

การประมาณระดับการสัมผัสเนื่องจากการเสียดมูลของโบลเวอร์
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับระบบควบคุม
แบบเซอร์โวและตัวสังเกต



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2563

**ESTIMATION UNBALANCE OF BLOWER USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH
PI SERVO SYSTEM AND OBSERVER**



Karin Kosiyaturak

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the
Degree of Master of Engineering in Mechatronic Engineering**

Suranaree University of Technology

Academic Year 2020

การประเมินระดับการสิ้นสะท้อนจากการเสียสมดุลของโบลเวอร์โดยใช้โครงข่าย
ประสาทเทียมร่วมกับระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(รศ. ดร. โศรฎา แจ็งการ)

ประธานกรรมการ



(รศ. ดร. จิระพล ศรีเสรีรุผล)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(ดร. สุพัฒน์ กลั่นเขียว)

กรรมการ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



(รศ. ร.อ. ดร. กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและพัฒนาความเป็นสากล



(รศ. ดร. พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

กรินทร์ โกสิยานุรักษ์ : การประมาณระดับการสั่นสะเทือนจากการเสียสมดุลของ
โบลเวอร์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต
(ESTIMATION UNBALANCE OF BLOWER USING ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK WITH PI SERVO SYSTEM AND OBSERVER) อาจารย์ที่ปรึกษา :
รองศาสตราจารย์ ดร.จิระพล ศรีเสริฐผล, 104 หน้า.

โบลเวอร์เป็นเครื่องจักรหมุนที่นำมาใช้เพื่อระบายอากาศหรือดูดความชื้น ซึ่งมีช่วงการทำงานที่ความเร็วสูง โดยจะทำงานต่อเนื่องอย่างตลอดเวลา ซึ่งต้องมีการบำรุงรักษาที่ดีเพื่อป้องกันการล้าหรือเสียหายของโครงสร้างหรือชิ้นส่วนที่ทำให้เครื่องจักรหมุนเกิดความไม่สมดุลในการหมุน (Unbalance) สาเหตุเหล่านี้ทำให้โครงสร้างของเครื่องจักรเกิดการสึกหรอเร็วกว่าปกติ ประสิทธิภาพการทำงานของเครื่องจักรลดลง สิ้นเปลืองพลังงาน เสียค่าใช้จ่ายในการซ่อมบำรุง และเสียเวลาในการซ่อมแซม งานวิจัยนี้จึงนำเสนอระบบควบคุมความเร็วรอบที่สามารถประมาณระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์ที่เกิดจากความไม่สมดุลในการหมุน โดยใช้ตัวควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกต สำหรับประมาณค่าตัวแปรสถานะของระบบแทนการติดตั้งอุปกรณ์วัด โดยการนำข้อมูลของตัวแปรสถานะที่ได้ไปประมาณระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์แบ่งตามมาตรฐาน ISO 10816 โดยประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนกกลุ่มการสั่นสะเทือนทั้ง 3 กลุ่ม คือ กลุ่ม Good (0.28 - 0.71 mm/s), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/s) และ Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/s) โดยเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างสองอินพุต, สามอินพุต และสี่อินพุต ด้วยจำนวนชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน (Hidden layer) ใช้แบบ 2 จำลองสำหรับฝึกสอน คือ Levenberg marquardt algorithm และ Scaled conjugate gradient เพื่อหาแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบสี่อินพุตที่จำนวนชั้นซ่อน 30 ชั้น และอัลกอริทึมแบบ Levenberg marquardt algorithm ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด คือ 98.9%

สาขาวิชา วิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์
ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อนักศึกษา กรินทร์
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา จิระพล

KARIN KOSIYANURAK : ESTIMATION UNBALANCE OF BLOWER
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH PI SERVO SYSTEM
AND OBSERVER. THESIS ADVISOR : ASSOC.PROF.
JIRAPHON SRISERTPOL, Ph.D., 104 PP.

ESTIMATION/ARTIFICIAL NEURAL NETWORK/BLOWER/VIBRATION/
PI SERVO SYSTEM

Blowers are rotary machines used to ventilate or dehumidify. Which has a working range at high speed which will work continuously. This requires good maintenance to prevent fatigue or damage to structures or parts. That causes the rotating machinery to unbalance in rotation, which causes the mechanical structure to wear out earlier than usual, Machine performance decreases, Power consumption, Cost of maintenance and time-consuming repairs. This research proposes a speed control system that can estimate the rating of blower vibration caused by rotational imbalance. By using a servo controller in conjunction with an observer. For estimating system status variables instead of installing measuring devices. By using the data of the obtained state variables to estimate the vibration levels of the blower, divided according to the ISO 10816 standard, the neural network model was applied to classify the three vibration groups as follows Good (0.28 - 0.71 mm/s), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/s) and Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/s). By comparing the difference between two, three, and four inputs with a different number of hidden layers, two models were used for the trainer, the Levenberg marquardt algorithm and the Scaled conjugate gradient, to find the model with accuracy. The highest it was found that the four-input neural network

model. At 30 hidden layers and the Levenberg marquardt algorithm, the highest accuracy is 98.9%.



School of Mechatronic Engineering

Academic year 2020

Student's Signature

Karin

Advisor's Signature

Sitpol J

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบุคคลต่าง ๆ ที่ให้คำปรึกษา แนะนำ และช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการและการดำเนินงานวิจัย จนวิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ทุกประการ

รองศาสตราจารย์ ดร.จิระพล ศรีเสริฐผล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ ทั้งในด้านทฤษฎี ด้านองค์ความรู้ และด้านการดำเนินงานวิจัย และยังเป็นตัวอย่างในการใช้ชีวิตทางด้านการให้ ความพากเพียร และความอดทนอดกลั้น ซึ่งผู้วิจัยขอขอบคุณท่านเป็นอย่างสูง และจะนำเอาวิชาความรู้และการดำรงชีวิตไปประยุกต์ใช้กับการทำงานในภายภาคหน้าต่อไป

รองศาสตราจารย์ เรืออากาศเอก ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์, ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.โสรฎา แจ้งการ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อุเทน ลิติน ที่ให้ความรู้ในด้านวิชาการที่เป็นประโยชน์ในการดำเนินงานวิจัย ซึ่งผู้วิจัยนำมาประยุกต์ใช้จนทำให้งานวิจัยนี้สำเร็จได้

ขอขอบคุณบุคคลดังต่อไปนี้ที่ให้ความช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ ในระหว่างทำงานวิจัย ซึ่งผู้วิจัยรู้สึกทราบบ้างอย่างยั้ง และขอจดจำไว้ตลอดไป

สถาบันวิจัยแสงซินโครตรอน (องค์การมหาชน) ที่ได้มอบทุนการศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาแก่ผู้วิจัย รวมทั้งค่าใช้จ่ายในการดำรงชีวิต

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ประจำสถาบันวิจัยแสงซินโครตรอนทุก ๆ ท่าน ที่อำนวยความสะดวกในด้านงานเอกสารต่าง ๆ ตลอดจนให้คำปรึกษาแก่ผู้วิจัยด้วยดีเสมอมา

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ประจำสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ทุก ๆ ท่าน ที่อำนวยความสะดวกในด้านงานเอกสารต่าง ๆ ตลอดจนให้คำปรึกษาแก่ผู้วิจัยด้วยดีเสมอมา

ขอขอบคุณพี่ ๆ เพื่อน ๆ น้อง ๆ ในกลุ่มวิจัย System and Control Engineering Laboratory ที่คอยช่วยเหลือ ให้คำปรึกษา ชี้แนะแนวทางแก้ไขปัญหาทั้งด้านงานวิจัยและการดำรงชีวิต

ท้ายนี้ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อสมเกียรติ คุณแม่ชัญญ์ญาณ์ สมาชิกครอบครัวโกสิยานุรักษ์ และครอบครัวปานกลางวิพันธุ์ ที่ให้การอุปการะเลี้ยงดูด้วยความรักความอบอุ่นอบรมสั่งสอนให้เป็นคนดี กตัญญูรู้คุณ ตลอดจนส่งเสริมการศึกษา และให้กำลังใจเป็นอย่างดีเสมอมา และคอยสนับสนุนในทุก ๆ ด้าน จนกระทั่งผู้วิจัยประสบความสำเร็จตลอดมา

กรินทร์ โกสิยานุรักษ์

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ง
สารบัญ.....	จ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญรูป.....	ญ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.4 ระเบียบวิธีวิจัย.....	2
1.5 สถานที่ทำงานวิจัย.....	3
1.6 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย.....	3
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.8 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์.....	4
2 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 บทนำ.....	5
2.2 เครื่องจักรหมุน.....	5
2.3 ระบบควบคุม.....	6
2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน.....	8
2.5 บล็อกไดอะแกรม.....	9
2.6 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์.....	9
2.7 ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ.....	10
2.8 ตัวสังเกต.....	14
2.8.1 ตัวสังเกตอันดับเต็ม.....	15

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.9	การสันสะเทือนแบบบังคับ.....	16
2.9.1	การสันแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่ไม่มีความหน่วง.....	17
2.9.2	การสันแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่มีความหน่วง.....	18
2.10	ความไม่สมดุลของการหมุน	18
2.11	อุปกรณ์วัดการสันสะเทือน	20
2.12	มาตรฐานของการสันสะเทือน	22
2.13	ปัญหาประดิษฐ์.....	23
2.14	การเรียนรู้ของเครื่องจักร.....	24
2.14.1	การเรียนรู้แบบมีผู้สอน.....	25
2.14.2	การเรียนรู้แบบ ไม่มีผู้สอน.....	25
2.14.3	การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง.....	26
2.15	การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล.....	26
2.16	โครงข่ายประสาทเทียม	27
2.16.1	ส่วนประกอบของนิวรอลเน็ตเวิร์ก.....	28
2.16.2	องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม.....	29
2.16.3	โครงข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า.....	30
2.16.4	โครงข่ายการส่งข้อมูลย้อนกลับ.....	31
2.17	ปริทัศน์วรรณกรรมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	33
2.17.1	การสันแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่ไม่มีความหน่วง.....	33
2.17.2	การสันแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่มีความหน่วง.....	34
2.18	สรุป	35
3	วิธีดำเนินงานวิจัย.....	36
3.1	บทนำ.....	36
3.2	ออกแบบและสร้างชุดทดสอบ.....	37
3.2.1	ชุดควบคุม.....	38
3.2.2	ไฟเบอร์ออปติกเซนเซอร์.....	38
3.3	การทดสอบ โมดอล.....	40

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.4	ออกแบบการทดลองกรณีเกิดความไม่สมดุลในการหมุนใบพัด ของโบลเวอร์.....	42
3.5	เครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือน.....	42
3.6	แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง.....	43
3.6.1	แบบจำลองของระบบในปริภูมิสแตท.....	45
3.7	การระบุเอกลักษณ์ของโบลเวอร์.....	47
3.8	ทดลองแบบจำลองด้วยตัวสังเกตรบบวงเปิด.....	49
3.9	ทดลองระบบควบคุม.....	52
3.10	ข้อมูลตัวแปรสถานะจากตัวสังเกตในแต่ละกลุ่มการสั่นสะเทือน ของโบลเวอร์.....	55
3.10.1	ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่นสะเทือน Good.....	56
3.10.2	ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่นสะเทือน Satisfactory.....	57
3.10.3	ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่นสะเทือน Unsatisfactory.....	58
3.10.4	ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่นสะเทือน Good, Satisfactory และ Unsatisfactory.....	59
3.11	สรุป.....	61
4	ผลการศึกษาและการวิเคราะห์ผล.....	63
4.1	บทนำ.....	63
4.2	สกัดคุณลักษณะ.....	63
4.2.1	การแยกข้อมูลด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน.....	64
4.2.2	การแยกข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ยกำลังสอง.....	66
4.2.3	การแยกข้อมูลด้วยค่าความโค้ง.....	68
4.2.4	การแยกข้อมูลด้วยอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย.....	70
4.3	การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB.....	73
4.4	ผลการประเมินระดับกลุ่มการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์.....	74
4.5	สรุป.....	77

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5	บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	79
5.1	สรุปผลการวิจัย.....	79
5.2	ข้อเสนอแนะ.....	81
	รายการอ้างอิง.....	82
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก. ขั้นตอนการใช้เครื่องมือและโปรแกรม Dewesoft สำหรับหา	
	ความถี่ธรรมชาติด้วยวิธีการ โมดอล.....	84
	ภาคผนวก ข. ขั้นตอนการระบุเอกลักษณ์ โดยโปรแกรม MATLAB เพื่อประมาณ	
	พารามิเตอร์ของระบบ.....	88
	ภาคผนวก ค. โปรแกรมสำหรับฝึกสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	93
	ภาคผนวก ง. บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา.....	99
	ประวัติผู้เขียน.....	104

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดสอบโมดอล.....	41
3.2 ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้.....	49
3.3 ค่า Gain observer ของโพลระบบที่ 5 เท่า และ 10 เท่า	52
3.4 ค่าอัตราขยายป้อนกลับที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 2 วินาทีและ 4 วินาที.....	53
4.1 ผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม.....	75

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	โบลเวอร์.....6
2.2	หลักการทำงานของลูกลอย 7
2.3	แผนภาพระบบวงเปิด7
2.4	แผนภาพระบบวงปิด..... 8
2.5	ฟังก์ชันถ่ายโอน..... 8
2.6	บล็อกไดอะแกรมของระบบวงปิด9
2.7	ระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ 10
2.8	ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกต 15
2.9	บล็อกไดอะแกรมของระบบที่มีตัวสังเกต 16
2.10	การสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่ไม่มี ความหน่วง..... 17
2.11	การสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบแบบที่มี ความหน่วง..... 18
2.12	แผนภาพแสดงความไม่สมดุลของการหมุน 19
2.13	แบบจำลองทางกายภาพของระบบความไม่สมดุลของการหมุน 19
2.14	ทรานดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร็ว..... 21
2.15	ทรานดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร่ง..... 21
2.16	มาตรฐาน ISO 10816 23
2.17	องค์ประกอบของปัญญาประดิษฐ์ 24
2.18	ประเภทการเรียนรู้ของเครื่องจักร 25
2.19	ความแตกต่างระหว่าง Supervised learning และ Unsupervised learning..... 25
2.20	แผนภาพการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning)..... 26
2.21	โครงข่ายประสาท..... 28
2.22	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม..... 28
2.23	รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้น..... 29
2.24	แบบจำลองโครงข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า..... 30
2.25	แบบจำลองโครงข่ายการส่งข้อมูลป้อนกลับ 31

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.26 แผนภาพการแบ่งชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนโมเดล	32
2.27 Confusion Matrix	33
3.1 ภาพรวมการทำงานของระบบควบคุมและการประมาณระดับกลุ่มการสันสะเทือน	36
3.2 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	37
3.3 โบลเวอร์	37
3.4 ชุดควบคุม	38
3.5 ไฟเบอร์ออปติกเซนเซอร์	39
3.6 หลักการทำงานของโฟโตอิเล็กทริกเซนเซอร์	39
3.7 อุปกรณ์สำหรับทดสอบ โมคคูล	40
3.8 ตำแหน่งจุดเกาะและติดตั้งเซนเซอร์	41
3.9 ความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์	41
3.10 เครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสันสะเทือนและทรานควิวเซอร์วัดสัญญาณ การสันสะเทือน	43
3.11 โครงสร้างทั่วไปของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง	43
3.12 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองตัวแปรสแตท	45
3.13 อินพุตสำหรับระบุเอกลักษณ์	47
3.14 เอาต์พุตสำหรับระบุเอกลักษณ์	47
3.15 บล็อกไดอะแกรมที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์	48
3.16 ผลการประมาณค่าแบบจำลอง	48
3.17 ตัวสังเกตระบบวงเปิด	50
3.18 เปรียบเทียบค่า Error ระหว่างตัวสังเกต 5 เท่า และ 10 เท่าของโพล	52
3.19 ผลตอบสนองจริงที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 2 วินาที	53
3.20 ตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 2 วินาที	54
3.21 ผลตอบสนองจริงที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 4 วินาที	54
3.22 ตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 4 วินาที	55
3.23 บล็อกไดอะแกรมสำหรับควบคุมและเก็บข้อมูล	55
3.24 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสันสะเทือน Good	56

สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.25 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั้นสะเทือน Satisfactory.....	57
3.26 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั้นสะเทือน Unsatisfactory.....	58
3.27 ค่ากระแสไฟฟ้าในทุกกลุ่มการสั้นสะเทือน.....	59
3.28 ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตกับระบบจริงในทุกกลุ่มการสั้นสะเทือน.....	59
3.29 ค่าความเร็วรอบในทุกกลุ่มการสั้นสะเทือน.....	60
3.30 ค่าแรงดันไฟฟ้าในทุกกลุ่มการสั้นสะเทือน.....	60
4.1 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของกระแสมอเตอร์.....	64
4.2 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต.....	65
4.3 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความเร็ว.....	65
4.4 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์.....	66
4.5 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของกระแสมอเตอร์.....	66
4.6 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต.....	67
4.7 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความเร็ว.....	67
4.8 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์.....	68
4.9 ค่าความโค้งของกระแสมอเตอร์.....	68
4.10 ค่าความโค้งของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต.....	69
4.11 ค่าความโค้งของความเร็ว.....	69
4.12 ค่าความโค้งของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์.....	70
4.13 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของกระแสมอเตอร์.....	70
4.14 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต.....	71
4.15 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของความเร็ว.....	71
4.16 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์.....	72
4.17 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต.....	73
4.18 แผนภาพการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	74
4.19 คอนฟิวชันเมตริกซ์ของแบบจำลองที่มีความถูกต้องมากที่สุด.....	77

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
ก.1 การตั้งค่ารับส่งค่าจากเซนเซอร์	85
ก.2 การตั้งค่าก้อนและเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือน	85
ก.3 ขั้นตอนการเข้าโมดูลวิธีการทดสอบโมดูล	86
ก.4 ขั้นตอนการตั้งค่าจำนวนตำแหน่งเกาและติดตั้งเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือน	86
ก.5 ขั้นตอนเก็บค่าการสั่นสะเทือน	87
ก.6 กราฟแสดงความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์	87
ข.1 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง	89
ข.2 กำหนดพารามิเตอร์และค่าเริ่มต้นของระบบ	89
ข.3 ขั้นตอนการเข้า Parameter Estimation.....	90
ข.4 ขั้นตอนการนำเข้าข้อมูลการทดลอง	90
ข.5 ขั้นตอนการกำหนดพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า	91
ข.6 ขั้นตอนการกำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า	91
ข.7 ขั้นตอนการตั้งค่าเพื่อหาวิธีการหาค่าที่เหมาะสม.....	92
ข.8 กราฟแสดงผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ	92

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เครื่องจักรหมุนเป็นเครื่องจักรประเภทหนึ่งที่อยู่ในอุตสาหกรรมตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน อาทิเช่น มอเตอร์ไฟฟ้า, โบลเวอร์, เครื่องปั้มน้ำ และสายพานลำเลียง เป็นต้น ซึ่งในปัจจุบันมีการแข่งขันทางด้านเศรษฐกิจสูงเป็นผลให้อุตสาหกรรมต้องมีการปรับตัว ด้วยการนำเครื่องจักรเข้ามาทำงานแทนคนมากขึ้น เพื่อให้สามารถทำงานได้ตลอดเวลา และยังเป็นการควบคุมคุณภาพของผลิตภัณฑ์ให้ได้มาตรฐานอีกด้วย ทั้งนี้เมื่อเครื่องจักรทำงานตลอดเวลาเป็นระยะเวลานาน อาจทำให้เกิดการสึกหรอหรือชำรุดของชิ้นส่วนต่าง ๆ เป็นเหตุให้เครื่องจักรเกิดการเสียหาย (Break down) ไม่สามารถทำงานต่อไปได้ เพราะเหตุนี้จึงต้องมีการซ่อมบำรุงเชิงป้องกันขึ้น โดยเป็นการวางแผนเปลี่ยนชิ้นส่วนหรือซ่อมแซมส่วนต่าง ๆ ของเครื่องจักรก่อนเกิดความเสียหาย ซึ่งการซ่อมบำรุงเชิงป้องกันมีข้อดีคือ การกักตุนชิ้นส่วนต่าง ๆ ของเครื่องจักรจำนวนมาก ทำให้มีต้นทุนการผลิตที่สูงขึ้นและการเปลี่ยนชิ้นส่วนต่าง ๆ ก่อนการเสียหายจริง หรือในบางกรณีอาจเกิดการเสียหายของชิ้นส่วนต่าง ๆ ก่อนแล้วแต่ยังไม่ถึงกำหนดเวลาการซ่อมบำรุงก็อาจเป็นเหตุให้เครื่องจักรเกิดความเสียหายได้ โดยทั่วไปแล้วเมื่อเครื่องจักรมีชิ้นส่วนที่เกิดการชำรุดหรือเสียหายจะแสดงอาการทางกลออกมาเช่น ความร้อน, เสียง, การสั่นสะเทือน และอาการที่แสดงในทางไฟฟ้า เช่น มีการใช้กระแสไฟฟ้าที่มากขึ้น ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเสนอระบบควบคุมความเร็วรอบของโบลเวอร์ที่สามารถประมาณระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์ได้ โดยจะจำแนกระดับการสั่นสะเทือนออกเป็น 3 ระดับ คือ Good (0.28 - 0.71 mm/s), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/s) และ Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/s) ซึ่งระบบควบคุมที่ใช้จะเป็นระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ (Servo system) ที่ออกแบบโดยใช้เทคนิคการวางโพล (Pole Placement method) และใช้ตัวสังเกต เพื่อช่วยลดการติดตั้งอุปกรณ์วัดค่าของระบบจริง โดยตัวสังเกตจะประมาณพารามิเตอร์ของระบบใหม่ทั้งหมดจากพารามิเตอร์ของระบบจริงอย่างน้อย 1 ตัว และนำข้อมูลที่ประมาณจากตัวสังเกตมาสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถประมาณระดับการสั่นสะเทือนได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อออกแบบระบบควบคุมที่สามารถประมาณระดับการสั่นสะเทือน โดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม

1.2.2 เพื่อนำข้อมูลตัวแปรสถานะที่ได้จากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกตไปใช้สำหรับสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ออกแบบการทดลองการสั่นสะเทือนโดยวิธีการติดมวลเพิ่มบริเวณใบพัด เพื่อทำให้เกิดความไม่สมดุลในการหมุน (Unbalance)

1.3.2 ใช้โบลเวอร์ประเภทเบบใช้แรงเหวี่ยง (Centrifugal) ชนิด Forward Curved

1.3.3 กำหนดความเร็วรอบของโบลเวอร์ที่ 1,400 รอบต่อนาที

1.3.4 การทำงานของระบบควบคุม จำลองโดยใช้โปรแกรม MATLAB เวอร์ชัน 2017a ในส่วนของ Simulink ร่วมกับบอร์ด RAPCON

