and output data to approximate the system parameters. It was used for estimating the motor with shaft parameters as shown in Table 1.

Table 1. Motor with Shaft parameter

parameter	value	Unit
L_m	0.057	H
R_m	0.86	Ω
k_t	0.134	Nm/A
k_b	0.06	V · s/rad
J_m	0.0014	kg · m ²
J_l	0.0003	kg · m ²
B_m	0.0072	Nm · s/rad
B_l	0.00052	Nm · s/rad

3 State feedback with observer design architecture

The purpose of the servo system as shown in figure 2 is one of the modern control arts which is a design using the pole placement method. This control system needs to be done by feedback state variable to

compute optimal input but normally some variables are difficult to measure directly therefore, the observer is utilized for its estimation. The functional

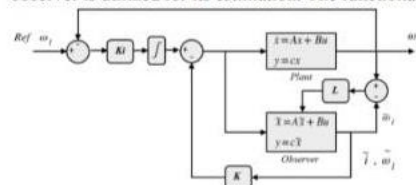


Fig. 2: Servo system with observer architecture

block diagram exposed a vital parameter which relevant in each state. The actual speed is measured for the feedback loop and compared with their estimation from the observer. The design of response specification is defined based on the second order overdamped response with suppose 8 sec of settling time. Therefore, the closed-loop pole location is placed at -0.5, -20, and -50. In addition, the observer pole must be faster than 10 times of close-loop pole in practice. The result of designing is feedback gain K is [2.95, 0.46], observer gain L is [45.1, 150.56] and $K_i = 0.36$ respectively. The state observer estimated the current and shaft rotational speed through the matrix L which can reduce the error between actual and estimate output. To validate the control system performance, reference input tracking was implemented. The set point is set as a step test by changing the profile from 500 to 600 RPM as indicated in figure 3.

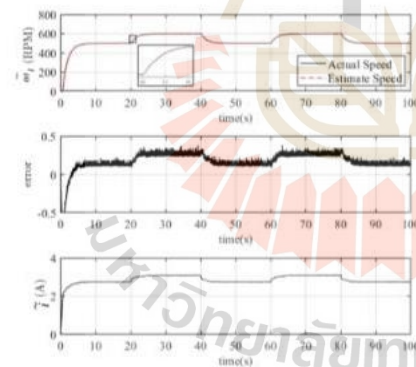


Fig. 3: Reference input tracking test and state variables

From the response, the graph is clear that the control system can control the motor speed nearly by

the desired operating point with properly transient and steady-state behavior. Moreover, the observer presented a good estimation of output speed and provided the motor current from its computation.

3 The purpose of feature extraction for time domain data.

Signal processing is the standard approach for handling measurement data. there is various method which is applied in the time and frequency domain that depends on signal characteristics. Signal noise is a usual term that comes with raw data, and it needs to be curtailed. This paper employed both low-pass and band-pass filters to reduce the influent of an unexpected signal. After the data pre-processing, the statistical features including mean, crest factor, kurtosis, and root mean square (RMS) was declared to extract the crucial manner of data. The significant feature that will be implemented to fabricate the artificial neural network model for classifying the bearing fault conditions. the mathematical formulas are following (7) to (10).

$$\text{Mean } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (7)$$

$$\text{Crest factor } C = \frac{x_{peak}}{x_{rms}} \quad (8)$$

$$\text{Kurtosis } K = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad (9)$$

Where σ is the standard deviation.

$$\text{Root Mean Square } rms = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (10)$$

4 Experimental setups

The functional diagram of testing and data collection is shown in figure 4. The procedure started with defining of reference speed input profile. The bearing conditions are prepared for three different situations. In each state will be recorded the estimation current and observation error which contribute to the MATLAB environment. Finally, feature extraction is a minor step for generating learning data set that is deployed to ANN model creation.

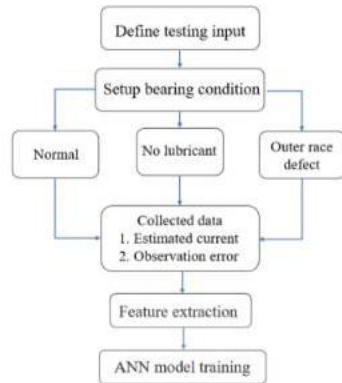


Fig.4: Experimental scheme.