1.3.5 ออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะและตัวสังเกต โดยใช้เทคนิคการวางโพล

1.3.6 ระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์จะแบ่งตามมาตรฐาน ISO 10816 Class 1 small machine ประกอบด้วย 3 กลุ่ม คือ Good (0.28 - 0.71 mm/s), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/s) และ Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/s)

1.4 ระเบียบวิธีวิจัย

1.4.1 ศึกษาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงและระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะและตัวสังเกตที่ออกแบบโดยใช้เทคนิควางโพลและศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1.4.2 ออกแบบและสร้างโบลเวอร์

1.4.3 หาความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์ด้วยวิธีการทดสอบโมดอล

1.4.4 เก็บข้อมูลเพื่อทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของระบบด้วยวิธีการระบุเอกลักษณ์แบบวงเปิด

1.4.5 ออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะและตัวสังเกต โดยใช้โปรแกรม MATLAB ในส่วนของ Simulink

1.4.6 ทดสอบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะและตัวสังเกตที่ออกแบบไว้ โดยใช้บอร์ด RAPCON Real Time Controller

1.4.7 เก็บข้อมูลตัวแปรสถานะของระบบด้วยการประมาณค่าจากตัวสังเกตในระดับการสั่นสะเทือนทั้ง 3 ระดับ คือ Good, Satisfactory และ Unsatisfactory

1.4.8 วิเคราะห์ข้อมูลและสกัดลักษณะเด่นของข้อมูล เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1.4.9 วิเคราะห์ข้อมูลและสรุปผล

1.4.10 จัดทำเอกสารและรายงานการวิจัย

1.5 สถานที่ทำวิจัย

อาคารเครื่องมือ 4 (F4) ปฏิบัติการ System & Control Engineering Laboratory ห้อง F4104 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.6 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย

1.6.1 โบลเวอร์

1.6.2 โปรแกรม MATLAB 2017a ในส่วนของ Simulink

1.6.3 บอร์ดควบคุม RAPCON Real time controller

1.6.4 Fiberoptic sensor

1.6.5 Dewesoft

1.6.6 เครื่องมือวัดการสั่นสะเทือน CXM-FFT Analyzer

1.6.7 Vibration sensor 1 axis

1.6.8 คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.7.1 สามารถนำไปประยุกต์ใช้จริงกับระบบเฝ้าติดตามและตรวจสอบการทำงานของเครื่องจักร (Machine Monitoring System) ในงานซ่อมบำรุงรักษาได้

1.7.2 สามารถนำองค์ความรู้ต่างๆเกี่ยวกับระบบควบคุมมาประยุกต์ใช้กับแบบจำลอง
โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อช่วยในการจำแนกกลุ่มหรือตรวจจับข้อบกพร่องได้

1.7.3 เผยแพร่บทความวิจัยในงานประชุมวิชาการไม่น้อยกว่า 1 การประชุม

1.8 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

1.8.1 บทที่ 1 กล่าวถึงที่มาและความสำคัญ วัตถุประสงค์ ขอบเขต ระเบียบวิธีการวิจัย
ตลอดจนประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.8.2 บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีและปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบระบบ
ควบคุมและตัวสังเกต การสันสะเทือน อุปกรณ์วัดการสันสะเทือนรวมถึงมาตรฐานต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง
และการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประมาณระดับการสันสะเทือน

1.8.3 บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการดำเนินงานวิจัย จะเป็นในส่วนของการทำงานโมดอลเพื่อหาความถี่
ธรรมชาติ การระบุเอกลักษณ์แบบวงเปิดเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ของระบบและออกแบบระบบควบคุม
แบบป้อนกลับและตัวสังเกต เพื่อเก็บข้อมูลผลตอบสนองทางพลวัตจากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกต

1.8.4 บทที่ 4 สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประมาณระดับการสันสะเทือน
โดยใช้ข้อมูลจากตัวสังเกตและหาแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องมากที่สุดโดยใช้ตารางคอนฟิวชัน
เมตริกซ์

1.8.5 บทที่ 5 สรุปและข้อเสนอแนะ

บทที่ 2

ปรีทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

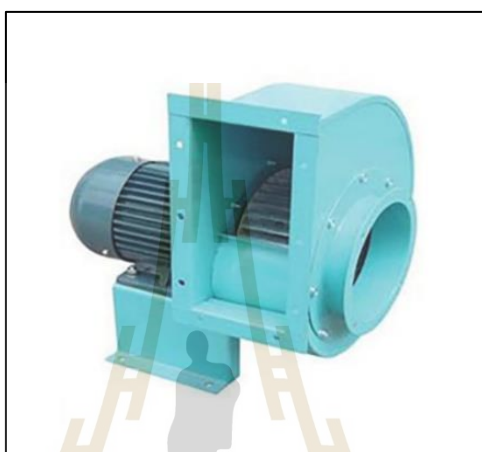
2.1 บทนำ

ตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันเครื่องจักรหมุนเป็นส่วนหนึ่งในอุตสาหกรรมต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็น อุตสาหกรรมยานยนต์, อุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ หรืออุตสาหกรรมการผลิตต่าง ๆ ล้วนมีเครื่องจักรหมุนเป็นองค์ประกอบของกระบวนการการผลิต ซึ่งการจะทำให้เครื่องจักรหมุนมีความน่าเชื่อถือ จำเป็นจะต้องมีระบบควบคุมเข้ามาควบคุมการทำงานของเครื่องจักร ซึ่งระบบควบคุมมีหลากหลายแบบ อาทิเช่น ระบบควบคุมพีไอดี, Fuzzy logic หรือ ระบบควบคุมแบบเปิดและปิด เป็นต้น ในปัจจุบันมีการแข่งขันทางด้านเศรษฐกิจสูงเป็นเหตุให้เครื่องจักรต้องทำงานตลอดเวลา ซึ่งการที่เครื่องจักรทำงานตลอดเวลาจะทำให้ตัวเครื่องจักรเกิดการสึกหรอหากไม่ได้รับการซ่อมบำรุงตามระยะเวลาที่กำหนด โดยการเสียหายของเครื่องจักรมักจะแสดงอาการทางกลออกมา เช่น การสั่นสะเทือน, ความร้อน หรือเสียง เป็นต้น ในงานวิจัยนี้จะศึกษางานวิจัยและปรีทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการสั่นสะเทือน, ระบบควบคุมป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกตและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักรด้วยแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อออกแบบระบบควบคุมความเร็วรอบที่สามารถประมาณระดับการสั่นสะเทือนจากความไม่สมดุลในการหมุนได้ ซึ่งสามารถช่วยตรวจสอบสถานะของเครื่องจักร เพื่อช่วยให้การซ่อมบำรุงรักษามีประสิทธิภาพมากขึ้น

2.2 เครื่องจักรหมุน

เครื่องจักรหมุน คือ เครื่องจักรที่มีชิ้นส่วนหรือโครงสร้างการเคลื่อนที่รอบจุดใดจุดหนึ่งในทิศทางเดียวกันอย่างต่อเนื่อง เครื่องจักรหมุนมีความสำคัญในภาคอุตสาหกรรมอย่างมาก เครื่องจักรหมุนเป็นต้นกำลังของเครื่องจักรต่าง ๆ ของกระบวนการผลิต โดยตัวเครื่องจักรหมุนสามารถแบ่งตามแหล่งจ่ายไฟฟ้าได้เป็น 2 ชนิด คือ เครื่องจักรหมุนที่ใช้ไฟฟ้ากระแสตรงและเครื่องจักรหมุนที่ใช้ไฟฟ้ากระแสสลับ ตัวอย่างของอุปกรณ์ที่เป็นเครื่องจักรหมุน ได้แก่ มอเตอร์ไฟฟ้า, โบลเวอร์ และปั๊มน้ำ เป็นต้น ในงานวิจัยนี้ได้นำโบลเวอร์มาใช้เป็นเครื่องจักรหมุน โดยโบลเวอร์ที่พบในอุตสาหกรรมจะอยู่ในส่วนของระบบระบายอากาศ ซึ่งจะทำหน้าที่หมุนเวียนอากาศภายในห้องหรือใช้ดูดความชื้นออกจากห้อง

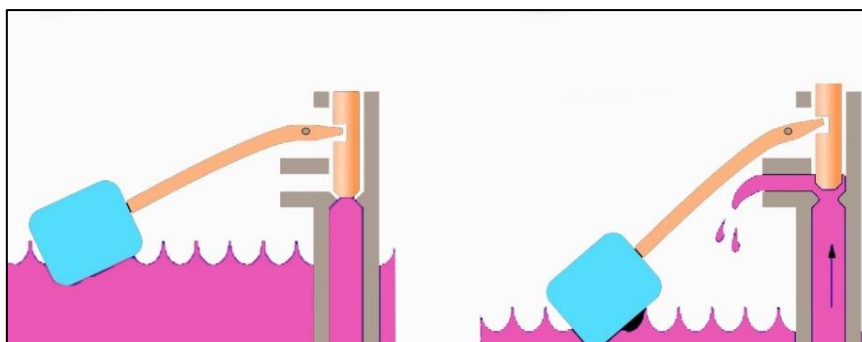
โดยโบลเวอร์สามารถแบ่งประเภทตามแกนหมุนได้ 2 ประเภท คือ 1) แบบหอยโข่งหรือแบบใช้แรงเหวี่ยง (Centrifugal or Radial) หลักการทำงาน โดยการดึงอากาศเข้าทางด้านข้างและเหวี่ยงอากาศออกในแนวรัศมี แสดงดังรูปที่ 2.1 และ 2) แบบอากาศไหลตามแนวแกน (Axial flow) หลักการทำงาน โดยดึงอากาศเข้าด้านหน้าและส่งผ่านอากาศไปด้านหลัง โดยโบลเวอร์ประเภทนี้ไม่นิยมใช้ในระบบปรับอากาศเพราะมีเสียงรบกวนและประสิทธิภาพต่ำ



รูปที่ 2.1 โบลเวอร์

2.3 ระบบควบคุม

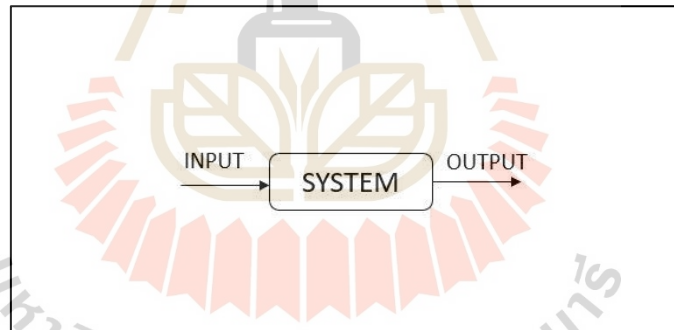
ระบบควบคุม คือ กระบวนการควบคุมเอาต์พุตให้ได้ค่าตามต้องการ โดยการป้อนอินพุตที่เหมาะสมให้กับระบบ ตัวอย่างเช่น ระบบควบคุมอุณหภูมิห้องของเครื่องปรับอากาศที่จะต้องควบคุมอุณหภูมิของห้องให้ได้ตามที่ผู้ใช้งานต้องการ เพื่อให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจระบบควบคุม แสดงดังรูปที่ 2.2 จากรูปเป็นลักษณะการทำงานของลูกลอย โดยตัวลูกลอยจะถูกยึดกับวาล์วน้ำ เมื่อระดับน้ำในถังมีปริมาณต่ำลงตัวลูกลอยจะลอยต่ำลงจะไปยกตัววาล์วน้ำที่ปิดน้ำขึ้น ทำให้น้ำไหลเข้ามาในถัง เมื่อระดับน้ำสูงขึ้นลูกลอยจะถูกยกสูงขึ้นตัวลูกลอยจะไปดันวาล์วน้ำลงมาปิด ทำให้น้ำหยุดไหล จากรูปที่ 2.2 จะเห็นว่าตัวลูกลอยเป็นตัวระบบควบคุมน้ำที่ไหลเข้ามา เมื่อปริมาณน้ำถึงจุดที่ตั้งค่าไว้ตัวลูกลอยก็จะไปดันวาล์วน้ำลงเพื่อหยุดการไหลของน้ำ



รูปที่ 2.2 หลักการทำงานของลูกลอย

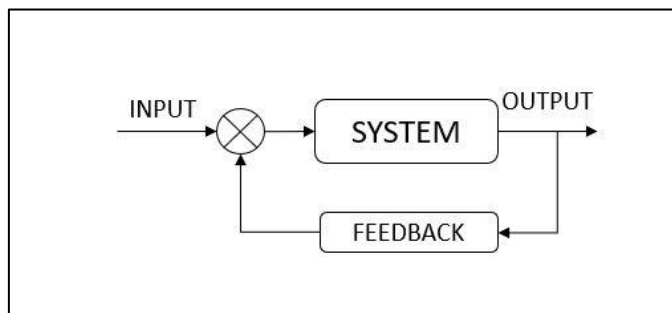
ระบบควบคุม (Control system) มีโครงสร้าง 2 รูปแบบ คือ

1. ระบบควบคุมวงเปิด (Open loop control system) เป็นระบบควบคุมที่มีหลักการทำงานเคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียว เป็นระบบที่ไม่มีให้นำเอาต์พุตย้อนกลับมาเปรียบเทียบกับอินพุตจึงง่ายต่อการสร้างและควบคุมระบบ ซึ่งค่าเอาต์พุตจะไม่มีผลต่อระบบดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 แผนภาพระบบวงเปิด

2. ระบบควบคุมวงปิด (Close loop control system) เป็นระบบควบคุมที่มีการป้อนกลับ (Feedback) โดยนำเอาต์พุตมาเปรียบเทียบกับอินพุต ค่าความแตกต่างที่เกิดขึ้นจะถือเป็นค่าความผิดพลาดระหว่างอินพุตและเอาต์พุต เพื่อเอาสัญญาณนี้ป้อนเข้าระบบแล้วตัวควบคุมจะนำไปสร้างสัญญาณควบคุมใหม่เพื่อลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้นกับระบบดังแสดงในรูปที่ 2.4



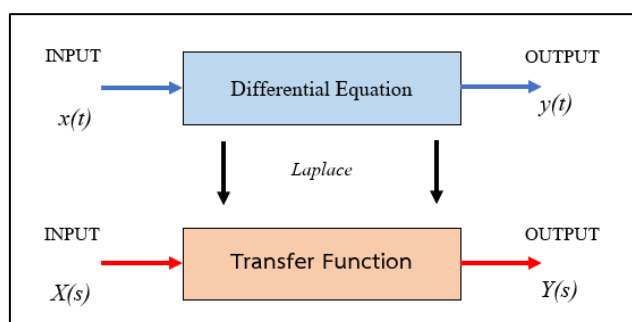
รูปที่ 2.4 แผนภาพระบบวงปิด

การวิเคราะห์และออกแบบระบบควบคุมมีจุดมุ่งหมายเพื่อให้กระบวนการที่ต้องการควบคุมมีคุณลักษณะที่ต้องการ 3 อย่าง ดังต่อไปนี้

- Transient Response เป็นการตอบสนองของเอาต์พุตเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงอินพุต โดยเป็นช่วงสถานะของการเปลี่ยนแปลงก่อนสู่สถานะคงที่
- Steady-State Response เป็นสถานะหลังจาก Transient response เป็นสภาพที่ผลการตอบสนองได้ตามความต้องการ สำหรับระบบที่เสถียรเท่านั้น
- Stability คือ ระบบที่ให้เอาต์พุตที่มีค่าจำกัดเมื่อป้อนอินพุตที่มีค่าจำกัดให้ระบบ

2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน

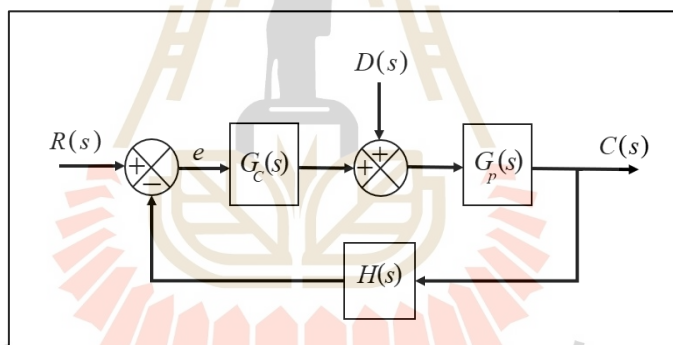
ฟังก์ชันถ่ายโอนใช้แสดงความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณอินพุตและสัญญาณเอาต์พุตของระบบ โดยฟังก์ชันถ่ายโอนจะเขียนอยู่ในรูปของโดเมนตัวแปรเอสด้วยการแปลงลาปลาซ (Laplace Transform) ดังนั้นฟังก์ชันถ่ายโอนจึงหมายถึง แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณอินพุตกับสัญญาณเอาต์พุต ดังแสดงในรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันถ่ายโอน

2.5 บล็อกไดอะแกรม

บล็อกไดอะแกรมเป็นหนึ่งในวิธีที่นิยมใช้สำหรับอธิบายความสัมพันธ์ของระบบควบคุม ซึ่งอยู่ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอนเชื่อมต่อกันเป็นบล็อกฟังก์ชันสามารถส่งค่าตัวแปรต่าง ๆ ให้แก่กันภายในระบบและยังสามารถส่งสัญญาณอินพุตไปในระบบและส่งสัญญาณออกจากระบบด้วยเช่นกัน การแทนระบบแบบนี้จะทำให้เห็นภาพรวมของระบบควบคุมทั้งระบบ และยังสามารถยุบรวมส่วนต่างๆ เพื่อให้กระชับและง่ายต่อการออกแบบระบบควบคุม ซึ่งบล็อกฟังก์ชันจะเชื่อมต่อกันด้วยลูกศร ซึ่งใช้สำหรับกำหนดทิศทางการไหลของสัญญาณภายในระบบ ดังรูปที่ 2.6 แสดงลักษณะทั่วไปของบล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมแบบวงปิดที่ประกอบด้วย ตัวควบคุม $G_c(s)$, ระบบที่ต้องการควบคุม $G_p(s)$, ตัวตรวจจับ $H(s)$ ทุกบล็อกฟังก์ชันจะเชื่อมต่อกันด้วยลูกศรที่กำหนดทิศทางการไหล ของสัญญาณ รวมไปถึงมีการรวมสัญญาณ ในระบบทั่วไปสัญญาณเข้าของระบบมี 2 สัญญาณ คือ สัญญาณอ้างอิงของระบบ $R(s)$ และสัญญาณรบกวนของระบบ $D(s)$ สัญญาณเอาต์พุตมีสัญญาณเดียว คือ $C(s)$



รูปที่ 2.6 บล็อกไดอะแกรมของระบบวงปิด

2.6 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

แบบจำลองที่ใช้คณิตศาสตร์โดยใช้สมการอธิบายพฤติกรรมของระบบทางพลวัตจากการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ขั้นตอนนี้จะเรียกว่าการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ซึ่งเป็นส่วนที่สำคัญในการออกแบบและวิเคราะห์ที่จะช่วยให้เลือกระบบควบคุมที่เหมาะสมกับระบบได้ การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ถูกนำไปใช้ในระบบควบคุมหลายรูปแบบ เช่น ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ปริภูมิสเตต (State-space variables)

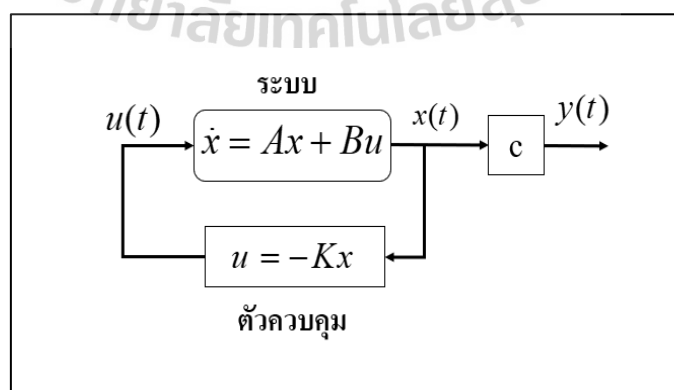
1) สมการความสัมพันธ์ในรูปของสมการเชิงอนุพันธ์ของตัวแปร แล้วแปลงให้อยู่ในโดเมนตัวแปรเอส (s-domain) ด้วยวิธีการแปลงลาปลาซ (Laplace Transform) ซึ่งอาจจะสร้างขึ้น

จากสมการความสัมพันธ์หลายตัวแปร แล้วทำให้เหลือเพียงแค่สมการความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร สัญญาณอินพุตและตัวแปรสัญญาณเอาต์พุตเท่านั้น

2) ทดสอบผลตอบสนองของระบบด้วยตัวแปรสัญญาณอินพุตอย่างใดอย่างหนึ่ง บันทึกผลตอบสนองที่ได้ นำทั้ง 2 ข้อมูลไปหาสมการความสัมพันธ์ด้วยวิธีการระบุเอกลักษณ์ของระบบ (System identification)

2.7 ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ

การออกแบบระบบควบคุมของแบบจำลองการเคลื่อนที่หรือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบที่เขียนในรูปแบบปริภูมิสถานะ การออกแบบระบบควบคุมนี้เราจะเรียกว่าระบบควบคุมแบบวงปิด โดยใช้ตัวแปรสถานะ (State variable) ซึ่งก่อนที่จะออกแบบระบบจะต้องตรวจสอบว่าระบบมีสภาพควบคุมได้และสภาพสังเกตได้ก่อน และต้องสมมติว่าสามารถวัดค่าตัวแปรสถานะของระบบได้ทุกตัว แต่ในความเป็นจริงแล้วในทางปฏิบัติแล้วการวัดค่าสถานะทุกสถานะอาจจะต้องใช้ค่าใช้จ่ายค่อนข้างสูงกับอุปกรณ์วัด (Sensor) ที่ต้องติดตั้งเพิ่มเพื่อทำการวัด โดยสำหรับงานวิจัยนี้จะนำตัวสังเกต (Observer) มาใช้ประมาณค่าตัวแปรตัวแปรสถานะที่ไม่สามารถวัดหรือไม่ต้องการวัดได้ ซึ่งจะกล่าวต่อในส่วนถัดไป สำหรับการออกแบบผลตอบสนองของระบบวงปิดให้เป็นไปตามต้องการจะใช้เทคนิคการวางโพลของระบบ (Pole placement method) ในส่วนการป้อนกลับตัวแปรสถานะของระบบจะต้องมีการคำนวณหาตัวคูณการป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State feedback gain, K) ซึ่งมีวิธีการหาค่าอยู่หลายวิธีในงานวิจัยนี้ขอเสนอวิธีของ แอกเคอร์มันส์ สำหรับการวางตำแหน่งโพล (Ackermann's Formula) ซึ่งมีวิธีการแก้สมการที่ไม่ซับซ้อนเข้าใจง่าย บล็อกไดอะแกรมสัญญาณของระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ ดังแสดงในรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 ระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ

สภาพควบคุมได้ (Controllability) จะบ่งบอกถึงความสามารถที่ควบคุมได้อย่างสมบูรณ์ ถ้า ณ เวลาเริ่มต้นใด ๆ สามารถหาสัญญาณขาเข้าที่เป็นไปได้ ที่จะส่งตัวแปรสถานะเริ่มต้นไปยังตัวแปรสถานะที่เวลาสุดท้าย ในกรณีระบบพลวัตเชิงเส้นเวลาต่อเนื่อง ไม่แปรผันตามเวลาจะมีเงื่อนไข ที่จะทำให้มีสภาพควบคุมได้ ก็ต่อเมื่อ determinant ของ controllability matrix (P_c) ไม่เท่ากับศูนย์หรือ Rank ของเมทริกซ์ต้องเท่ากับ n เมทริกซ์ P_c แสดงดังสมการที่ 2.1

$$P_c = [B : AB : \dots : A^{n-1}B] \quad (2.1)$$

โดยที่ระบบจะมีสภาพควบคุมได้ (Controllability) ก็ต่อเมื่อ $\det P_c = [B : AB : \dots : A^{n-1}B] \neq 0$ หรือ $\text{rank}[B : AB : \dots : A^{n-1}B] = n$

สภาพสังเกตได้ (Observability) คือ ความสามารถที่ระบบควบคุมสามารถที่จะสังเกตข้อมูลต่าง ๆ ของระบบจากตัวแปรสถานะที่วัดได้ โดยใช้เครื่องมือตรวจรู้ (Sensor) ชนิดต่าง ๆ ซึ่งการวัดข้อมูลตัวแปรสถานะนี้อาจจะไม่สามารถวัดได้ทุกตัวแปร แต่ถ้าระบบที่ควบคุมมีคุณสมบัติสังเกตได้ แสดงว่าจากข้อมูลที่วัดได้สามารถนำมาสร้างตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะ (State Observer) ได้ สามารถตรวจสอบคุณสมบัติความสังเกตได้ (Observability) ได้โดยการพิจารณาเมทริกซ์ความสังเกตได้ (Observability matrix, P_o) ไม่เท่ากับศูนย์ หรือ Rank ของเมทริกซ์ต้องเท่ากับ n เมทริกซ์ P_o แสดงในสมการที่ 2.2

$$P_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

โดยที่ระบบจะมีสภาพสังเกตได้ (Observability) ก็ต่อเมื่อ

$$\det P_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \dots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} \neq 0 \quad \text{หรือ} \quad \text{rank}(P_o) = n$$

การออกแบบจะกำหนดให้สัญญาณอ้างอิงมีค่าเป็นศูนย์ ($r = 0$) ซึ่งจะทำให้ได้ค่าสัญญาณควบคุม คือ

$$u = -Kx = -[k_1 \ k_2 \ \dots \ k_n] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

โดยจากสมการที่ 2.3 จะเห็นว่าค่าอัตราขยาย K จะขึ้นตรงกับจำนวนของตัวแปรสถานะของระบบ

เมื่อพิจารณาสมการแทนค่าสมการที่ 2.3 ลงในสมการของระบบ จะได้

$$\dot{x}(t) = Ax(t) - BKx \quad (2.4a)$$

หรือ

$$\dot{x}(t) = (A - BK)x \quad (2.4b)$$

ดังนั้น เมื่อจัดรูปสมการที่ 2.4b ในโดเมนความถี่จะได้

$$\det(sI - (A - BK)) = 0 \quad (2.5)$$

เมื่อ I คือ เมทริกซ์เอกลักษณ์

โดยการออกแบบชุดควบคุม คือ การหาค่าอัตราขยาย K ที่ทำให้รากของสมการพหุนามมีผลตอบสนองตามต้องการ โดยการเลือกโพลของระบบปิด คือ $(s + p_1)(s + p_2)(s + p_3) \dots (s + p_n)$ หลังจากนั้น จึงคำนวณหาค่า K โดยการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของสมการพหุนาม โดยงานวิจัยนี้ออกแบบระบบควบคุมมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง โดยใช้สมการของ แอคเคอร์แมน (Ackermann's Formula) สำหรับคำนวณหาค่าโดยแสดงดังนี้ คือ กำหนดให้ระบบอยู่ในรูปของ State space model ที่แทนค่าสัญญาณควบคุมตามสมการที่ 2.4b โดยจาก

$$\dot{x}(t) = (A - BK)x \quad \text{กำหนดให้ } \tilde{A} = A - BK$$

ซึ่งสมการคุณลักษณะของระบบที่ต้องการ คือ

$$s^n + \alpha_1 s^{n-1} + \alpha_2 s^{n-2} + \dots + \alpha_{n-1} s + \alpha_0 = 0 \quad (2.6)$$

จากทฤษฎีของ Cayley–Hamilton จะได้สมการที่ 2.7

$$\phi(\tilde{A}) = \tilde{A}^n + \alpha_1 \tilde{A}^{n-1} + \dots + \alpha_{n-1} \tilde{A} + \alpha_n I = 0 \quad (2.7)$$

ในการวิเคราะห์จะสมมติให้ระบบมีอันดับเป็น 2 และแทนค่า $\tilde{A} = A - BK$ ในสมการที่ 2.6
จะได้

$$I = I$$

$$\tilde{A} = A - BK$$

$$\tilde{A}^2 = (A - BK)^2 = A^2 - ABK - BK\tilde{A}$$

แทนค่าลงในสมการที่ 2.5 ดังนั้น

$$\tilde{A}^2 + \alpha_1 \tilde{A} + \alpha_2 I = \alpha_2 I + \alpha_1 A + A^2 - \alpha_1 BK - ABK - BK\tilde{A} \quad (2.8)$$

พิจารณาสมการที่ 2.7 จะพบว่า $\alpha_2 I + \alpha_1 A + A^2 = \phi(A) \neq 0$ ดังนั้นจะพบว่า เมื่อ $\phi(\tilde{A}) = 0$ จะได้สมการที่ 2.9 คือ

$$\phi(A) = B(\alpha_2 K + \alpha_1 K\tilde{A} + K\tilde{A}^2) + AB(\alpha_1 K + K\tilde{A}) + A^2 BK$$

$$= [B \mid AB] \begin{bmatrix} \alpha_1 K + K\tilde{A} \\ K \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

ซึ่งเมทริกซ์ $[B | AB]$ คือ เมทริกซ์ที่ใช้ตรวจสอบสภาพควบคุม จากสมการที่ 2.9 คูณอินเวอร์สของเมทริกซ์ $[B | AB]$ ทั้งสองข้างของสมการที่ 2.9 จะได้

$$[B | AB]^{-1} \phi(A) = \begin{bmatrix} \alpha_1 K + K\tilde{A} \\ K \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

จะเห็นว่าอัตราขยาย K จะหาได้จากการนำ $[0 \ 1]$ คูณสมการที่ 2.10 ซึ่งก็คือ

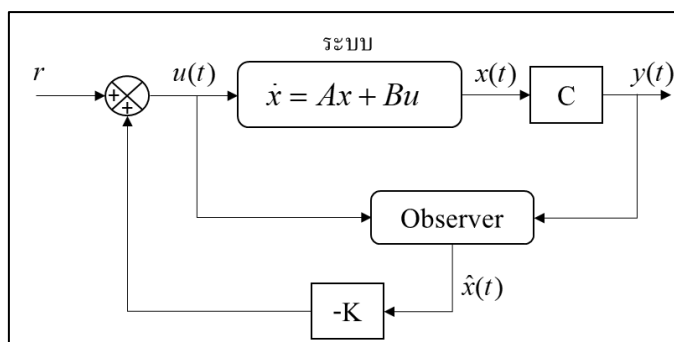
$$K = [0 \ 1][B | AB]^{-1} \phi(A) \quad (2.11)$$

หรือเมื่อระบบมีอันดับเท่ากับ n ก็สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.12

$$K = [0 \ 0 \ \dots \ 1][B | AB | \dots | A^{n-1}B]^{-1} \phi(A) \quad (2.12)$$

2.8 ตัวสังเกต

การออกแบบระบบควบคุมโดยใช้วิธีการป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State variable) ตามที่ได้กล่าวมาแล้วนั้น จะเห็นว่า การออกแบบตัวควบคุมนั้นจะต้องประกอบด้วยข้อมูลจากสัญญาณของตัวแปรสถานะทุกตัวของระบบ ($u = -Kx$) ซึ่งส่วนมากแล้วการวัดข้อมูลจากตัวแปรสถานะหรือสัญญาณทุกตัวแปรเป็นไปได้ค่อนข้างยาก โดยเฉพาะระบบที่มีอันดับสูงหรือในบางระบบที่วัดได้ก็อาจจะต้องเสียค่าใช้จ่ายค่อนข้างสูงในการวัด ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงออกแบบตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะแบบอันดับเต็ม (Full-order state estimator) จะประมาณค่าตัวแปรสถานะทุกตัวใหม่ทั้งหมด โดยนำข้อมูลของสัญญาณของตัวแปรสถานะบางตัวที่สามารถวัดได้กับสัญญาณอินพุตที่ส่งเข้าไปในระบบมาใช้ในการประมาณค่าตัวแปรสถานะตัวทุกตัวใหม่แสดงดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกต

2.8.1 ตัวสังเกตอันดับเต็ม

การออกแบบตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะแบบอันดับเต็ม (Full-order estimation) นี้จะทำการประมาณค่าสัญญาณสถานะทุกตัวใหม่ทั้งหมด โดยใช้ข้อมูลของสัญญาณเอาต์พุตบางตัวที่วัดได้และสัญญาณอินพุตที่ส่งเข้าไปในระบบ สมการระบบสามารถทำหน้าที่เป็นตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะของตัวเองได้ แต่เป็นการประมาณในลักษณะวงเปิด (Open-loop estimation) ดังนั้น การประมาณค่าตัวแปรสถานะของระบบที่ต้องการควบคุมจะเขียนอยู่ในรูปแบบ State Space Form คือ

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (2.13)$$

ตัวสังเกตที่มีส่วนป้อนกลับมีรูปแบบดังนี้

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L(y - C\hat{x}) \quad (2.14)$$

เมื่อ L คือ เมทริกซ์อัตราขยายของตัวสังเกต $[n \times 1]$

\hat{x} คือ ค่าตัวแปรสถานะของตัวสังเกต $[n \times 1]$

กำหนดค่าผิดพลาดของการประมาณค่าตัวแปรสถานะได้ ดังนี้

$$e = x - \hat{x} \quad (2.15)$$

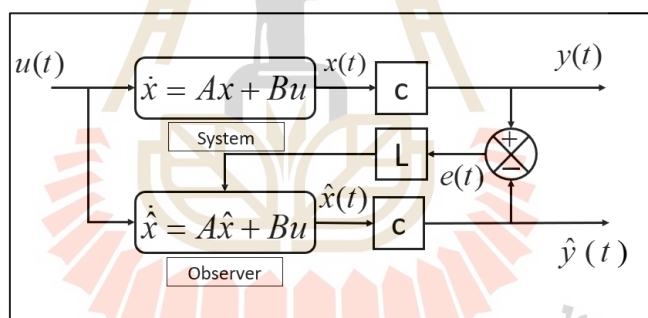
นำสมการที่ 2.13 ลบด้วยสมการที่ 2.14 จะได้

$$\dot{x} - \dot{\hat{x}} = Ax + Bu - \{A\hat{x} + Bu + L(y - C\hat{x})\} \quad (2.16)$$

จัดรูปสมการที่ 2.16 จะได้

$$\dot{e} = (A - LC)e \quad (2.17)$$

เมื่อค่าความแตกต่างของ $x - \hat{x} \rightarrow 0$ จะทำให้ค่าความผิดพลาดของตัวแปรสถานะที่วัดได้จากระบบจริงและตัวสังเกตเท่ากับศูนย์ จะทำให้ตัวสังเกตสามารถประมาณค่าของตัวแปรสถานะ ในระบบที่ต้องการทำการสังเกตได้อย่างมีประสิทธิภาพ บล็อกไดอะแกรมของระบบที่มีตัวสังเกต แสดงดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 บล็อกไดอะแกรมของระบบที่มีตัวสังเกต

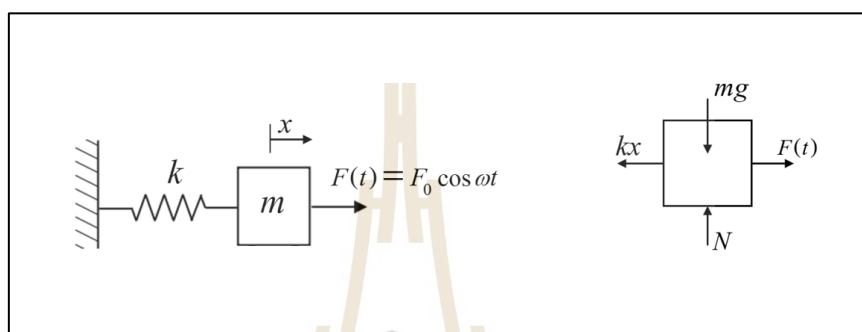
2.9 การสั่นสะเทือนแบบบังคับ

การสั่นสะเทือนแบบบังคับ (Force vibration) คือ การสั่นของระบบที่เกิดจากแรงกระทำภายนอกกระทำต่อระบบ โดยแรงกระทำอาจจะเกิดจากการทำงานของระบบเองก็ได้ เช่น การสั่นสะเทือนจากความไม่สมดุลของเครื่องจักรที่เกิดจากการหมุน การสั่นสะเทือนแบบบังคับมีผลต่อชิ้นส่วนอาจจะทำให้เกิดความล้าหรือโครงสร้างของเครื่องจักรเสียหายได้ ซึ่งถ้าความถี่ของแรงที่กระทำต่อระบบกับความถี่ธรรมชาติของระบบพ้องกัน การสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นจะมีขนาดการสั่นที่สูง ซึ่งจะเรียกการสั่นสะเทือนนี้ว่า “การสั่นพ้อง (Resonance)” ดังนั้นในทางปฏิบัติการออกแบบเครื่องจักรควรหลีกเลี่ยงการสั่นพ้องของระบบ ซึ่งการสั่นแบบบังคับสามารถแบ่ง

ออกเป็น 2 ชนิด คือ การสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่ไม่มีความหน่วงและการสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่มีความหน่วง

2.9.1 การสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่ไม่มีความหน่วง

การสั่นสะเทือนของระบบที่ไม่มีความหน่วงสามารถเขียนแบบจำลองทางกลได้โดยใช้มวล, สปริง และแรงกระทำจากภายนอก แสดงในรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 การสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบที่ไม่มีความหน่วง

พิจารณาแรงกระทำจากภายนอก จะได้

$$F(t) = F_0 \cos \omega t \quad (2.18)$$

จากกฎของที่ 2 ของนิวตัน จะได้ผลรวมของแรงที่กระทำต่อมวลในทิศทาง x

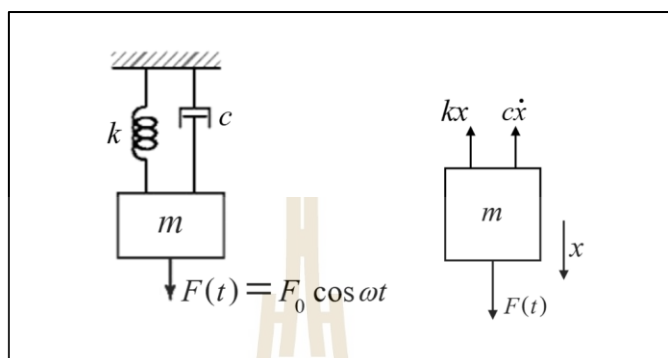
$$m\ddot{x} + kx = F_0 \cos \omega t \quad (2.19)$$

โดยสามารถหาความถี่ธรรมชาติของระบบได้จาก

$$\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}} \quad (2.20)$$

2.9.2 การสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบแบบที่มีความหน่วง

การสั่นสะเทือนของระบบที่ไม่มีมีความหน่วงสามารถเขียนแบบจำลองทางกลได้โดยใช้ มวล, สปริง, ตัวหน่วง และแรงกระทำจากภายนอก แสดงในรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 การสั่นแบบฮาร์โมนิกส์ของระบบแบบที่มีความหน่วง

พิจารณาแรงกระทำจากภายนอก จะได้

$$F(t) = F_0 \cos \omega t \quad (2.21)$$

จากกฎของที่ 2 ของนิวตัน จะได้ผลรวมของแรงที่กระทำต่อมวลในทิศทาง x

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = F_0 \cos \omega t \quad (2.22)$$

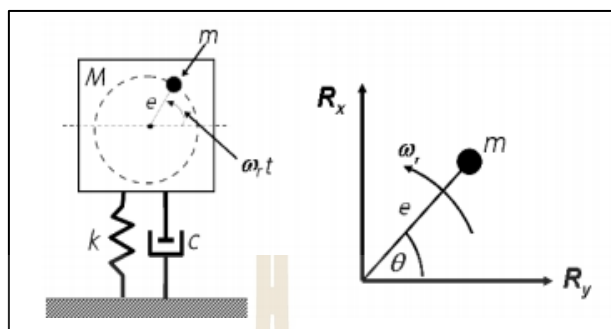
โดยสามารถหาความถี่ธรรมชาติของระบบได้จาก

$$\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}}, \quad \zeta = \frac{c}{2m\omega_n} \quad (2.23)$$

2.10 ความไม่สมดุลของการหมุน

ความไม่สมดุลของการหมุน (Rotating unbalance) ของเครื่องจักรทำให้เกิดแรงสั่นสะเทือนกระทำต่อระบบ ความไม่สมดุลอาจเกิดขึ้นจากการประกอบส่วนของเครื่องจักรไม่ได้ตามแนว

แกนที่กำหนด หรือขนาดของส่วนประกอบเครื่องจักรไม่เป็นไปตามที่กำหนด ซึ่งนำไปสู่การสั่นสะเทือนที่เกิดจากความไม่สมดุลในการหมุน

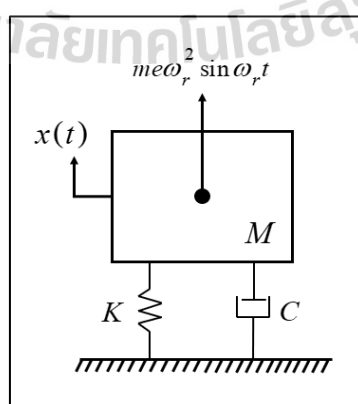


รูปที่ 2.12 แผนภาพแสดงความไม่สมดุลของการหมุน

จากแผนภาพแบบจำลองความไม่สมดุลของการหมุน ดังแสดงในรูปที่ 2.12 มวลไม่สมดุล (m) ระยะห่างจากศูนย์กลางการหมุนถึงมวลไม่สมดุล เท่ากับ e เมตร และ ω_r ความถี่ของเครื่องจักรในการหมุน ซึ่งแรงที่เกิดขึ้นในแต่ละแนวแกน คือ

$$R_x = ma_x = -me\omega_r^2 \sin\theta = -me\omega_r^2 \sin\omega_r t \quad (2.24)$$

$$R_y = ma_y = -me\omega_r^2 \cos\theta = -me\omega_r^2 \cos\omega_r t \quad (2.25)$$



รูปที่ 2.13 แบบจำลองทางกายภาพของระบบความไม่สมดุลของการหมุน

พิจารณาผลรวมของแรงในแนวแกนตั้ง (x) ดังแสดงในรูปที่ 2.13 จะได้สมการการเคลื่อนที่ คือ

$$M\ddot{x} + c\dot{x} + kx = me\omega_r^2 \sin \omega_r t \quad (2.26)$$

จะพบว่า ขนาดของแรงที่กระทำเนื่องจากความไม่สมดุลในการหมุนของเครื่องจักรจะเท่ากับ $me\omega_r^2$ และจะเปลี่ยนแปลงขนาดของแรงที่กระทำไปตามความเร็วรอบการหมุนของเครื่องจักร ดังนั้นผลเฉลยของสมการที่ 2.26 สถานะคงตัวจะได้ผลเฉลย คือ

$$x(t) = X \sin(\omega_r t - \alpha) \quad (2.27)$$

โดยที่ $r = \frac{\omega_r}{\omega_n}$

$$X = \frac{me}{M} \frac{r^2}{\sqrt{(1-r^2)^2 + (2\zeta r)^2}}$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left(\frac{2\zeta r}{1-r^2} \right)$$

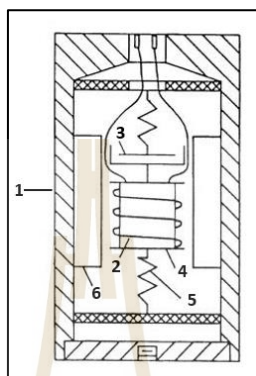
2.11 อุปกรณ์วัดการสั่นสะเทือน

ทรานสดิวเซอร์ที่ใช้สำหรับวัดการสั่นสะเทือน แบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ ทรานสดิวเซอร์วัดสัญญาณสั่นสะเทือนชนิดสัมผัส (Contact vibration transducer) และทรานสดิวเซอร์วัดการสั่นสะเทือนชนิดไม่สัมผัส (Non - contact vibration transducer) สำหรับงานวิจัยนี้จะกล่าวถึงเพียงทรานสดิวเซอร์วัดสัญญาณสั่นสะเทือนชนิดสัมผัสเท่านั้น เนื่องจากเป็นทรานสดิวเซอร์ประเภทที่ใช้ในงานวิจัยโดยทรานสดิวเซอร์วัดการสั่นสะเทือนสามารถแบ่งลักษณะการวัดได้เป็น 3 ลักษณะ คือ

1. ทรานสดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบการกระจัด (Displacement transducer) หลักการทำงานของทรานสดิวเซอร์ชนิดนี้จะใช้หลักการเหนี่ยวนำกระแสไฟฟ้าของขดลวดที่มีสนามแม่เหล็กไฟฟ้า เมื่อระยะห่างระหว่างวัตถุเปลี่ยนไปจะทำให้สนามแม่เหล็กไฟฟ้าเปลี่ยนแปลงเป็นสัดส่วนกับระยะทาง สามารถคำนวณออกเป็นระยะการกระจัดได้

2. ทรานสดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร็ว (Velocity transducer) หลักการทำงานของ ทรานสดิวเซอร์ชนิดนี้ เมื่อมีการสั่นขดลวดจะเคลื่อนที่ตัดผ่านสนามแม่เหล็ก