4.1 Bearing fault conditions

In certain situations, the rotating machine has several problems that occur with roller bearings. Whereas there are some faults which marginal arise before the huge damage. Thus, two fault conditions of bearing were investigated. The starved lubricant condition was considered as one of all faults which are exploded to clean the grease to 0% level. Another fault is an inside surface outer race defect. It was created by a computer numerical control (CNC) machine. This status explained the bearing that initiated a deep groove caused by fatigue that is run for a long time. Figure 5 illustrated the difference in bearing conditions which use for testing.

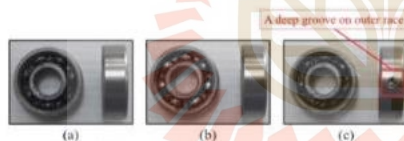


Fig.5: The bearing condition (a) Normal (b) No lubricant and (C) Outer race defect

4.2 Data collection

The estimated motor current and observation error from the control system was considered the fundamental data for the feature extraction process. The MATLAB/Simulink software is applied for data collection and interface with the ARM Cortex-a72 microcontroller to run as hardware-in-loop testing. The configuration consists of setting up the desire

speed accounting for 500 to 600 RPM. Figure 6 is showed the comparison of current and error for each bearing condition. The data were recorded in 30 samples per condition.

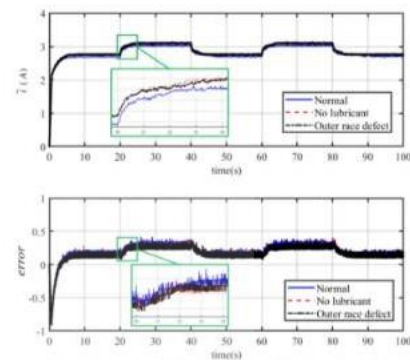


Fig.6: Fundamental data of each bearing condition.

It was found that the current between normal and other faults is distinguishable, on the other hand, two types of faults are quite tough to separate. As a result, the artificial neural network (ANN) will be an appropriate approach to classify these fault symptoms.

4.3 Feature data and ANN model training

The maps as shown in figure 7 and figure 8 are represented by essential feature current and error data. it contains 30 data points for each condition thus, there are 8 different inputs to supervise the model. From the graph, it can be classified as normal and other cases of fault. On the other hand, all features are difficult to distinguish between no lubricant and outer race defect condition.

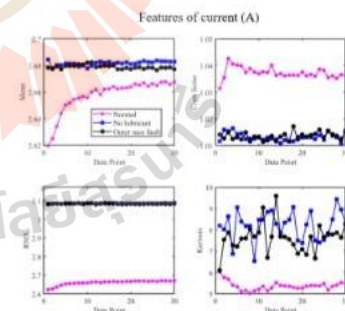


Fig.7: Feature map of current

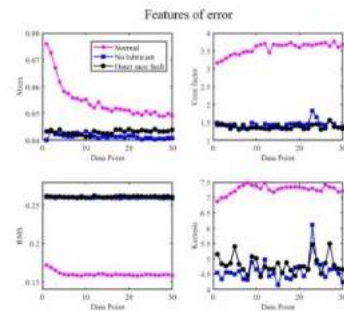


Fig. 8: Feature map of error

Consequently, the ANN will be used to learn the featured trait that is ambiguous in each fault. The structure of the ANN model has multiple parameters that affect the prediction accuracy such as the amount hidden layer, activating function, learning algorithm, and the quality of the input data set. The observation of some neural in hidden layer change is presented to examine the highest model accuracy. In this studying, we have compared five different neural representing 5, 10, 15, 20, and 25 layers. The training data set was split to training 70% for supervising and the network is adjusted according to its error. the validation process is used 15% of data for measuring network generalization, and to halt training when generalization stops improving. The final step is model testing, it utilized the data by 15% that is for measure the model classification after training. In pattern recognition, the neural network is used for classifying inputs into a set of target categories it's which means three bearing conditions. The network will be trained with scaled conjugate gradient backpropagation and set the SoftMax function as activating function. The configuration of the model structure for 10 neural in the hidden layer is illustrated in figure 9.

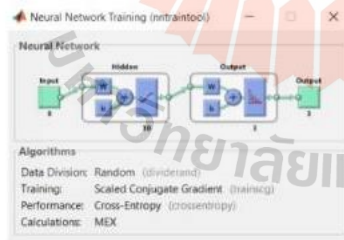


Fig. 9: The example configuration of the ANN model

The result is revealed in table 2. It is clear from Table 2 that increasing the hidden layer number implied the optimal value representing 15 numbers which generates the model accuracy of 94.4%.