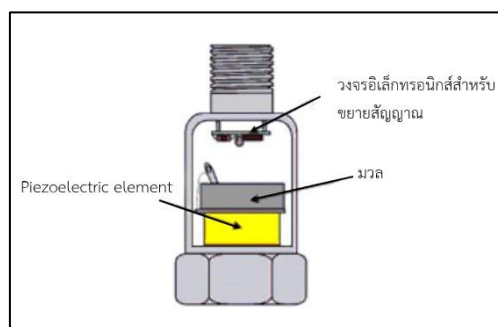
และเหนียวทำให้เกิดความต่างของศักย์ไฟฟ้าขึ้น ข้อดีของหัววัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร็ว คือ สามารถทำงานภายใต้สภาพแวดล้อมที่มีอุณหภูมิสูงได้ แต่เนื่องจากใช้สนามแม่เหล็กในการทำงานจึงไม่เหมาะกับการวัดมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสสลับขนาดใหญ่หรือบริเวณที่มีสนามแม่เหล็กไฟฟ้าอยู่ใกล้ ๆ



รูปที่ 2.14 ทรานดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร็ว

โดยที่ (1) Pick up Case (2) Wire Coil (3) Damper (4) Mass (5) Spring และ (6) Magnet

1. ทรานดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร็ว (Accelerometer) หลักการทำงานของทรานดิวเซอร์ชนิดนี้ เมื่อมีแรงมากระทำกับมวลที่อยู่ในหัววัด มวลจะเคลื่อนที่ไปกดแผ่น Piezoelectric disk เกิดเป็นแรงดันไฟฟ้าออกมา แรงดันไฟฟ้าที่วัดได้จะมีค่ามากหรือน้อยขึ้นอยู่กับขนาดการสั่นสะเทือน ข้อดีของทรานดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร็วสามารถใช้งานกับอุปกรณ์หรือบริเวณที่มีสนามไฟฟ้าได้ มีช่วงความถี่ในการวัดกว้าง ราคาถูกและมีความแข็งแรงทนทาน



รูปที่ 2.15 ทรานดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร็ว

2.12 มาตรฐานของการสั่นสะเทือน

มาตรฐานเป็นกฎหรือหลักเกณฑ์ที่กำหนดขึ้นมาเพื่อให้แนวทางการปฏิบัติไปในทิศทางเดียวกัน ทั้งนี้เพื่อให้วัตถุคิบ, ผลิตภัณฑ์, กระบวนการ หรือบริการต่าง ๆ ตั้งอยู่บนกฎเกณฑ์เดียวกัน ซึ่งในงานวิจัยนี้นำมาตราฐาน ISO มาใช้สำหรับอ้างอิง โดยมาตรฐาน ISO ย่อมาจาก International Organization for Standardization ซึ่งเป็นมาตรฐานที่ใช้กันทั่วโลกและเป็นที่ยอมรับในระดับนานาชาติ ในส่วนของมาตรฐานที่เกี่ยวข้องกับการสั่นสะเทือนจะใช้ชื่อว่า “ISO 10816” โดยจะแบ่งหน่วยการวัดออกเป็น 3 หน่วย คือ 1) ระยะทาง (Displacement) คือ ระยะทางที่เครื่องจักรเคลื่อนที่ในแต่ละรอบจากจุดหนึ่งไปอีกจุดหนึ่ง (Peak to Peak) หน่วยที่นิยมใช้เป็นหน่วยความยาวในระบบเมตริก (มม. หรือ ซม. และ นิ้ว) จะเหมาะสำหรับการวัดการสั่นสะเทือนในช่วงความถี่ต่ำกว่า 10 Hz หรือ 600 รอบต่อนาที 2) ความเร็วในการสั่น (Velocity) คือ ความเร็วที่เครื่องจักรหรือวัตถุสั่นในแต่ละรอบ โดยจะพิจารณาเป็นค่า RMS (Root Mean Square) หน่วยที่ใช้เป็น mm/s, cm/s, inch/s วิธีการนี้จะเหมาะสำหรับการวัดการสั่นสะเทือนที่ความถี่ต่ำถึงปานกลาง 10 Hz ถึง 1,000 Hz หรือ 600 ถึง 60,000 รอบต่อนาที 3) ความเร่ง (Acceleration) คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงความเร็วของความสั่นสะเทือนมีหน่วยเป็น mm/s^2 , mm/s^2 , ft/s^2 เหมาะสำหรับการวัดในช่วงที่มีคามถี่สูงตั้งแต่ 1,000 Hz หรือ 60,000 รอบต่อนาทีขึ้นไป เครื่องจักรที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีความเร็วจัดอยู่ในช่วง 10 Hz ถึง 1,000 Hz หรือ 600 ถึง 60,000 รอบต่อนาที จะต้องใช้มาตรฐานในส่วนของความเร็วในการสั่น (Velocity) แสดงในรูปที่ 2.16 ซึ่งจะจัดอยู่ในเครื่องจักรขนาดเล็ก (Small machines) โดยวัดจากกำลังของเครื่องจักร ซึ่งมาตรฐานจะแบ่งกลุ่มของการสั่นสะเทือนออกเป็น 4 กลุ่ม คือ Good (0.28 -0.71 mm/sec), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/sec), Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/sec) และ Unacceptable (4.51 - 45.0 mm/sec) โดยในงานวิจัยนี้จะทำการทดลองถึงช่วงของ Unsatisfactory เท่านั้น

VIBRATION SEVERITY PER ISO 10816					
Machine		Class I small machines	Class II medium machines	Class III large rigid foundation	Class IV large soft foundation
in/s	mm/s				
Vibration Velocity Vrms	0.01	0.28			
	0.02	0.45			
	0.03	0.71		good	
	0.04	1.12			
	0.07	1.80			
	0.11	2.80		satisfactory	
	0.18	4.50			
	0.28	7.10		unsatisfactory	
	0.44	11.2			
	0.70	18.0			
	0.71	28.0		unacceptable	
	1.10	45.0			

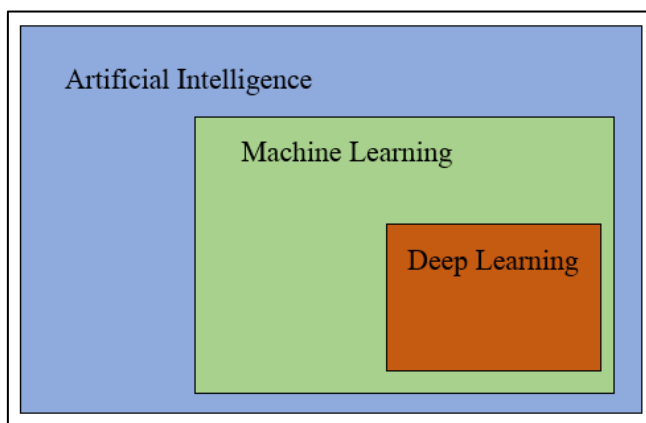
- Class I machines may be separate driver, or coupled units comprising operating machinery up to approximately 15 kW.
- Class II machinery (electrical motor 15 kW to 75 kW), without special foundation, or Rigidly mounted engines or machines up to 300 kW mounted on special foundations.
- Class III machines are large prime movers and other large machinery with large rotating assemblies mounted on rigid and heavy foundation which are reasonable stiff in the direction of vibration.
- Class IV includes large prime movers and other large machinery with large rotating assemblies mounted on foundation which are relatively soft in the direction of the measured vibration (i.e., turbine generators and gas turbines greater than 10 MW output)

รูปที่ 2.16 มาตรฐาน ISO 10816

2.13 ปัญญาประดิษฐ์

ปัญญาประดิษฐ์ หรือ Artificial Intelligence เป็นศาสตร์อีกแขนงหนึ่งของวิทยาศาสตร์และคอมพิวเตอร์ที่มีกลไกที่เกี่ยวข้องกับความคิดมนุษย์เช่น การเรียนรู้ การให้เหตุผลและการแก้ปัญหาต่าง ๆ ซึ่ง AI ก็ถูกแบ่งออกเป็นหลายระดับ โดยจะวัดจากความสามารถในการให้เหตุผลและทัศนคติของ AI ตัวนั้นๆ ชนิดของปัญญาประดิษฐ์ถูกแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่

1. ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence)
2. การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning)
3. การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning)



รูปที่ 2.17 องค์ประกอบของปัญญาประดิษฐ์

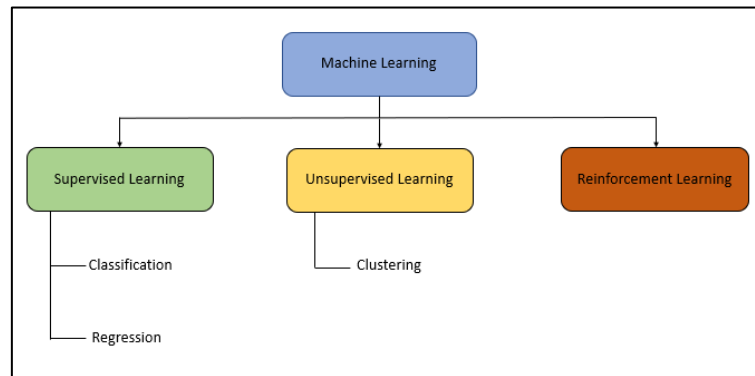
AI ถูกจำแนกเป็น 3 ระดับตามความสามารถหรือความฉลาดดังนี้

- 1) ปัญญาประดิษฐ์เชิงแคบ (Narrow AI) คือ ปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถเฉพาะทางได้ดีกว่ามนุษย์ หรือ ปัญญาประดิษฐ์ที่เก่งในเรื่องเฉพาะทาง
- 2) ปัญญาประดิษฐ์ทั่วไป (General AI) คือ ปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถระดับเดียวกับมนุษย์ สามารถทำทุกอย่างที่มนุษย์ทำได้และได้ประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกับมนุษย์
- 3) ปัญญาประดิษฐ์แบบเข้ม (Strong AI) คือ ปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถเหนือมนุษย์ในหลายๆ ด้าน

2.14 การเรียนรู้ของเครื่องจักร

การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) คือ ศาสตร์ของการศึกษาวิธีการคิด (Algorithm) ที่ใช้ในการเรียนรู้ (Learn) และวิเคราะห์ข้อมูลจากตัวอย่างและประสบการณ์แล้วทำการคาดการณ์หรือประเมินผล โดยมีพื้นฐานหลักการที่มีรูปแบบ เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในการทำนาย ถึงความเป็นไปได้ในอนาคต แสดงประเภทการเรียนรู้ของเครื่องจักรดังแสดงในรูปที่ 2.18 ซึ่งแบ่งตามประเภทของ Machine learning ได้ 3 แบบ ดังนี้

1. Supervised learning
2. Unsupervised learning
3. Reinforcement learning



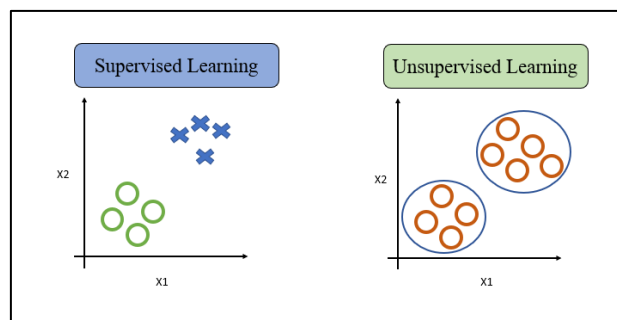
รูปที่ 2.18 ประเภทการเรียนรู้ของเครื่องจักร

2.14.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) คือ การทำให้คอมพิวเตอร์สามารถหาคำตอบของปัญหาได้ด้วยตัวเองหลักจากเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างไปแล้วระยะหนึ่ง โดยคอมพิวเตอร์จะสร้างโมเดลขึ้นมาจากอินพุตและเอาต์พุต (คำตอบ) โดยยังมีจำนวนอินพุตและเอาต์พุตจำนวนมาก โอกาสที่จะได้โมเดลที่มีความแม่นยำสูงก็มากขึ้นตามไปด้วย ซึ่งกระบวนการสร้างโมเดลจะเรียกว่า “การเทรน (Train)” อาจใช้เวลาได้ตั้งแต่หลักวินาทีจนถึงหลาย ๆ วันขึ้นอยู่กับความซับซ้อนและประสิทธิภาพของเครื่องคอมพิวเตอร์

2.14.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) คือ เครื่องจักรสามารถเรียนรู้โดยไม่มีการสอน (ไม่มีคำตอบ) ให้กับโมเดลมีเพียงแก่ชุดข้อมูลที่ประกอบไปด้วยคุณลักษณะเท่านั้นเพราะจะเรียนรู้จากรูปแบบของข้อมูลเองว่าข้อมูลแบบไหนคล้ายกันอยู่ใกล้กัน รูปที่ 2.19 แสดง ความแตกต่างระหว่าง Supervised learning และ Unsupervised learning

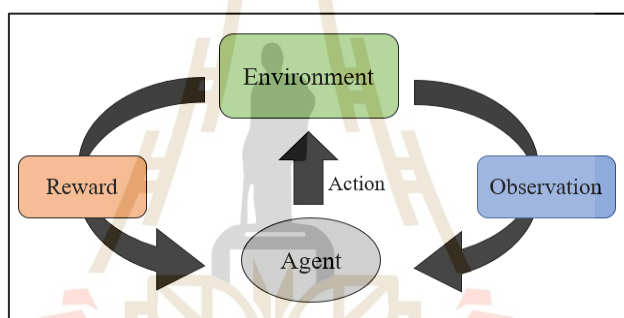


รูปที่ 2.19 ความแตกต่างระหว่าง Supervised learning และ Unsupervised learning

ดังรูปที่ 2.19 จะเห็นว่า Supervised learning มีคุณลักษณะ 2 ตัว ได้แก่ X_1 และ X_2 และมีคำตอบ (Target) เป็น O กับ X ส่วนทาง Unsupervised learning มีคุณลักษณะ 2 ตัวเหมือนกัน แต่ไม่มี คำตอบ (Target) คำตอบที่ได้จากการเรียนรู้จะเป็นลักษณะ โครงสร้างความสัมพันธ์ของ ข้อมูลก็จะถูกจัดกลุ่มไปอยู่ด้วยกัน

2.14.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning)

การให้คอมพิวเตอร์มีปฏิสัมพันธ์กับสิ่งแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงไปตลอดเวลา กล่าวคือ ข้อมูลที่ใช้สอนบางส่วนมีการบอกว่าเอาคู่ควรเป็นอย่างไรและข้อมูลบางส่วนไม่มีการบอกคำตอบ ที่ถูกต้อง โดยจะให้เรียนรู้จากสภาพแวดล้อม ถ้าโมเดลสามารถทำนายถูกประสิทธิภาพก็จะสูงขึ้น แต่ถ้าหากโมเดลมีการทำนายที่ผิดจะสามารถเรียนรู้จากข้อมูลที่ผิดพลาดเพื่อให้ครั้งต่อไปสามารถ ทำนายผลลัพธ์ออกมาได้อย่างถูกต้องแสดงในรูปที่ 2.20



รูปที่ 2.20 แผนภาพการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning)

จากแผนภาพสามารถอธิบายหลักการทำงานได้ดังนี้ Agent เป็น AI สร้างขึ้น โดย Agent สามารถสังเกต (Observation) จากสิ่งแวดล้อมได้ ซึ่งเมื่อได้รับ Observation แล้วจะมีการประเมินว่าจะทำอย่างไรต่อไป (Action) โดยที่ Reward หรือรางวัลเป็นคะแนนของตัวเองของ ตัว Agent จะพยายาม Action ต่อสิ่งแวดล้อมเพื่อให้ได้รางวัล ซึ่ง Action คือ การกระทำที่ Agent เลือกทำกับสิ่งแวดล้อมที่มันสังเกตได้

2.15 การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล

ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องจัดเตรียมชุดข้อมูลให้เหมาะสม เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ได้ดี ขั้นตอนการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล (Feature extraction) จึงเป็นอีกหนึ่งขั้นตอนที่สำคัญในการจัดการข้อมูล ในงานวิจัยนี้จะใช้หลักทางสถิติมาใช้สำหรับการเตรียมข้อมูล สำหรับฝึกสอนโมเดล ประกอบไปด้วยค่า ความเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation), ค่าเฉลี่ย

กำลังสอง (Root mean square, RMS), ค่าความโด่งของข้อมูล (Kurtosis) และค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย (Crest factor) แสดงดังสมการที่ 2.28 - 2.31 ตามลำดับ

- ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|^2}{n-1}} \quad (2.28)$$

- ค่าเฉลี่ยกำลังสอง

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (2.23)$$

- ค่าความโด่ง

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} \quad (2.30)$$

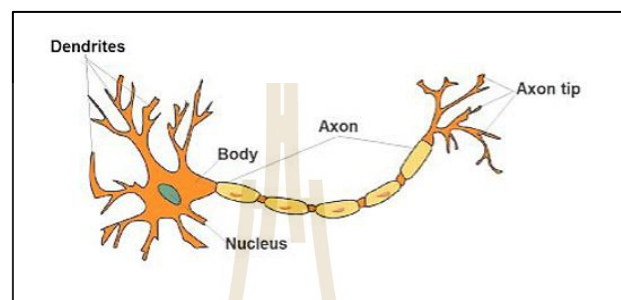
- ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย

$$Crest\ factor = \frac{peak\ value}{rms\ value} \quad (2.31)$$

2.16 โครงข่ายประสาทเทียม

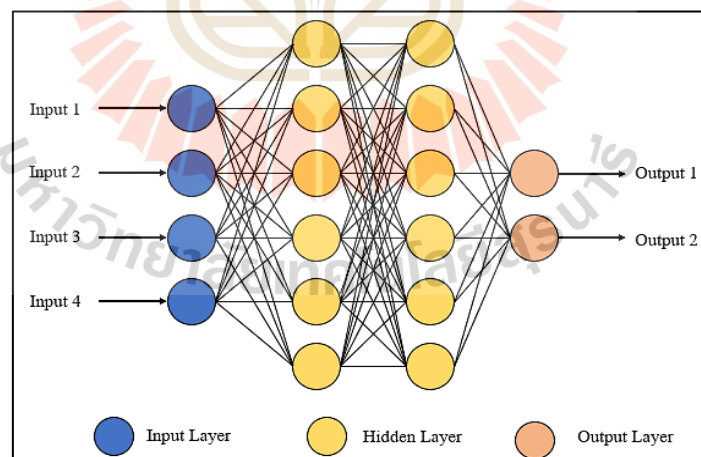
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network, ANN) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานของประมวลผลเหมือนกับระบบประสาทของมนุษย์ซึ่งมีการปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุตตามกฎการเรียนรู้ หลังจากที่โครงข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว โครงข่ายนั้นจะสามารถ

ทำงานที่กำหนด ไว้ได้ โดยโครงข่ายประสาทเทียมประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่า “นิวรอน (neuron)” ซึ่งภายใน สมองประกอบด้วยนิวรอนจำนวนมาก และมีจุดต่อจำนวน โครงข่ายประสาทประกอบขึ้นด้วยส่วนสำคัญ 3 ส่วน คือ โยประสาท (Dendrite) ตัวเซลล์ (Soma) และแกนประสาท (Axon) ในแต่ละโครงข่ายประสาทจะเชื่อมต่อกันโดยจุดประสาท (Synapse) ดังแสดงในรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 โครงข่ายประสาท

2.16.1 ส่วนประกอบของนิวรอนเน็ตเวิร์ก



รูปที่ 2.22 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

1. Input layer ในชั้นนี้จะเป็นข้อมูลอินพุตซึ่งจำนวนของโหนดขึ้นอยู่กับจำนวนของอินพุตที่ป้อนให้ว่ามีข้อมูลอะไรบ้าง เช่น ถ้าข้อมูลของสมาชิกฟิตเนสแห่งหนึ่ง ประกอบด้วย เพศ, อายุ, น้ำหนัก, ส่วนสูง รวมทั้งหมด 4 อย่าง input layer ก็จะมีทั้งหมด 4 โหนด

2. Hidden layer เป็นชั้นที่อยู่ระหว่าง Input layer และ Output layer ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพอย่างมากในการเรียนรู้ของโมเดล ซึ่ง Hidden layer จะมีกี่ชั้นก็ได้แล้วแต่ผู้สร้างโมเดล โดยในแต่ละชั้นจะมีจำนวน Neuron เท่าไรก็ได้เช่นกัน

3. Output layer เป็นชั้นที่จะนำเอาข้อมูลจากการคำนวณไปใช้ จำนวนของโหนดในชั้นนี้จะขึ้นอยู่กับรูปแบบเอาต์พุตที่เรากำหนด อย่างเช่นในงาน Classification เราจะกำหนดเอาต์พุตตามจำนวนที่เราต้องการให้โมเดลแยก เช่น แยกลักษณะของชิ้นงานที่ดีและชิ้นงานที่เสีย ในกรณีนี้เราต้องใส่ Output layer เป็น 2 โหนด เป็นต้น

2.16.2 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม

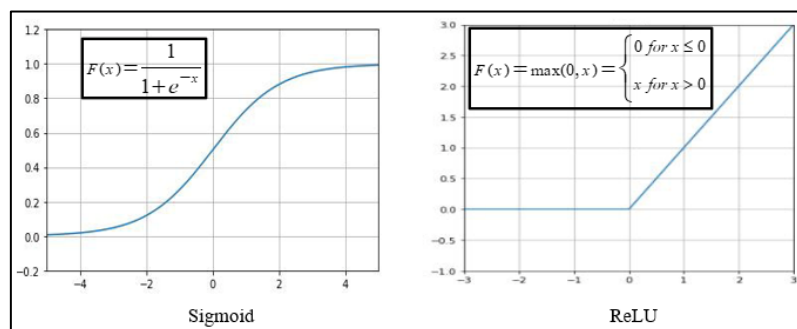
1. ข้อมูลอินพุต (Input) เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพต้องแปลงให้อยู่ในรูปแบบเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้

2. ข้อมูลเอาต์พุต (Output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (Actual output) จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

3. ค่าน้ำหนัก (Weight) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า “ความรู้ (Knowledge)” ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

4. ฟังก์ชันผลรวม (Summation function, S) เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า โดยจะนำอินพุตคูณกับค่าน้ำหนักของแต่ละขา ผลที่ได้จากอินพุตทุก ๆ ขาของ Neuron จะเอามารวมกัน

5. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function) คือ ฟังก์ชันที่รับผลรวมการประมวลผลทั้งหมดจากทุกอินพุตแล้วพิจารณาว่าจะส่งต่อเป็นเอาต์พุตเท่าไร ฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมนำมาใช้คือ ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid function) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ (Hyperbolic tangent function) และ Rectified Linear Unit (ReLU) แสดงในรูปที่ 2.23