Table 2: Model accuracy with various neural number

Number of Neural	%Accuracy
5	66.7
10	90.0
15	94.4
20	91.1
25	88.9

Many loss functions are used for the optimization of model weight in the training process. This work has used the Cross-Entropy loss which is one of the powerful functions for model validation. The result can discuss the performance curve as shown in figure 10. All curves are demonstrated the optimal point to stop learning the highest accuracy model at epoch 30. Minimizing cross-entropy is given better results as can be seen from the result of the graph.

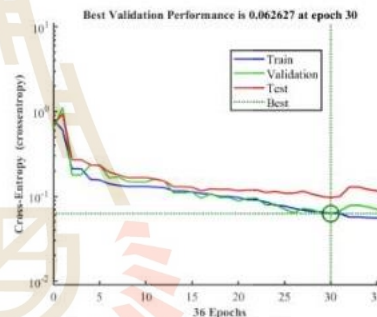


Fig. 10: Cross-Entropy validation curve

4.4 Fault classification result

The confusion matrix is commonly used to interpret classification accuracy. As shown in figure 11 combined the detail of the neural network model for classifying the bearing conditions. the numbers 1, 2, and 3 are represented the normal, no lubricant, and outer race defect classes respectively. Training, validation, and test matrix appeared a correction of more than 90%, and all matrices denoted with 100% for detecting between normal and no lubricant class and overall indicated 94.4% of accuracy.

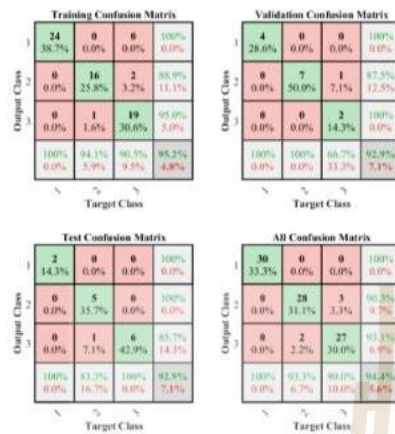


Fig.11: Confusion matrix of fault classify model

5 Conclusion

This article proposes a classification of roller bearing fault based on an artificial neural network (ANN) and servo system with state observer design. The estimated motor current and observation error are utilized as preprocessing data. The parameters consisting of mean, kurtosis, crest factor, and root mean square are used to extract the crucial feature from current and error which is used to supervise the neural network model. Three conditions of bearing include normal, no lubricant, and outer race defect are investigated as the target of the model. The number of neural in the hidden layer was changed to examine a suitable model in the training process. Using state variable data, signal processing, and ANN algorithm can be applied to fabricate the bearing fault detection model. The result revealed that the model has an accuracy of 94.4% for classifying demonstration roller bearing faults.

Acknowledgment:

The authors would like to thank Suranaree University of Technology for laboratory testing and financial support for this research project.

References:

- [1] Cui, Lingli, Jing Wang, and Seungchul Lee. Matching pursuit of an adaptive impulse

dictionary for bearing fault diagnosis. *Journal of Sound and Vibration* 333.10, 2014, 2840-2862.

- [2] Tandon, N. A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings. *Measurement* 12.3, 1994, 285-289.
- [3] McFadden, P. D., and J. D. Smith. Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique a review. *Tribology international* 17.1, 1984, 3-10.
- [4] Khajomtraiet, C., J. Srisertpol, and C. Prattanak. Alternative technique for DC servo motor control using adaptive load torque compensator. *Advanced science letters* 19.8, 2013, 2139-2143.
- [5] Talole, Sanjay E., Jayawant P. Kolhe, and Srivijay B. Phadke. Extended-state-observer-based control of flexible-joint system with experimental validation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 57.4, 2009, 1411-1419.
- [6] Chommuangpuck, Prathan, et al. *Fault Tolerant Control Based on an Observer on PI Servo Design for a High-Speed Automation Machine*. *Machines* 8.2, 2020, 22.
- [7] Ding, Xiaoxi, and Qingbo He. Energy-fluctuated multiscale feature learning with deep convnet for intelligent spindle bearing fault diagnosis. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 66.8, 2017, 1926-1935.
- [8] Yassine, Toumi, Lachenani Sidahmed, and Ould Zmirli Mohamed. Bearing fault classification based on envelope analysis and artificial neural network. 2019 International Conference on Advanced Electrical Engineering (ICAEE). IEEE, 2019.
- [9] Phalle, Pratik, and Sangram Patil. Fault Diagnosis of Rolling Element Bearing Using Artificial Neural Networks. 2021 4th Biennial International Conference on Nascent Technologies in Engineering (ICNTE). IEEE, 2021.
- [10] Sun, Jing, Chunyang Wang, and Ruihao Xin. On disturbance rejection control of servo system based on the improved disturbance observer. 2018 37th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2018.