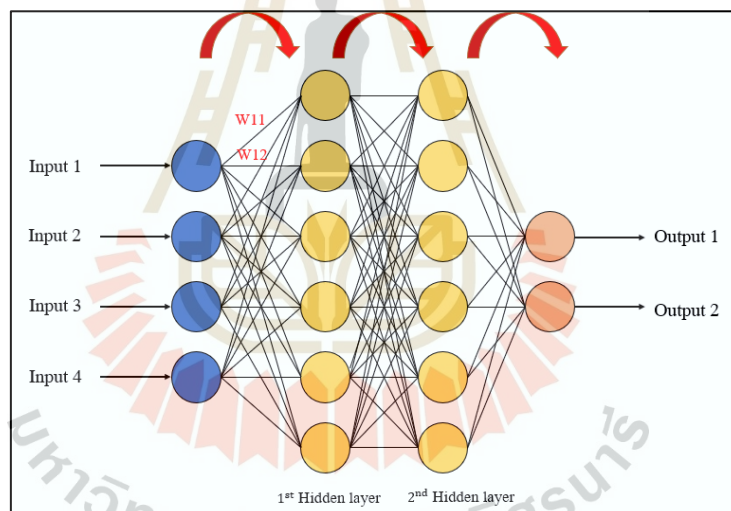


รูปที่ 2.23 รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้น

โดยวิธีการสร้าง โมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมจะมี 2 แบบ คือ โครงข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า (Feed forward network) และ โครงข่ายการส่งข้อมูลย้อนกลับ (Back-propagation network)

2.16.3 โครงข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า

สำหรับรูปแบบโครงสร้าง โมเดลนี้จะเป็นลักษณะการไหลของอินพุตไปยังเอาต์พุต ซึ่งไม่มีการย้อนกลับค่าใด ๆ โดยเมื่อมีอินพุตเข้ามายัง โมเดลจะนำอินพุตมาคูณกับน้ำหนัก (Weight) ของแต่ละขา ผลที่ได้จากอินพุตทุก ๆ ขาของ neuron จะนำมารวมกันแล้วก็เอามาเปรียบเทียบกับ Threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า threshold แล้ว neuron ก็จะส่งเอาต์พุตออกไปเอาต์พุตนี้ก็จะถูกส่งไปยังอินพุตของ Neuron อื่น ๆ ต่อไป ดังแสดงในรูปที่ 2.24 โดยถ้าโมเดลมี Hidden layer เพียง 1 ชั้น จะเรียกว่า “Single layer perceptron network” แต่หากมี Hidden layer มากกว่า 1 ชั้น จะเรียกว่า “Multi-Layer Perceptron Network”



รูปที่ 2.24 แบบจำลองโครงข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า

โดยสมการที่ใช้ในการหาค่าเอาต์พุตสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.32

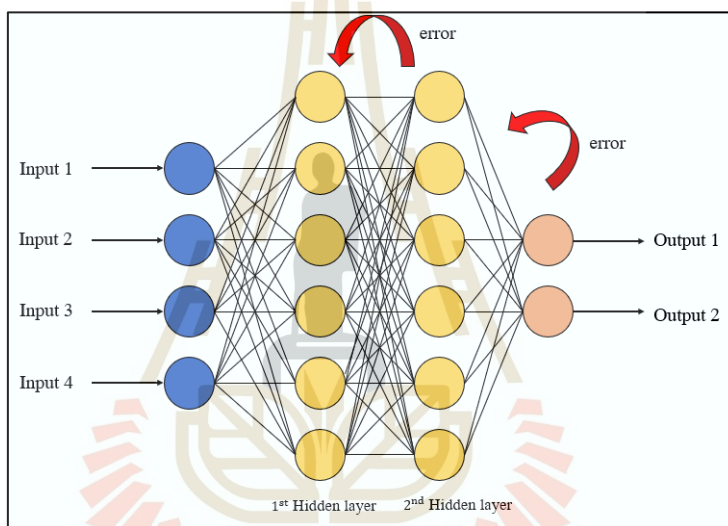
$$y = f(Wx + b) \quad (2.32)$$

โดยที่ $x^T = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_s]$ คือ เมทริกซ์อินพุต
 $b^T = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_R]$ คือ เมทริกซ์ไบอัส

$$W = \begin{pmatrix} W_{11} & \cdots & W_{1R} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{S1} & \cdots & W_{SR} \end{pmatrix} \text{ คือ เมทริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนัก}$$

2.16.4 โครงข่ายการส่งข้อมูลย้อนกลับ

สำหรับรูปแบบโครงสร้างโมเดลนี้จะมีการส่งข้อมูลย้อนกลับคือมีการนำค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตของโมเดลกับอินพุตจริงย้อนกลับ เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ของแต่ละขาใหม่เพื่อทำให้โมเดลเกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด ดังรูปที่ 2.25



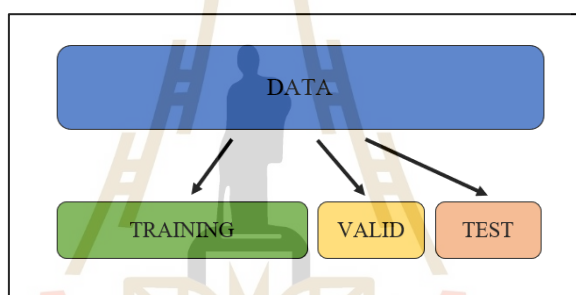
รูปที่ 2.25 แบบจำลองโครงข่ายการส่งข้อมูลย้อนกลับ

ซึ่งสมการค่าความผิดพลาดของการสร้างโมเดลสามารถหาในรูปแบบของค่าเฉลี่ยกำลัง (Mean Square Error, MSE) ดังสมการที่ 2.33 ดังนี้

$$Error = \frac{1}{2} (y_{target} - y_{output})^2 \tag{2.33}$$

โดยที่ y_{target} คือ ค่าผลลัพธ์ที่โมเดลเรียนรู้
 y_{output} คือ ค่าผลลัพธ์ที่โมเดลทำนาย

งานวิจัยนี้จะนำการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) มาใช้สำหรับการวิเคราะห์เพื่อแบ่งระดับการสั้นสะเทือนของโบลเวอร์ โดยการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) คือ การนำชุดข้อมูลมาจำแนกกลุ่ม โดยมีการระบุกลุ่มที่ต้องการจำแนกอย่างชัดเจน จะนำข้อมูลแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ 1) ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training) เป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับสอนโมเดล เพื่อให้โมเดลเกิดการเรียนรู้ ยิ่งข้อมูลมีคุณลักษณะที่ชัดเจนและมีจำนวนของข้อมูลมากเพียงพอจะทำให้โมเดลเกิดการเรียนรู้ได้ดี 2) ข้อมูลสำหรับตรวจสอบ (Validation) เป็นข้อมูลบางส่วนที่แบ่งมาจากข้อมูลหลัก เพื่อใช้สำหรับตรวจสอบการเรียนรู้ของโมเดล และ 3) ข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test) ข้อมูลชุดนี้จะเป็นข้อมูลที่โมเดลไม่เคยเห็นมาก่อนเพื่อเป็นการทดสอบโมเดลว่าสามารถทำนายได้แม่นยำมากหรือน้อยแค่ไหน (Accuracy) โดยสำหรับการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) จะดูที่ความแม่นยำของโมเดล (Accuracy) เป็นหลัก โดยทั่วไปแล้วจะใช้ Confusion matrix



รูปที่ 2.26 แผนภาพการแบ่งชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน โมเดล

คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) เป็นตัวประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการจัดกลุ่มหรือประเภท (Classification) โดยจะสนใจที่ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง (Accuracy) ซึ่งวิธีการอ่านค่าจากตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์แสดงในรูปที่ 2.27 ซึ่งค่าตัวแปรในแต่ละตัวมีความหมายดังนี้

Ture Positive (TP) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่า “จริง” และมีค่าเป็น “จริง”

Ture Negative (TN) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่า “ไม่จริง” และมีค่าเป็น “ไม่จริง”

False Positive (FP) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่า “จริง” และมีค่าเป็น “ไม่จริง”

False Negative (FN) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่า “ไม่จริง” และมีค่าเป็น “จริง”

		Predicted Class		
		Positive	Negative	
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type II Error	Sensitivity $\frac{TP}{(TP + FN)}$
	Negative	False Positive (FP) Type I Error	True Negative (TN)	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$
		Precision $\frac{TP}{(TP + FP)}$	Negative Predictive Value $\frac{TN}{(TN + FN)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

รูปที่ 2.27 Confusion Matrix

2.17 ปรัชศน์วรรณกรรมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.17.1 งานวิจัยเกี่ยวกับการออกแบบระบบควบคุม

ในปี ค.ศ. 2014 ผศ.คณพล คำปัญญา และอานนท์ พ่วงชิงงาม ได้นำเสนอการออกแบบระบบควบคุมป้อนกลับแบบปริภูมิสแตต (State space model) จำลองการทำงานโดยใช้โปรแกรม MATLAB/SIMULINK สำหรับควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง ตัวควบคุมป้อนกลับแบบสแตตจะทำงานร่วมกับตัวสังเกตที่ถูกรออกแบบโดยเทคนิคการวางโพลให้กับระบบ ทดสอบโดยใช้การ์ดอินเตอร์เฟส dSPACE รุ่น DS1104 ซึ่งสามารถควบคุมความเร็วของมอเตอร์ให้คงที่ได้ในช่วงความเร็วรอบ 0 ถึง 3,200 รอบ ในสภาวะที่ไม่มีภาระโหลดและมีภาระโหลด

ในปี ค.ศ. 2018 Ondrej Andrs และ Michal Maliszewski ได้นำเสนอการเพิ่มประสิทธิภาพของระบบควบคุมที่ออกแบบโดยใช้ปริภูมิสแตต (State space model) สำหรับควบคุมมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงบน FPGA (Field Programmable Gate Array) ในโปรแกรม LabVIEW โดยใช้บอร์ด NI cRIO platform สำหรับเก็บข้อมูลที่ได้จากระบบแบบ Real time โดยจะนำข้อมูลมาหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อออกแบบระบบควบคุมและตัวสังเกตต่อไป

ในปี ค.ศ. 2019 Naung, Anatolii และ Lin ได้นำเสนอการปรับปรุงความเร็วและแรงบิดของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมปรับจูนค่า K_p และ K_i ของตัวควบคุมแบบพีไอ (PI Controller) ตัวควบคุมแบบพีไอไม่สามารถควบคุมความเร็วรอบในหลายย่านความเร็วได้ เนื่องจากมอเตอร์มีความไม่เป็นเชิงเส้นเมื่อเปลี่ยนตัวรบกวนหรือภาระโหลดที่เปลี่ยนไปจะทำให้ตัวควบคุมพีไอไม่สามารถตอบสนองได้ งานวิจัยนี้จึงเสนอการสร้าง

ตัวควบคุมแบบฟuzzyที่สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ได้โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อปรับค่า K_p และ K_i ให้ผลตอบสนองเป็นไปตามที่ออกแบบไว้

2.17.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแบ่งกลุ่มการสั่นสะเทือน

ในปี ค.ศ. 2011 Mona Khatami และคณะ ทำการวิเคราะห์สภาวะของมอเตอร์ โดยมีการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อมาช่วยในการพยากรณ์การซ่อมบำรุงในระบบ โดยมอเตอร์ไฟฟ้าเพื่อตรวจสอบ ซึ่งความถี่และขนาดของการสั่นสะเทือนจะถูกใช้เป็นตัวชี้วัดตามสภาวะต่าง ๆ คือ Misalignment motor, Unbalance motor และ Bearing fault โดยเก็บสัญญาณการสั่นสะเทือนมาทั้ง 3 แกน คือ แกน x, y และ z จากนั้นประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อช่วยในการจำแนกปัญหาของการสั่นสะเทือน จากการทดสอบได้ผลที่ประสบความสำเร็จ และแสดงให้เห็นว่า ANN สามารถใช้เพื่อตรวจสอบประเภทของความผิดพลาดที่เกี่ยวข้องกับมอเตอร์ไฟฟ้าและทำนายอายุการใช้งานได้ ซึ่งเป็นหัวใจสำคัญสำหรับการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ในอุตสาหกรรม

ในปี ค.ศ. 2012 Logulescu และ Beloiu ได้เสนอเทคนิคการตรวจสอบของมอเตอร์จากการลัดวงจรของคอมมิวเตเตอร์และความผิดปกติของแม่เหล็กถาวรในมอเตอร์ไฟฟ้า โดยใช้การทำ Fast Fourier Transform ของสัญญาณการสั่นสะเทือนของมอเตอร์และวัดค่ากระแสไฟฟ้า พบว่า ในมอเตอร์สภาวะปกติการสั่นสะเทือนและค่ากระแสไฟฟ้ามีความแตกต่างจากสภาวะเสียหาย โดยวิธีการนี้สามารถตรวจสอบสภาวะได้ในขณะที่เครื่องทำงานได้และนำไปประยุกต์ใช้กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อแบ่งกลุ่มสภาวะการเสียหายต่าง ๆ กับสภาวะปกติ

ในปี ค.ศ. 2015 Dwi และคณะ มีการออกแบบระบบตรวจจับความผิดปกติของการสั่นสะเทือนของเครื่อง เพื่อจำกัดตำแหน่งของความผิดปกติดังกล่าว โดยจะสร้างชุดทดลองขึ้นมาเพื่อจำลองความผิดปกติสภาพของเครื่องจักรจริง โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในการวิเคราะห์ทั้ง 3 คุณลักษณะที่โดเมนเวลา และ 2 คุณลักษณะเด่นที่โดเมนความถี่พบว่า การฝึกสอนด้วย ANN สามารถตรวจจับความผิดพลาดของระบบได้ และจำแนกความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในสภาวะต่าง ๆ ได้ถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมถึง 90%

ในปี ค.ศ. 2017 Moosavian และ Najafi ได้เสนอการประมาณค่าแรงเสียดทานของเครื่องยนต์สันดาปภายในโดยการวิเคราะห์การสั่นสะเทือน เมื่อแรงเสียดทานของเครื่องยนต์เพิ่มขึ้น การสั่นสะเทือนเพิ่มขึ้นตาม จึงหาความสัมพันธ์ระหว่างการสั่นสะเทือนและแรงเสียดทานของเครื่องยนต์ได้ โดยนำค่าการสั่นสะเทือนที่วัดได้มาสกัดลักษณะเด่นของข้อมูลโดยใช้หลักทางสถิติ ประกอบด้วย ค่าสูงสุด, ค่าเฉลี่ย และค่าเฉลี่ยกำลังสอง เพื่อนำไปใช้เป็นอินพุตสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผลการวิจัยพบว่าการประมาณและทำนายความถี่ของ

เครื่องยนต์ด้วยความสัมพันธ์ 0.9735, RMSE ที่ 0.0523 บาร์, MRE ของ 8.2204% มีความแม่นยำ 91.7796%

ในปี ค.ศ. 2018 M Zekveld และ GP Hancake ได้นำเสนอการตรวจสอบสภาพการสั่นสะเทือนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยนำเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือนชนิดความเร่งแบบไร้สายมาวัดสัญญาณการสั่นสะเทือน โดยข้อมูลการสั่นสะเทือนที่แปลงอยู่ในโดเมนความถี่มาเป็นอินพุตของแบบจำลอง ซึ่งแบ่งปัญหาของการสั่นสะเทือนออกเป็น 3 กลุ่ม คือ ปกติ, เสียสมดุล และเยื้องศูนย์ ซึ่งตัวโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายปัญหาเสียสมดุลได้ถูกต้องมากที่สุดถึง 99% และกลุ่มปกติสูงสุดถึง 96% และในปัญหาการเยื้องศูนย์มีความถูกต้องอยู่ที่ 84%

2.18 สรุป

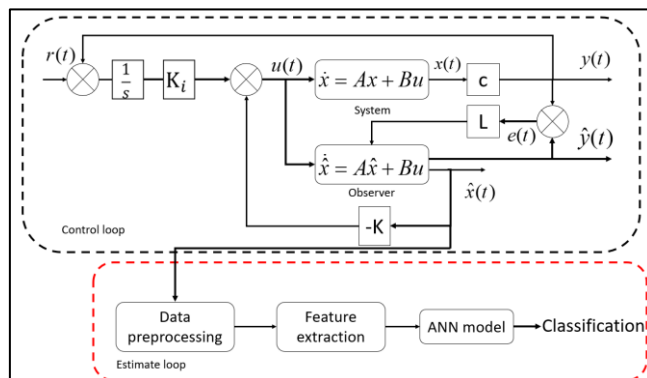
จากการศึกษาทฤษฎีและปรัทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องพบว่าการจัดกลุ่มการสั่นสะเทือนส่วนใหญ่จะนำสัญญาณการสั่นสะเทือนวิเคราะห์โดยตรงหรือวิเคราะห์ร่วมกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีเป้าหมาย เพื่อตรวจสอบสถานะของเครื่องจักรสำหรับงานซ่อมบำรุงรักษาซึ่งในทางอุตสาหกรรมจริงนั้นมีเครื่องจักรจำนวนมากและประกอบด้วยเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือนมีราคาสูง รวมถึงต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญเพื่อหาตำแหน่งติดตั้งที่ถูกต้องและวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือน ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกตสำหรับการควบคุมและเก็บข้อมูลทางพลวัตที่ได้จากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกต เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อที่จะสามารถแบ่งกลุ่มการสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นของโบลเวอร์ โดยสามารถลดค่าใช้จ่ายด้านเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือนได้

บทที่ 3

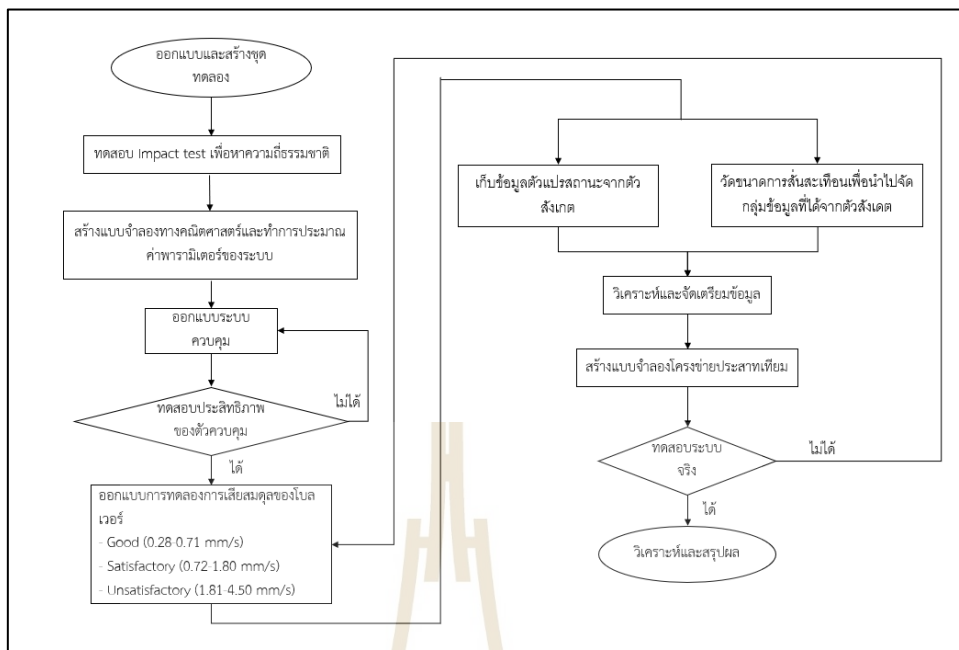
วิธีดำเนินงานวิจัย

3.1 บทนำ

ในงานวิจัยนี้เสนอการออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ เพื่อควบคุมความเร็วของโบลเวอร์ โดยการออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะสามารถกำหนดผลตอบสนองทางพลวัตให้เป็นไปตามที่ผู้ออกแบบต้องการได้ โดยอาศัยเทคนิคการวางโพล (Pole placement) หรือรากของสมการระบบวงปิด (Close loop) เพื่อให้ได้ผลตอบสนองตามที่ต้องการ การออกแบบควบคุมแบบป้อนกลับจะต้องอาศัยข้อมูลตัวแปรสถานะที่วัดได้จากระบบทุกตัวเพื่อป้อนให้อัตราขยาย แต่ในทางปฏิบัติการจะวัดข้อมูลสถานะทุกตัวที่เป็นไปได้ค่อนข้างยากหรืออาจจะเสียค่าใช้จ่ายค่อนข้างสูง ในงานวิจัยนี้จึงนำตัวสังเกต (Observer) มาใช้เพื่อลดการติดตั้งเซนเซอร์ โดยการประมาณค่าข้อมูลตัวแปรสถานะทุกตัวใหม่ทั้งหมดจากข้อมูลของ ระบบจริงอย่างน้อย 1 ตัว โดยอาศัยแบบจำลองคณิตศาสตร์ของระบบและนำข้อมูลทางพลวัตของตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตในแต่ละระดับการสั่นสะเทือนมาใช้สำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) สำหรับการประมาณระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์จะถูกแบ่งออกเป็น 3 ระดับ คือ Good, Satisfactory และ Unsatisfactory ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะประกอบไปด้วย 2 ส่วน คือ 1) ส่วนระบบควบคุมที่ทำหน้าที่ควบคุมผลตอบสนองให้เป็นไปตามที่ผู้ออกแบบกำหนดและเก็บข้อมูลเพื่อใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม และ 2) โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับประมาณระดับการสั่นสะเทือน ดังรูปที่ 3.1



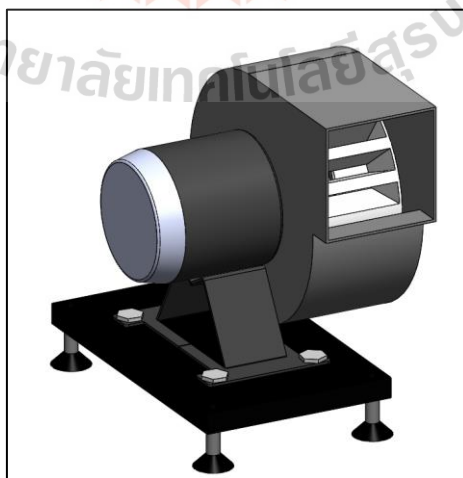
รูปที่ 3.1 ภาพรวมการทำงานของระบบควบคุมและการประมาณระดับกลุ่มการสั่นสะเทือน