Creative Commons Attribution License 4.0 (Attribution 4.0 International, CC BY 4.0)

This article is published under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0
https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.en_US

CERTIFICATION for the PEER REVIEW PROCESS &
EVALUATION of the PEER REVIEW PROCESS &
CERTIFICATION for NON EXISTENCE of ARTIFICIAL CITATIONS
and ANTI-PLAGIARISM CONTROL

Name: Thanasak Wanglomklang, Thanyaboon Tuntavesesak, Winai Tumthong and Jiraphon Srisertpol

Institution: School of Mechanical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology

City: Muang, Nakhon Ratchasima

Country: Thailand 30000

Phone: +66960411806

Academic Email: thanasak.w@sut.ac.th

Corresponding Author: jiraphon@sut.ac.th

I declare, I confirm, I certify, and I sign that I received substantial, important, line by line peer review with several and substantial comments, important remarks and hints from, at least, 3 Reviewers and the Assistant Editor for my paper: Roller bearing faults classification using Artificial Neural Network based on Servo system with Observer design.

with Authors: Thanasak Wanglomklang, Thanyaboon Tuntavesesak, Winai Tumthong and Jiraphon Srisertpol

I would like to thank all the reviewers for their thoughtful comments and efforts towards improving our manuscript. We revised the manuscript with special attention to the comments that we received from Three reviewers (elecs2022-132-reviews) reviewers that were experts, specialists in the area of my paper.

I declare, confirm, certify and sign that WSEAS has checked my paper for possible plagiarism by Turnitin and my paper was found without plagiarism or self-plagiarism by Turnitin. I also declare, confirm, certify and sign that also that no Associate-Editor, no Editor-in-Chief, no member of the WSEAS Secretariat forced me in this Journal to add references (citations) to any previous publications of the journal.

I also declare, confirm, certify and sign that I have made all the changes, modifications, additions, studies, corrections asked by the reviewers and I have fully complied with their instructions. I also understand that before the publication the 3 (or more than 3) reviewers will check my paper to see if all the changes, modifications, additions, studies, corrections etc have been done and I authorize the WSEAS to publish my paper or to reject my paper even in the 2nd round of peer review or to continue with an additional round of peer review.

I also declare, I confirm, I certify and I sign that I will not publish this paper or an important part of the paper in any other Journal (inside or outside WSEAS) Conference Proceedings (inside or outside WSEAS), Book (inside

ประวัติผู้เขียน

นายธัญบุรณ์ ทุนทวีศิลปศักดิ์ เกิดเมื่อวันที่ 29 มิถุนายน พ.ศ.2542 ที่ตำบลสูงเนิน อำเภอสูงเนิน จังหวัดนครราชสีมา เริ่มเข้าศึกษาในระดับประถมศึกษาชั้นประถมศึกษาที่ 1-6 ที่โรงเรียนมงคลกุลวิทยา และเข้าศึกษาในระดับชั้นมัธยมศึกษาชั้นปีที่ 1-6 ที่โรงเรียนราชสีมาวิทยาลัย สำเร็จการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมเครื่องกล) สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2563 ได้ศึกษาต่อระดับวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ ขณะศึกษาระดับปริญญาโทได้นำเสนอผลงานทางวิชาการจำนวน 3 เรื่องในการประชุมวิชาการ ได้แก่

1. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 44 The 44th Electrical Engineering Conference (EECON44) วันที่ 17-19 พฤศจิกายน 2564 ณ โรงแรม ดิ อิมเพรส น่าน อำเภอเมืองน่าน จังหวัดน่าน
2. การประชุมวิชาการระดับชาติ ราชชมงคลสุรินทร์ ครั้งที่ 13 วิจัยและนวัตกรรมเพื่อพัฒนาเศรษฐกิจ BCG” วันที่ 17 - 18 พฤศจิกายน 2565 ณ มหาวิทยาลัย เทคโนโลยีราชชมงคลอีสาน วิทยาเขตสุรินทร์
3. 6th European Conference on Electrical Engineering & Computer Science (ELECS 2022) Bern, Switzerland, December 21-23, 2022