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

3.2 ออกแบบและสร้างชุดทดสอบ

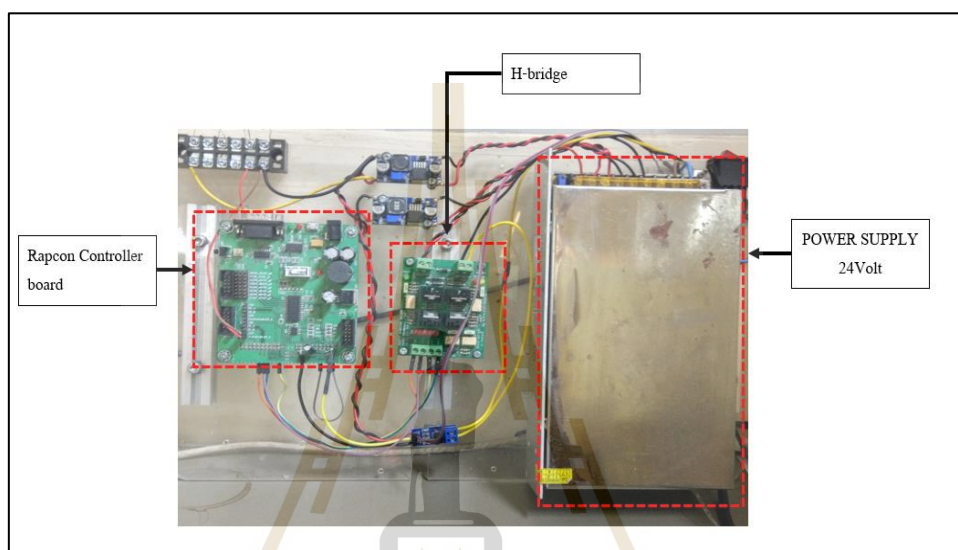
งานวิจัยนี้จะใช้มอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงเป็นต้นกำลังสำหรับขับเคลื่อนใบพัด โดยตัวมอเตอร์ไฟฟ้าใช้แหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง 24 โวลต์ 320 วัตต์ ความเร็วรอบ 2,750 รอบต่อนาที ใช้ใบพัดและโครงบังคับลมยี่ห้อ YSF รุ่น 150FLJ7 แสดงดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 โบลเวอร์

3.2.1 ชุดควบคุม

สำหรับการสั่งงาน โบลเวอร์จะสั่งผ่านโปรแกรม MATLAB ในส่วนของ Simulink มีอุปกรณ์หลักดังนี้ บอร์ดควบคุม RAPCON Controller สำหรับเชื่อมต่อกับโปรแกรม MATLAB ชุดขับเคลื่อนมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง (DC motor H-Bridge drive) และแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง 24 โวลต์ แสดงดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ชุดควบคุม

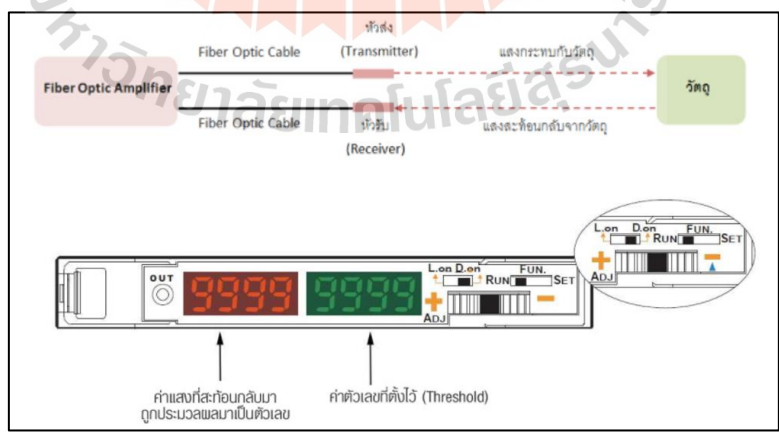
3.2.2 ไฟเบอร์อปติกเซนเซอร์

เซนเซอร์ประเภทนี้จะใช้ในการตรวจจับการเคลื่อนไหว การตรวจจับวัตถุ เซนเซอร์ชนิดนี้ทำงาน โดยที่ไม่ต้องมีการสัมผัสตัววัตถุแต่อาศัยหลักการส่งและรับแสง โดยมี ส่วนประกอบสำคัญ 2 ส่วน คือ หัวส่ง (Transmitter) และตัวรับแสง (Receiver) หลักการทำงานคือ จะวัดปริมาณความเข้มแสงของแสงที่กระทบกับวัตถุและสะท้อนกลับมายังเซนเซอร์คล้ายกับ หลักการทำงานของโฟโตอิเล็กทริกเซนเซอร์ โดยวงจรภายในแอมพลิไฟเออร์จะกำเนิดแสง และยิงแสงออกมาผ่านสายไฟเบอร์ไปที่หัวส่ง (Transmitter) ไปกระทบกับวัตถุ และสะท้อนกลับมา ยังหัวรับ (Receiver) แล้วจึงส่งกลับไปยังแอมพลิไฟเออร์ เพื่อประมวลผลจากค่าความเข้มแสง ที่สะท้อนกลับมาเป็นตัวเลข เมื่อแอมพลิไฟเออร์ประมวลผลออกมาเป็นตัวเลขแล้ว เราสามารถ ตั้งค่า Threshold เพื่อให้แอมพลิไฟเออร์ประมวลผลในการส่งสัญญาณเอาต์พุตออกมา ในปัจจุบัน ได้มีการนำหลักการที่กล่าวมานั้น มาใช้ในการวัดความเร็วรอบของเครื่องจักรหมุน โดยเซนเซอร์ ประเภทนี้จะส่งสัญญาณเอาต์พุตออกมาเป็นสัญญาณอิมพัลส์ ประยุกต์ใช้ตัววงจรดิจิทัลและ

ระบบของไมโครคอนโทรลเลอร์ในการนับจำนวนสัญญาณอิมพัลส์ เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าฐานเวลาในตัวบอร์ดคอนโทรลเลอร์จะได้จำนวนเวลาที่เคลื่อนที่ครบ 1 รอบ โดยไฟเบอร์ออปติกเซนเซอร์จะส่งสัญญาณเป็น ON เมื่อตัวรับแสงได้รับลำแสงจากหัวส่งแสงที่มีความเข้มอยู่ในขอบเขตที่ตั้งไว้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับชนิดของไฟเบอร์ออปติกเซนเซอร์สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ชนิดคือ NPN และ PNP ในงานวิจัยนี้ใช้ชนิด NPN คือ เมื่อส่งลำแสงจากหัวส่งออกไปแล้วตัวรับแสงส่งกลับไปยังแอมพลิไฟเออร์เพื่อประมวลผล ถ้าความเข้มแสงอยู่นอกขอบเขตที่ตั้งไว้จะส่งสัญญาณ OFF ออกมา แต่ถ้าความเข้มแสงอยู่ในขอบเขตที่กำหนดจะส่งสัญญาณ ON ออกมา



รูปที่ 3.5 ไฟเบอร์ออปติกเซนเซอร์



รูปที่ 3.6 หลักการทำงานของโฟโตอิเล็กทริกเซนเซอร์

จากการประยุกต์ใช้หลักการจากที่กล่าวมา เราจะได้เวลาที่เคลื่อนที่ครบ 1 รอบ หรือ รอบต่อวินาที

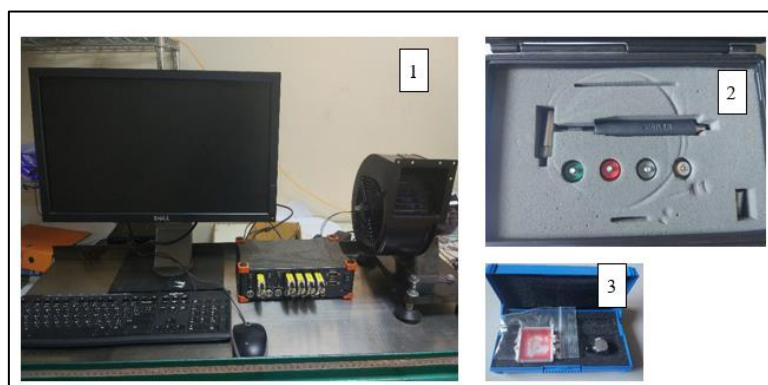
$$f = \frac{1}{T} \quad (3.1)$$

แปลงหน่วยให้เป็น รอบต่อนาที (RPM)

$$1 \text{ rpm} = \frac{1}{60} \times \text{Hz} \quad (3.2)$$

3.3 การทดสอบโมดอล

การควบคุมความเร็วรอบมีหลายปัจจัยที่ใช้ในการออกแบบซึ่งหนึ่งในนั้นก็คือ ความถี่ธรรมชาติ (Natural Frequency) เป็นความถี่เฉพาะตัวของวัตถุจะมีค่าเดียวหรือหลายค่าก็ได้ การที่มีแรงภายนอกไปกระทำกับวัตถุแล้วความถี่ที่กระทำตรงกับความถี่ธรรมชาติของวัตถุ จะเกิดการสั่นพ้องขึ้น ทำให้วัตถุเกิดการสั่นที่รุนแรงและหากปล่อยไว้โครงสร้างหรือชิ้นส่วน อาจชำรุดเสียหายได้ โดยวิธีการหาความถี่ธรรมชาติสามารถหาได้หลากหลายวิธี ในงานวิจัยนี้ นำวิธีการทดสอบโมดอลมาใช้สำหรับหาความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์ อุปกรณ์สำหรับใช้ทดสอบ โมดอลแสดงในรูปที่ 3.7 ค้อนใช้สำหรับสร้างแรงสั่นสะเทือนให้กับวัตถุ ทรานสดิวเซอร์วัดสัญญาณ การสั่นสะเทือนแบบความเร่ง (Accelerometer) สำหรับวัดสัญญาณการสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้น และเครื่องมือเก็บสัญญาณการสั่นสะเทือนสำหรับประมวลผลและเก็บข้อมูล ข้อมูลทางเทคนิคของ อุปกรณ์ทดสอบโมดอลแสดงในตารางที่ 3.1



รูปที่ 3.7 อุปกรณ์สำหรับทดสอบ โมดอล

ตารางที่ 3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดสอบ โมคคูล

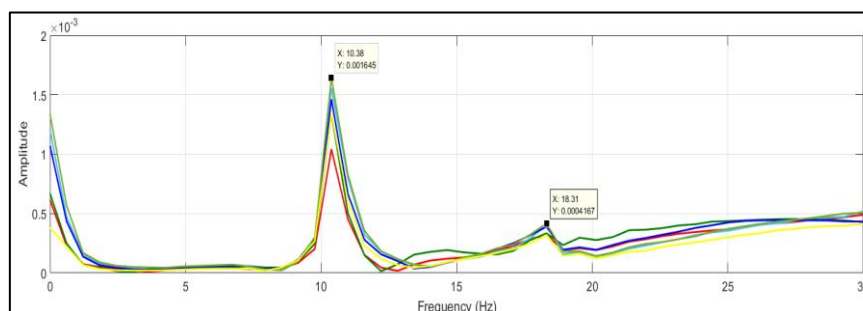
ลำดับ	อุปกรณ์	ข้อมูลทางเทคนิค
1	Signal collector	Dewesoft DEWE 2600
2	Force hammer	Kistler IEPE Force hammer Sensitivity: 10 mV/N
3	Accelerometer	Kistler accelerometer Sensitivity: 103.6 mV/g

ขั้นตอนการวัดจะใช้ค้อนเคาะเพียงจุดเดียวแล้วย้ายตำแหน่งติดตั้งเซนเซอร์ตามจุดที่ต้องการวัดแสดงตำแหน่งจุดวัดในรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 ตำแหน่งจุดเคาะและติดตั้งเซนเซอร์

จุดสีเขียวเป็นตำแหน่งที่ใช้ค้อนเคาะเพื่อสร้างแรงให้กับวัตถุ โดยจะเคาะเพียงตำแหน่งเดียว และจุดสีฟ้าเป็นตำแหน่งติดตั้งเซนเซอร์ เพื่อวัดสัญญาณการสั่นสะเทือน โดยจะวัดทั้งหมด 6 จุด ซึ่งสัญญาณการวัดที่ได้จากเซนเซอร์จะถูกส่งเข้าเครื่องมือเก็บสัญญาณเพื่อประมวลผลความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์แสดงในรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 ความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์

จากรูปที่ 3.9 จะสังเกตเห็นว่า เกิดแอมพลิจูดที่สูง 2 จุด คือ ที่ 10.38 Hz และ 18.31 Hz ซึ่งก็คือ ความถี่ธรรมชาติที่ 1 และความถี่ธรรมชาติที่ 2 ของโบลเวอร์ โดยสามารถแปลงความถี่ให้อยู่ในรูปของความเร็วรอบได้จากสมการที่ 3.2 จะได้ความเร็วรอบที่ทำให้เกิดแอมพลิจูดสูงอยู่ที่ 622 รอบต่อนาที และ 1,098 รอบต่อนาที

3.4 ออกแบบการทดลองกรณีเกิดความไม่สมดุลในการหมุนใบพัดของโบลเวอร์

โบลเวอร์มีลักษณะการทำงานโดยดึงอากาศเข้าทางด้านข้างและเหวี่ยงอากาศออกในแนวรัศมี ส่งผลให้อากาศมีความเร็วสูงขึ้นอากาศที่ดึงเข้ามาอาจจะมีฝุ่นหรือสิ่งสกปรกติดมาด้วย เมื่อมาเกาะบริเวณใบพัดจำนวนมากจะทำให้เกิดการเสียดสีมากขึ้น งานวิจัยนี้จึงออกแบบการทดลองโดยการสูบลมเพิ่มเข้าไปบริเวณใบพัด เพื่อเป็นการจำลองสถานการณ์การเสียดสีโดยมวลที่ติดเข้าไปจะสูบลมตำแหน่งติดและสูบน้ำหนักของมวล การสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นจะวัดโดยใช้เครื่องวิเคราะห์การสั่นสะเทือน โดยจะกล่าวในหัวข้อถัดไป วัดและแบ่งกลุ่มการสั่นสะเทือนตามมาตรฐาน ISO 10816 โบลเวอร์ที่ใช้ในงานวิจัยจะจัดอยู่ใน Class I กลุ่มของเครื่องจักรที่มีกำลังไม่เกิน 15 กิโลวัตต์ ในงานวิจัยจะประมาณระดับการสั่นสะเทือนออกเป็น 3 ระดับ คือ Good ช่วงขนาดการสั่นอยู่ที่ 0 - 0.71 mm/s , Satisfactory ช่วงขนาดการสั่นอยู่ที่ 0.72 - 1.80 mm/s และ Unsatisfactory ช่วงขนาดการสั่นอยู่ที่ 1.81 - 4.50 mm/s

3.5 เครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือน

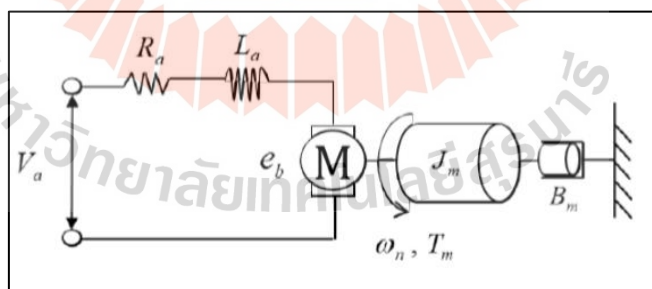
การสั่นสะเทือน คือ การเคลื่อนที่ของมวลทุกทิศทางรอบ ๆ จุดสมดุล โดยเครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนส่วนใหญ่จะวัดค่าในโดเมนเวลา (Wave form) แล้วแปลงค่าให้อยู่ในรูปโดเมนความถี่ (Spectrum) ขั้นตอนกระบวนการแปลงโมเดเนเวลาเป็นโดเมนความถี่จะเรียกว่า “Fast Fourier Transform” หรือ “FFT” ซึ่งเครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนจะสามารถวิเคราะห์ปัญหาได้หลากหลายมากกว่าเครื่องมือวัดการสั่นสะเทือนทั่วไป โดยสามารถนำกราฟในโดเมนความถี่มาพล็อตเพื่อให้เราสามารถวิเคราะห์ปัญหาของเครื่องจักรได้ทันที สามารถทำ Balancing หามุมเฟส วัดความเร็วรอบ และวัดขนาดการสั่นโดยรวมของระบบได้ โดยสามารถนำไปเทียบกับตารางขนาดการสั่นสะเทือน ISO 10816-1 ฯลฯ งานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนของ MaintTech รุ่น CMX FFT Analyser แสดงในรูปที่ 3.10 มีเครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนและทรานสดิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือนแบบความเร่งชนิด 1 แกน สำหรับวัดการสั่นสะเทือนที่เกิดจากความไม่สมดุลในการหมุนของโบลเวอร์เพื่อนำไปจัดกลุ่มข้อมูลตัวแปรสถานะที่ประมาณค่าได้จากตัวสังเกตตามมาตรฐาน ISO 10816



รูปที่ 3.10 เครื่องมือวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนและทรานควิวเซอร์วัดสัญญาณการสั่นสะเทือน

3.6 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง

จากการศึกษาโครงสร้างของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงจะแบ่งการพิจารณาออกเป็น 2 ส่วน คือ วงจรไฟฟ้าจะใช้กฎแรงดันเคอร์ชอฟฟ์ (Kirchhoff's voltage law) และในส่วนของทางกลจะใช้กฎข้อที่ 2 ของนิวตัน แสดงรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 แสดงโครงสร้างทั่วไปของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง

โดยพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของแบบจำลองมีดังนี้

V_a = Armature Voltage (V)

J_m = Moment of inertia (kg.m^2)

I_a = Armature current (A)

R_a = Armature resistance (Ω)

ω_m = Rotation speed (rad/s)

e_b = Back electromotive force voltage (V)

$$\begin{aligned}
 K_t &= \text{Torque coefficient (N.m/A)} & T_m &= \text{Motor torque (N.m)} \\
 L_a &= \text{Armature inductance (H)} & B_m &= \text{Coefficient of viscous friction (N.m.s/rad)} \\
 K_b &= \text{Back electromotive force coefficient (V.s/rad)}
 \end{aligned}$$

จากกฎแรงดันของเคอร์ชอฟฟ์ (Kirchhoff's voltage law) ในการพิจารณาวงจรไฟฟ้าได้
 ดังนี้

$$V_a(t) = R_a i_a(t) + L_a \frac{di_a(t)}{dt} + e_b(t) \quad (3.3)$$

$$e_b(t) = K_b \omega_m(t) \quad (3.4)$$

แรงบิดของมอเตอร์จะเป็นสัดส่วนกับกระแสแอมแปร์ที่ไหลผ่านขดลวดสามารถเขียน
 สมการได้ดังนี้

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

จากสมการที่ 3.3 จัดรูปจะได้

$$\frac{di_a(t)}{dt} = \frac{V_a(t)}{L_a} - \frac{R_a}{L_a} i_a(t) - \frac{K_b}{L_a} \frac{d\theta_m(t)}{dt} \quad (3.6)$$

พิจารณาในส่วนทางกล จากกฎข้อที่ 2 ของนิวตัน จะได้สมการดังนี้

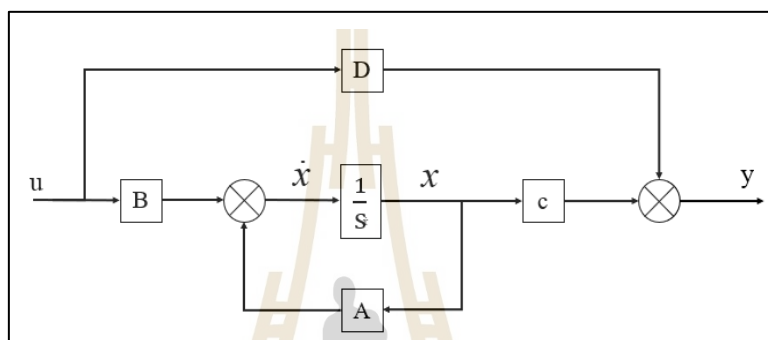
$$J_m \frac{d^2 \omega_m(t)}{dt^2} + B_m \frac{d\omega_m(t)}{dt} = T_m(t) \quad (3.7)$$

นำสมการที่ 3.5 มาแทนในสมการที่ 3.7 จัดรูปจะได้

$$\frac{d^2\theta_m(t)}{dt^2} = -\frac{B_m}{J_m} \frac{d\theta_m(t)}{dt} + \frac{K_t}{J_m} i_a(t) \quad (3.8)$$

3.6.1 แบบจำลองของระบบในปริภูมิสถานะ

ในการวิเคราะห์และสร้างระบบควบคุมจะออกแบบในโดเมนเวลาซึ่งมีกราฟการไหลของสัญญาณดังรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองตัวแปรสแตต

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบในปริภูมิสถานะหรือโดเมนเวลามีรูปแบบทั่วไปดังสมการที่ 3.9 และสมการที่ 3.10

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (3.9)$$

$$y = Cx \quad (3.10)$$

โดยที่	x	เป็นเวกเตอร์สถานะ (State vector)
	y	เป็นเวกเตอร์ของสัญญาณขาออก
	u	เป็นเวกเตอร์สัญญาณควบคุมหรือเวกเตอร์ของสัญญาณขาออก
	A	เป็นเมตริกซ์ $n \times n$
	B	เป็นเมตริกซ์ $n \times 1$
	C	เป็นเมตริกซ์ $m \times n$

เมื่อพิจารณาสมการเชิงอนุพันธ์ที่ 3.6 และ 3.8 สามารถอธิบายสมการในรูปแบบของแบบจำลองในปริภูมิสแตต (State space model) ดังนี้ กำหนดให้

$$x_1 = \theta_m, x_2 = i_a, u = V_a$$

$$\ddot{x}_1 = -\frac{B_m}{J_m} \dot{x}_1 + \frac{K_t}{J_m} x_2$$

$$\dot{x}_2 = \frac{V_a(t)}{L_a} - \frac{R_a}{L_a} x_2 - \frac{K_b}{L_a} \dot{x}_1$$

เขียนในรูปของเมทริกซ์จะได้เมทริกซ์อินพุตและเมทริกซ์เอาต์พุต ดังนี้

$$\begin{bmatrix} \ddot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B_m}{J_m} & \frac{K_t}{J_m} \\ -\frac{K_b}{L_a} & -\frac{R_a}{L_a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{L_a} \end{bmatrix} u$$

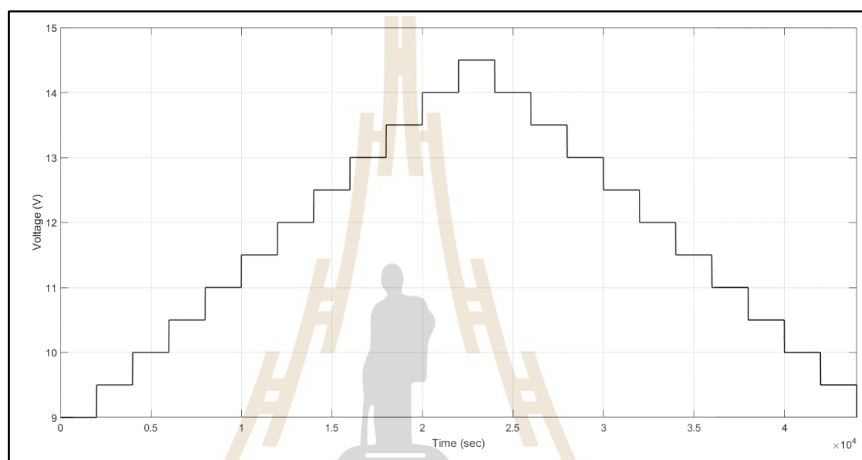
$$y(t) = [1 \ 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

หรือ

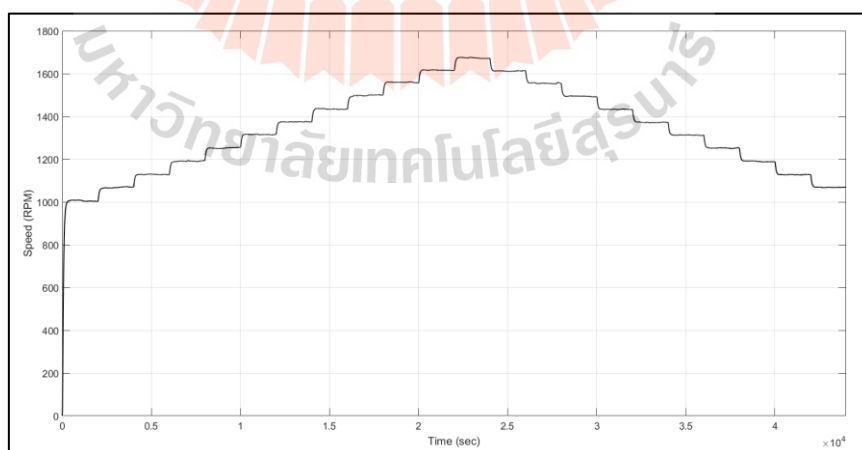
$$A = \begin{bmatrix} -\frac{B_m}{J_m} & \frac{K_t}{J_m} \\ -\frac{K_b}{L_a} & -\frac{R_a}{L_a} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{L_a} \end{bmatrix}, C = [1 \ 0] \quad (3.11)$$

3.7 การระบุเอกลักษณ์ของโบลเวอร์

ในงานวิจัยนี้จะใช้การระบุเอกลักษณ์แบบระบบวงเปิดคือการควบคุมมอเตอร์ด้วยระบบวงเปิดและเก็บค่าอินพุตและเอาต์พุตจากระบบจริง ซึ่งเป็นการนำข้อมูลจากการทดลองจริงมาประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อให้ได้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใกล้เคียงกับระบบจริงมากที่สุด โดยอินพุตที่ให้ในระบบ คือ แรงดันไฟฟ้าที่อยู่ในช่วง 9 - 14 โวลต์ และเอาต์พุตที่ได้จากระบบ คือ ความเร็วรอบ แสดงในรูปที่ 3.13 - 3.14

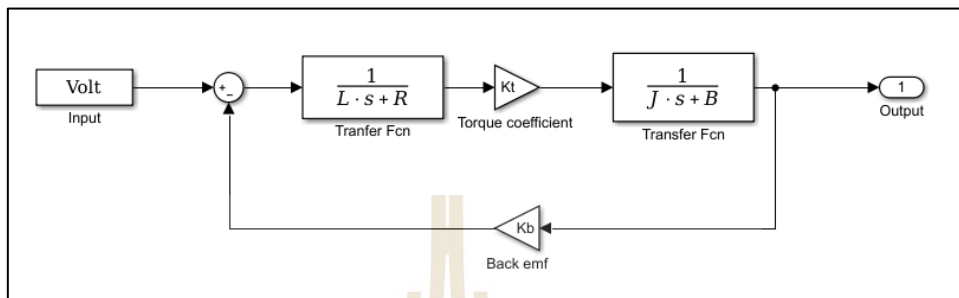


รูปที่ 3.13 อินพุตสำหรับระบุเอกลักษณ์



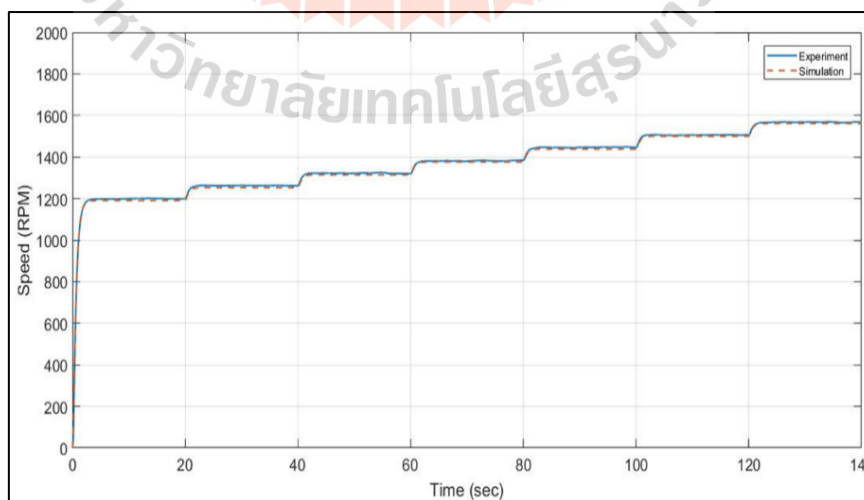
รูปที่ 3.14 เอาต์พุตสำหรับระบุเอกลักษณ์

แล้วนำเอาข้อมูลเข้าสู่วิธีการสร้างเป็นรูปแบบสมการทางคณิตศาสตร์ เทคนิควิธีดังกล่าวจะใช้เครื่องมือในโปรแกรม MATLAB ในส่วนของ Parameter Estimation โดยจะสร้างบล็อกไดอะแกรมแสดงในรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.15 บล็อกไดอะแกรมที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์

จากนั้นนำข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ทดลองจริงป้อนเข้าบล็อกไดอะแกรม เพื่อให้เครื่องมือ Parameter Estimation ประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ให้ผลตอบสนองเหมือนกับผลการทดลองจริง โดยจะต้องกำหนดค่าเริ่มต้นให้พารามิเตอร์ทุกตัวที่ต้องการประมาณค่า สำหรับการประมาณค่าจะใช้วิธีการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Least Squares Method) เพื่อลดค่าความผิดพลาดระหว่างผลการทดลองจริงและแบบจำลอง ผลการประมาณค่าแบบจำลองแสดงในรูปที่ 3.16 และพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้แสดงในตารางที่ 3.2



รูปที่ 3.16 ผลการประมาณค่าแบบจำลอง

ตารางที่ 3.2 ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้

พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์เฉลี่ย	หน่วย
B_m (Coefficient of viscous friction)	0.3001	N.m.s/rad
J_m (Moment of inertia)	0.4576	kg.m ²
K_b (Back electromotive force coefficient)	0.0050	V.s/rad
K_t (Torque coefficient)	139.988	N.m / A
L_a (Armature inductance)	0.2113	H
R_a (Armature resistance)	1.5	Ω

3.8 ทดสอบแบบจำลองด้วยตัวสังเกตระบบวงเปิด

ในการออกแบบตัวสังเกตระบบจะต้องหาค่าเมทริกซ์อัตราขยายของตัวสังเกต (State observer gain matrix, L) โดยจะต้องออกแบบค่า L ที่มีความเร็วพอในการที่จะทำให้สัญญาณความผิดพลาดมีค่าเท่ากับศูนย์ ซึ่งก็หมายความว่าทำให้ค่าตัวแปรสถานะเข้าสู่ค่าตัวแปรของระบบจริง โดยปกติแล้วความเร็วของสมการประมาณค่าตัวแปรสถานะจะให้ความเร็วกว่าโพลเด่น (Dominate pole) โดยการหาโพลเด่นของระบบจะหาค่า eigenvalue ของเมทริกซ์ A ได้จาก $\det(A - \lambda I) = 0$ ซึ่งรายละเอียดจะแสดงดังต่อไปนี้

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{B_m}{J_m} & \frac{K_t}{J_m} \\ -\frac{K_b}{L_a} & -\frac{R_a}{L_a} \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

แทนค่าพารามิเตอร์ลงในเมทริกซ์ A

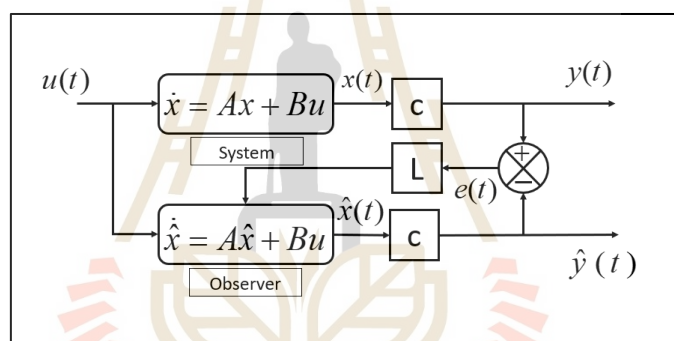
$$A = \begin{bmatrix} -0.6558 & 305.9178 \\ -0.02366 & -7.0989 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

ค่า Eigenvalue สามารถหาได้จาก

$$\det \left[\begin{pmatrix} -0.6558 & 305.9178 \\ -0.02366 & -7.0989 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix} \right] = 0 \quad (3.14)$$

$$\lambda_{1,2} = -2.1052, -5.6495 \quad (3.15)$$

โพลเด่นของระบบอยู่ที่ -2.1052 ค่าอัตราขยาย L สามารถหาได้โดยใช้วิธีการของแอกเคอร์มันน์ (Ackermann's Formula) เข้ามาช่วยในการหาอัตราขยาย L จากที่กล่าวมาการออกแบบตัวสังเกตจะต้องออกแบบให้โพลหรือ รากของสมการลักษณะเฉพาะของตัวสังเกตห่างจากโพลเด่น 5 - 10 เท่า เพื่อให้ตัวแปรสถานะเข้าสู่ค่าจริงของระบบเร็วที่สุด ซึ่งสามารถหาค่าอัตราขยายของตัวสังเกตได้ดังนี้



รูปที่ 3.17 ตัวสังเกตระบบวงปิด

สมการลักษณะเฉพาะของสัญญาณผิดพลาดสามารถเขียนได้ดังนี้

$$\det[sI - (A - LC)] = \alpha_e \quad (3.16)$$

สมการลักษณะเฉพาะของตัวสังเกตจะเขียนได้ว่า

$$\alpha_e = (s - \beta_1)(s - \beta_2) \dots (s - \beta_n) \quad (3.17)$$

โดยที่ β คือ ตำแหน่งของโพลของสมการลักษณะเฉพาะของตัวประมาณค่า

จากสมการที่ 3.15 หาสมการลักษณะเฉพาะของตัวสังเกตจาก 10 เท่าของโพลระบบ
จะได้ว่า

$$\alpha_e = (s+10.525)(s+28.24)$$

แทนค่าลงในสมการที่ 3.16 จะได้ว่า

$$\det[sI_{2 \times 2} - (A - LC)] = s^2 + 38.765s + 297.226 \quad (3.18)$$

แทนค่าเมทริกซ์ A เมทริกซ์ L และ เมทริกซ์ C ลงในสมการที่ 3.18 เพื่อหาค่าอัตราขยาย
ของตัวสังเกต

$$\det \begin{bmatrix} s & 0 \\ 0 & s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -0.6558 & 305.9178 \\ -0.02366 & -7.0989 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} = s^2 + 38.765s + 297.226 \quad (3.19)$$

จะได้ $L_1 = 69.7723, L_2 = 2.2283$

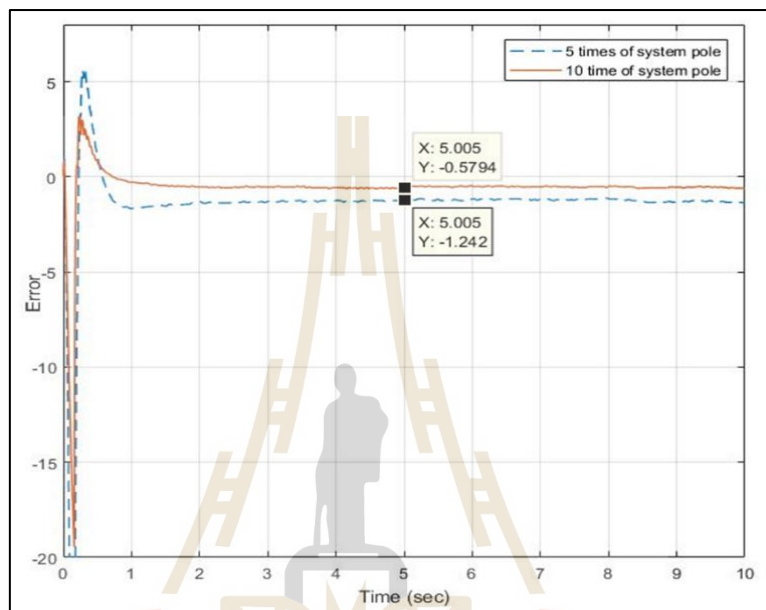
เมทริกซ์อัตราขยายของตัวสังเกตมีดังนี้

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 69.7723 \\ 2.2283 \end{bmatrix}$$

จากหัวข้อที่กล่าวมาข้างต้น การออกแบบตัวสังเกตจะต้องวางโพลมากกว่า 5 - 10 เท่าของ
โพลระบบเพื่อให้สัญญาณผิดพลาดมีค่าเท่ากับศูนย์ จึงตั้งสมมติฐานขึ้นมาเปรียบเทียบการออกแบบ
ตัวสังเกตระหว่าง 5 เท่าของโพลระบบกับ 10 เท่าของโพลระบบ แสดงในตารางที่ 3.3 และ
รูปที่ 3.18 เปรียบเทียบค่า Error ระหว่างตัวสังเกต 5 เท่าของโพลและ 10 เท่าของโพล

ตารางที่ 3.3 ค่า Gain observer ของโพลระบบที่ 5 เท่า และ 10 เท่า

	5 เท่าของโพลระบบ	10 เท่าของโพลระบบ
Observer gain 1 (L_1)	31.0073	69.7723
Observer gain 1 (L_2)	0.2131	2.2283



รูปที่ 3.18 เปรียบเทียบค่า Error ระหว่างตัวสังเกต 5 เท่า และ 10 เท่าของโพล

จากรูปที่ 3.18 จะเห็นได้ว่า 10 เท่าของโพลระบบจะมีค่า Error เข้าใกล้ศูนย์มากกว่า 5 เท่าของโพลระบบ ยิ่งถ้าค่า Error เข้าใกล้ศูนย์หรือเท่ากับศูนย์เร็ว จะทำให้ตัวสังเกตประมาณค่าตัวแปรสถานะเข้าสู่ค่าจริงเร็วขึ้นก็จะทำการสังเกตระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ

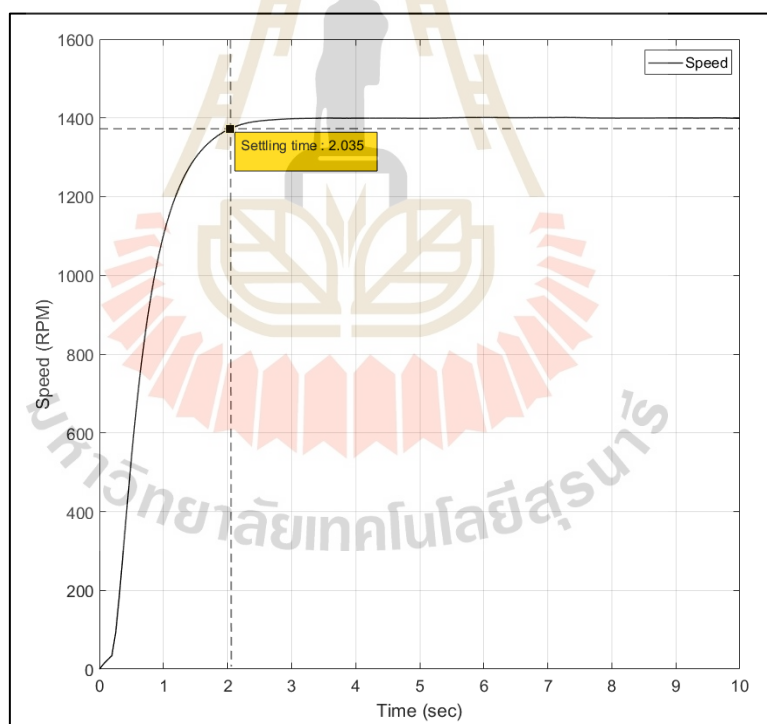
3.9 ทดสอบระบบควบคุม

ในส่วนนี้จะเป็นการออกแบบระบบควบคุม ซึ่งจะทดสอบโดยการเปลี่ยนเวลาเข้าสู่สถานะคงตัว (Settling time) เพื่อสังเกตการเปลี่ยนแปลงของระบบว่าเป็นไปตามที่ออกแบบไว้หรือไม่ โดยใช้วิธีการของแอกเคอร์มันน์สำหรับการวางตำแหน่งโพล (Ackermann's formula for pole placement) สำหรับหาค่าอัตราขยาย ซึ่งต้องอาศัยข้อมูลตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตจากการประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อมาคำนวณหาค่าอัตราขยายป้อนกลับตัวแปรสถานะ (K), อัตราขยายของตัวควบคุม (K_f) และอัตราขยายของตัวสังเกต (L) ซึ่งในที่นี้จะออกแบบระบบแบบหนึ่งเกิน

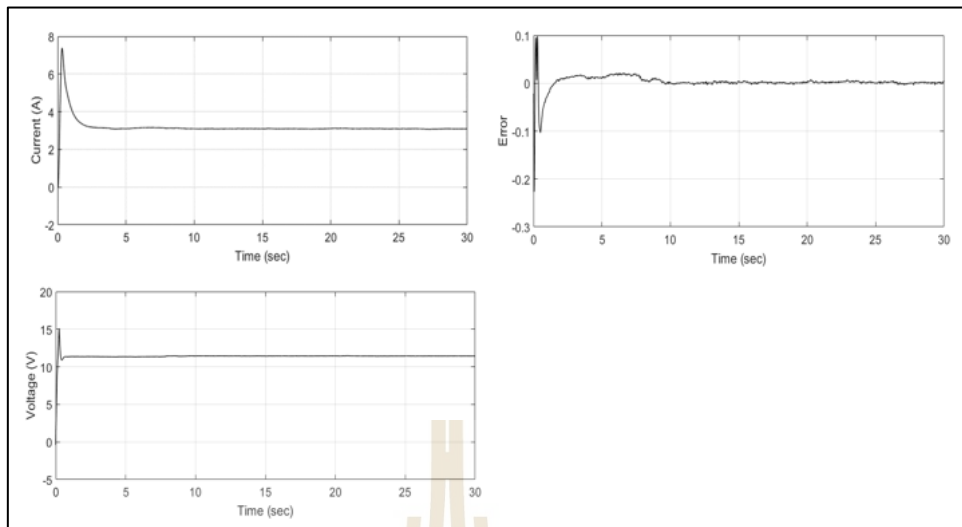
(Overdamp) และเปรียบเทียบเวลาเข้าสู่สถานะคงตัวเท่ากับ 2 และ 4 วินาที การกำหนดเวลาเข้าสู่สถานะคงตัวจะใช้เทคนิคการวาง โพลเด่นจะได้โพลเท่ากับ $(s_1 = 2, s_2 = 6)$ และ $(s_1 = 1, s_2 = 5)$ ตามลำดับ จากนั้นสามารถหาค่าอัตราขยาย K และ K_i ด้วยวิธีของแอกเคอร์มันน์ แต่เนื่องจากระบบเป็น type 0 จึงต้องเพิ่ม โพลอีกหนึ่งตัวเข้าไปที่อัตราขยายของตัวควบคุม K_i โดยจะเลือกวาง โพลที่ $s_3 = 12$ จากการคำนวณจะได้ค่าอัตราขยายดังตารางที่ 3.4 และผลตอบสนองที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัวในรูปที่ 3.19 - 3.22

ตารางที่ 3.4 ค่าอัตราขยายป้อนกลับที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 2 วินาที และ 4 วินาที

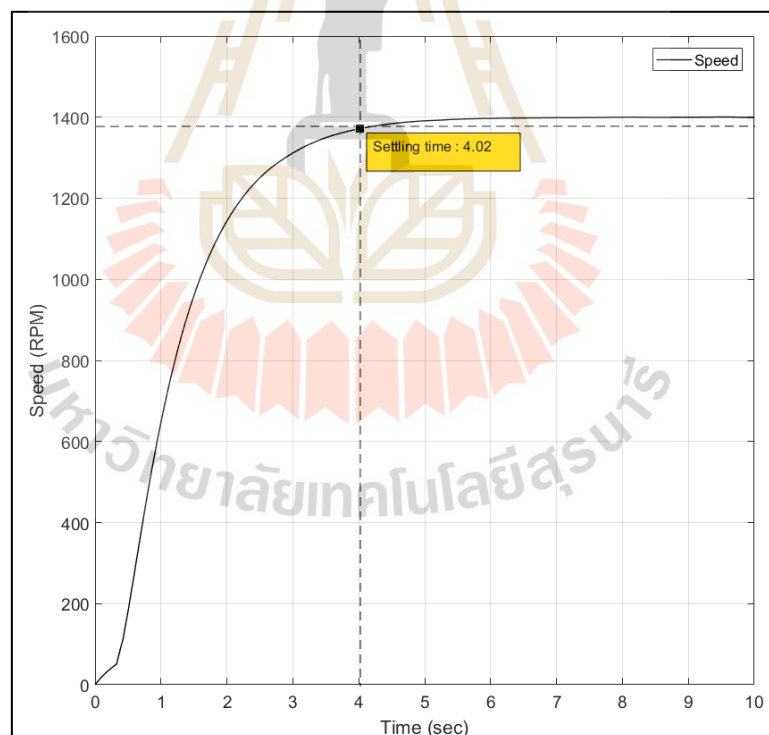
Settling Time (sec)	K_1	K_2	K_i
2	0.0608	2.5874	0.09946
4	0.0329	1.742	0.0345



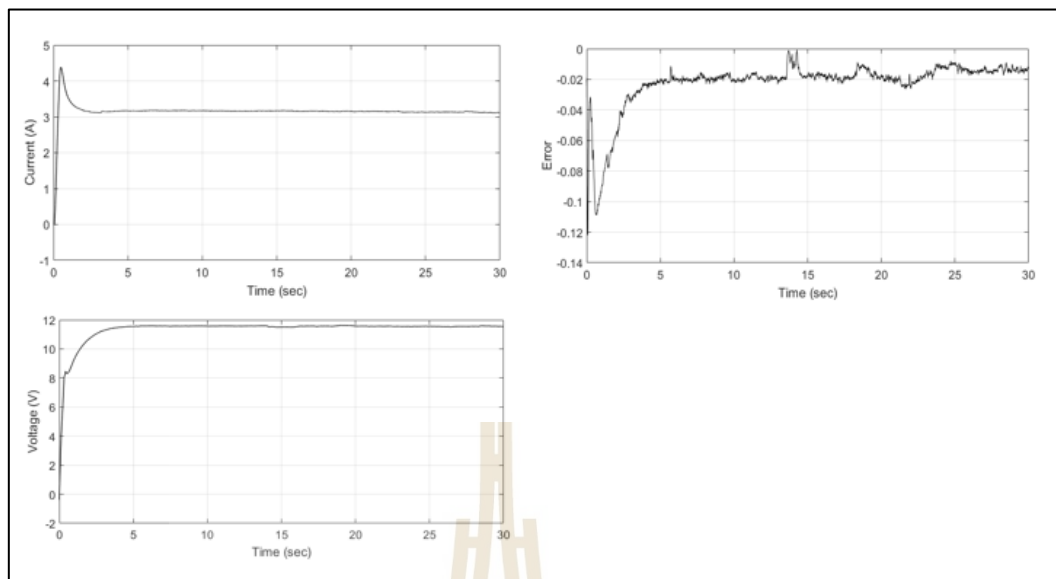
รูปที่ 3.19 ผลตอบสนองจริงที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 2 วินาที



รูปที่ 3.20 ตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 2 วินาที



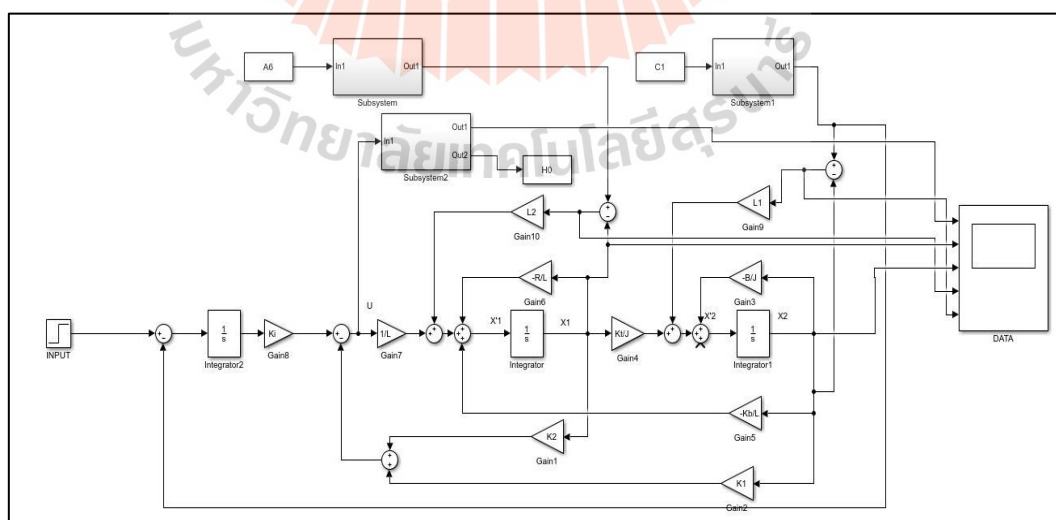
รูปที่ 3.21 ผลตอบสนองจริงที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 4 วินาที



รูปที่ 3.22 ตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตที่เวลาเข้าสู่สถานะคงตัว 4 วินาที

3.10 ข้อมูลตัวแปรสถานะจากตัวสังเกตในแต่ละกลุ่มการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์

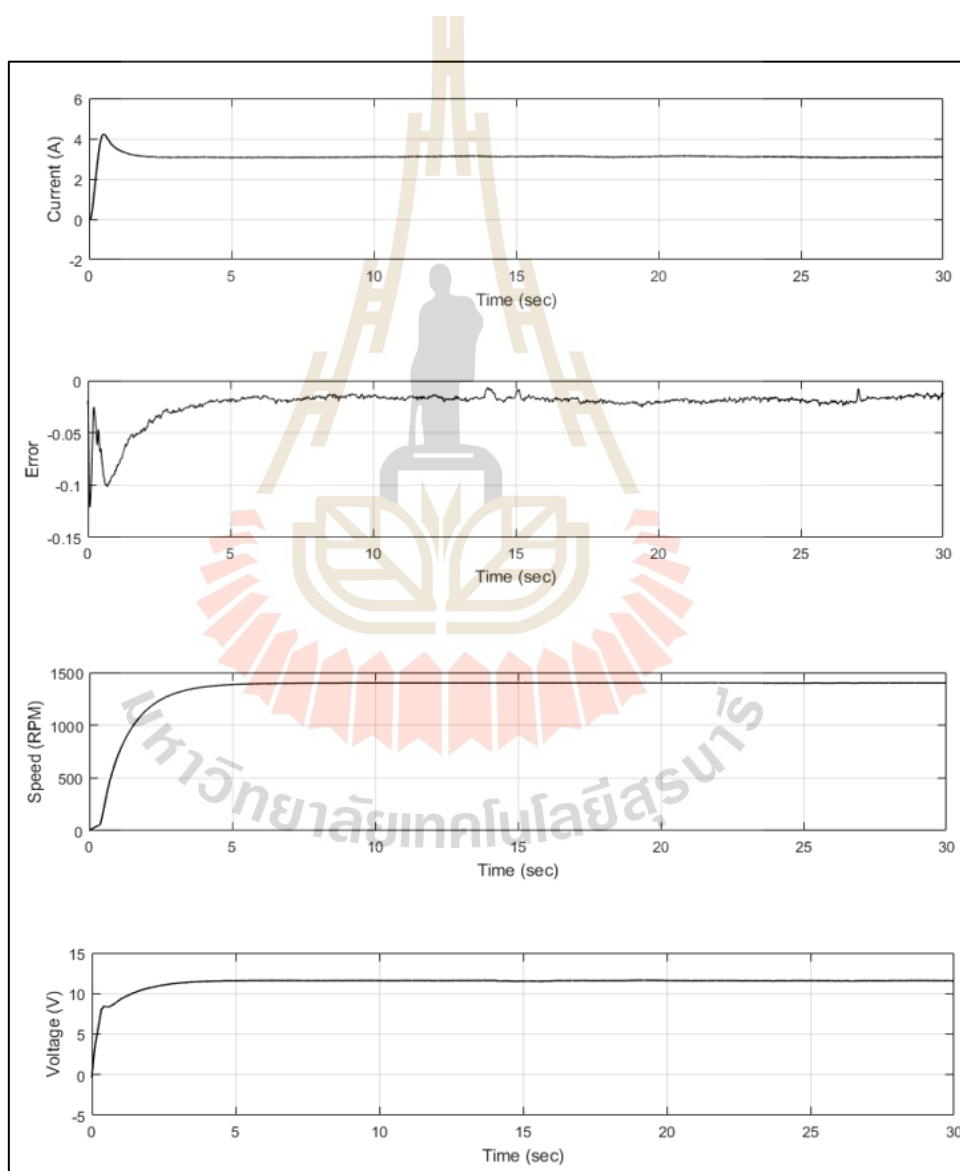
งานวิจัยนี้ได้ควบคุมมอเตอร์และเก็บข้อมูลผ่านโปรแกรม MATLAB Simulink เชื่อมต่อผ่านบอร์ด RAPCON Controller โดยใช้การสร้างบล็อกไคอะแกรมสำหรับควบคุมและเก็บข้อมูลแสดงในรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.23 บล็อกไคอะแกรมสำหรับควบคุมและเก็บข้อมูล

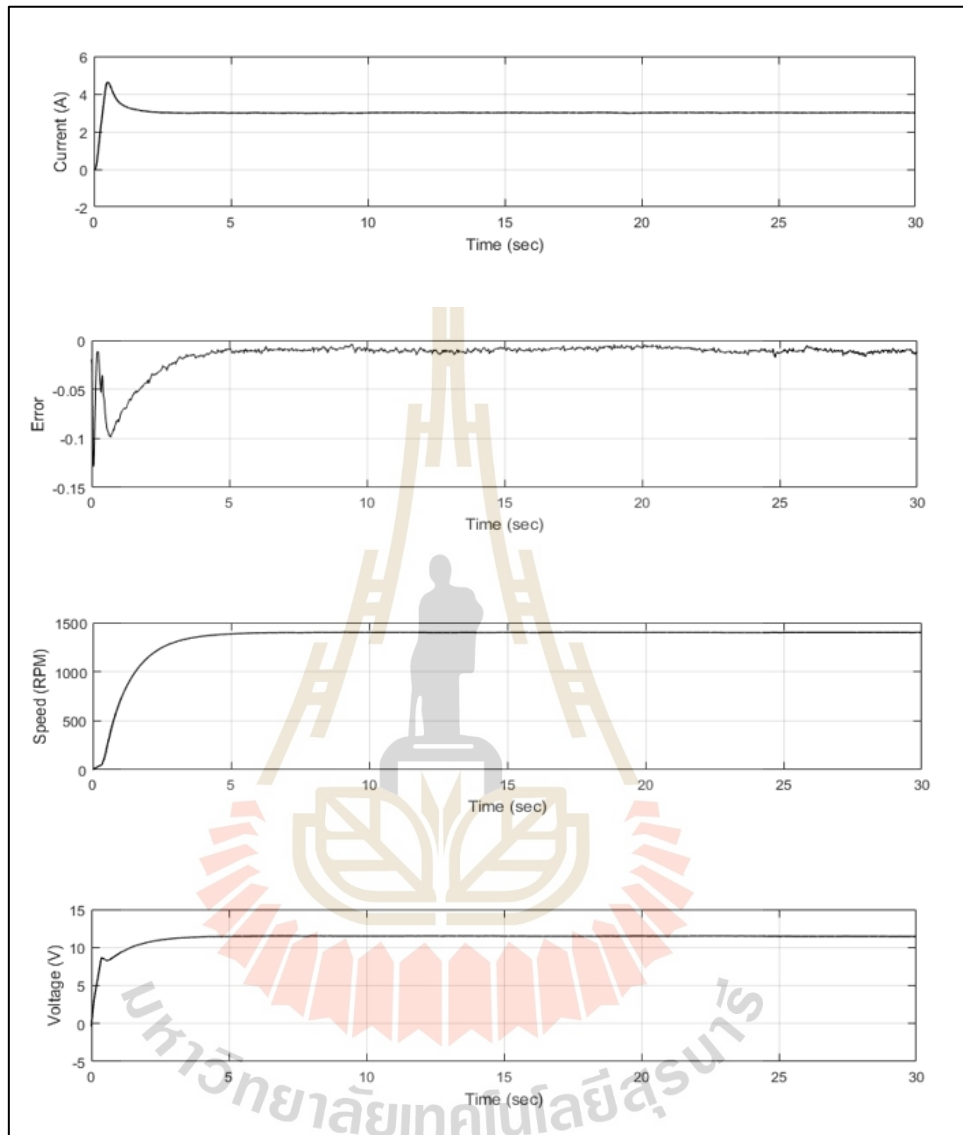
ตัวแปรสถานะที่ประมาณค่าได้จากตัวสังเกตจะมีทั้งหมด 4 ตัวแปร คือ ค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์, แรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์, ความเร็วรอบ และ ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต โดยจะเก็บข้อมูล 4 ตัวแปรสถานะในทุก ๆ ระดับการสั่นสะเทือนที่จำแนกกลุ่มไว้คือ Good, Satisfactory และ Unsatisfactory จากนั้นจะนำข้อมูลตัวแปรสถานะทุกกลุ่มไปเป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้เรียนรู้และสามารถประมาณระดับการสั่นสะเทือนได้จากข้อมูลตัวแปรสถานะทั้ง 4 ตัว ซึ่งจะกล่าวในบทถัดไป

3.10.1 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่นสะเทือน Good



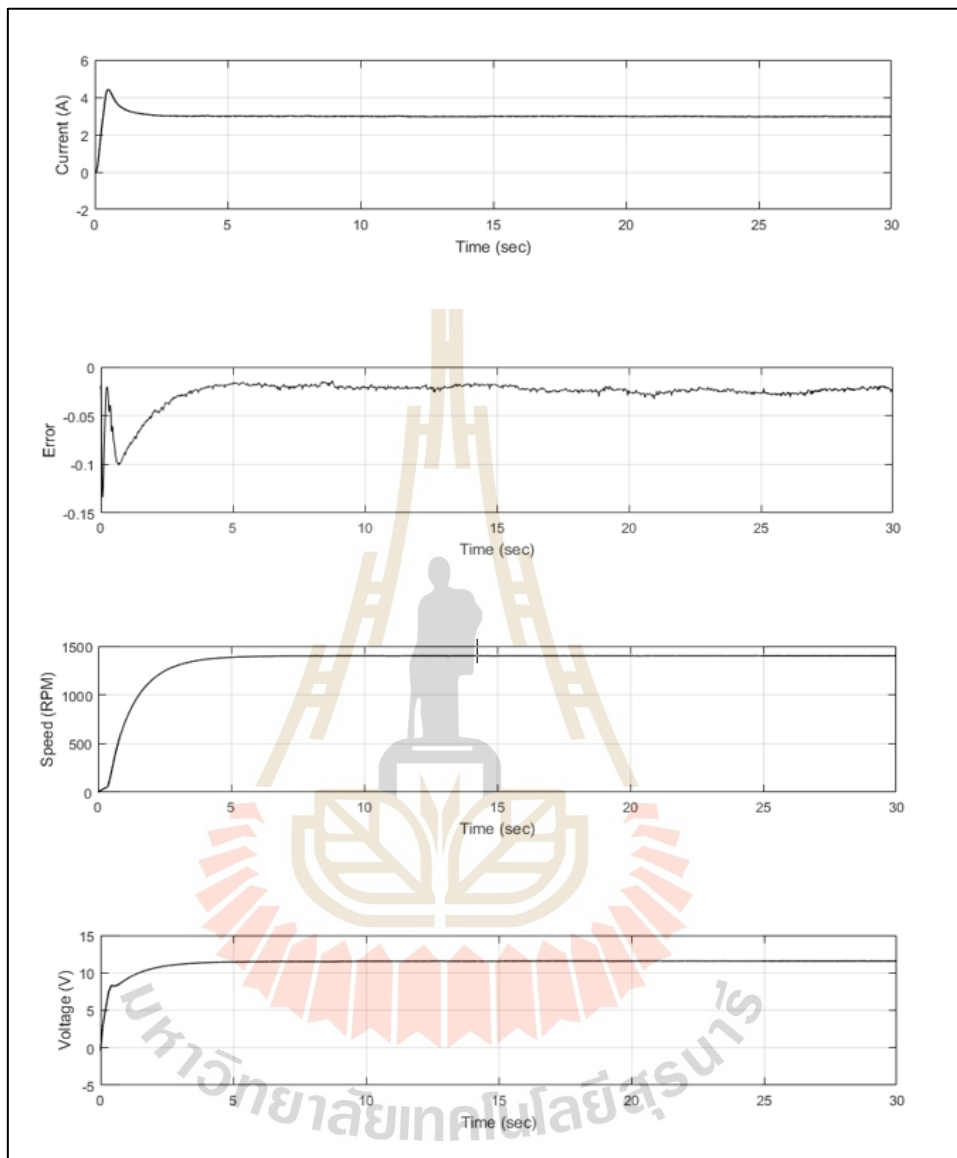
รูปที่ 3.24 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่นสะเทือน Good

3.10.2 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่งสะท้อน Satisfactory



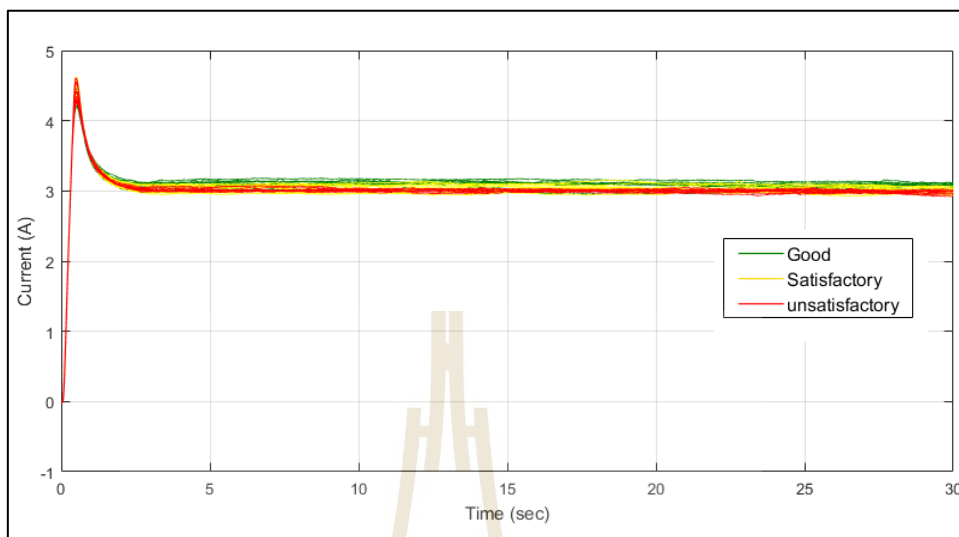
รูปที่ 3.25 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่งสะท้อน Satisfactory

3.10.3 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่งสะท้อน Unsatisfactory

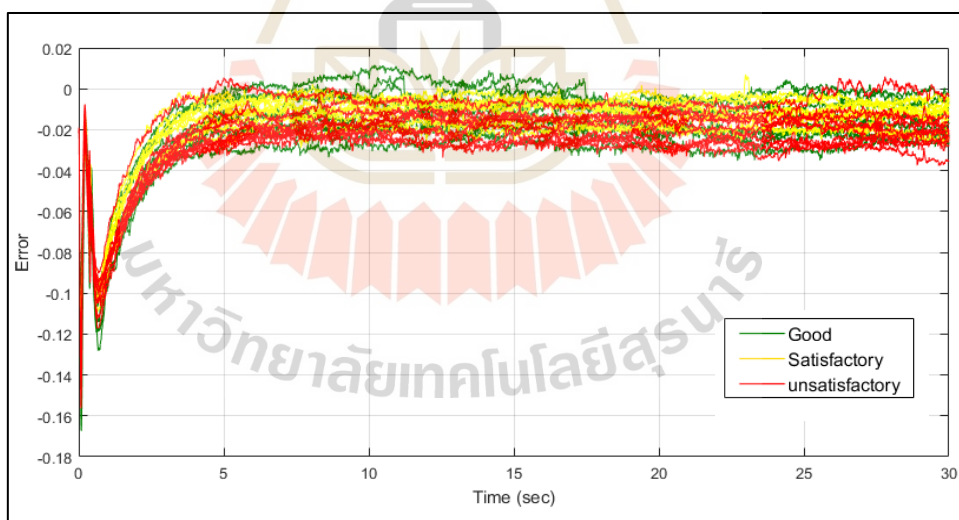


รูปที่ 3.26 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่งสะท้อน Unsatisfactory

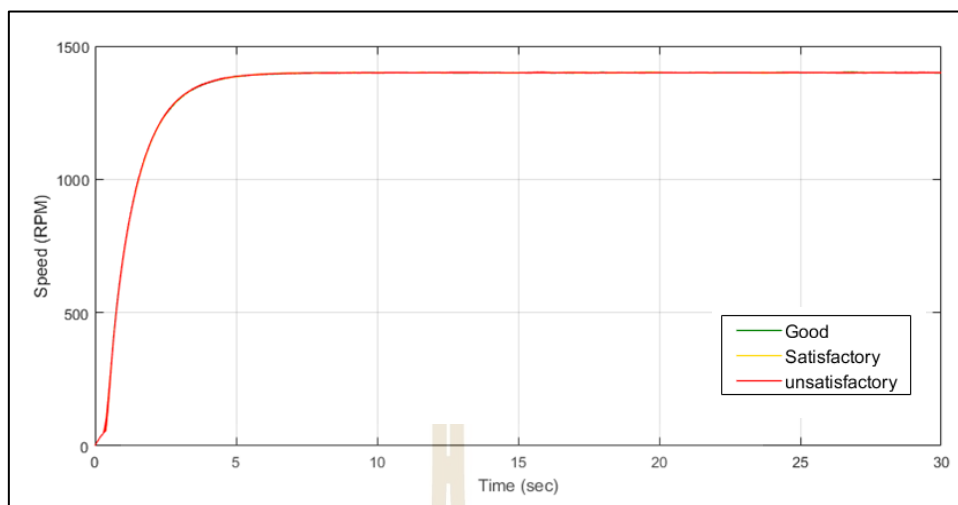
3.10.4 ข้อมูลตัวแปรสถานะในกลุ่มการสั่งสะท้อน Good, Satisfactory และ Unsatisfactory



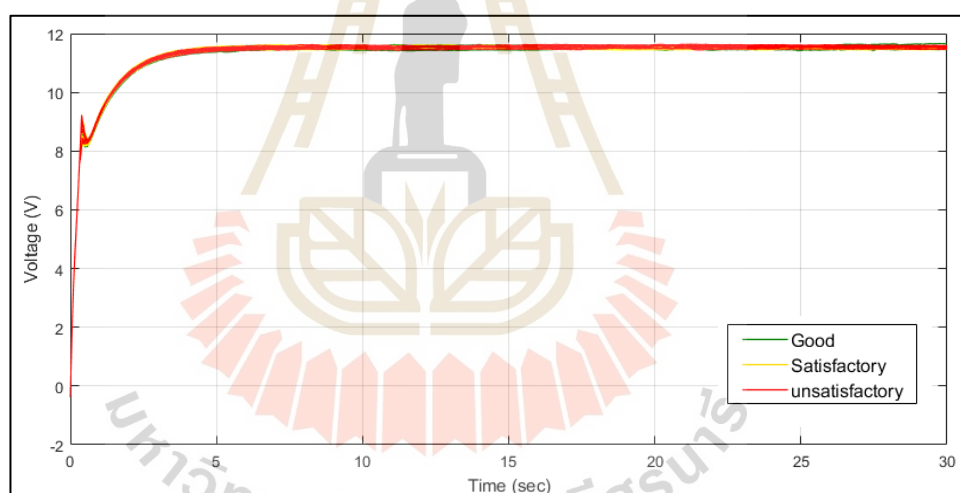
รูปที่ 3.27 ค่ากระแสไฟฟ้าในทุกกลุ่มการสั่งสะท้อน



รูปที่ 3.28 ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตกับระบบจริงในทุกกลุ่มการสั่งสะท้อน



รูปที่ 3.29 ค่าความเร็วรอบในทุกกลุ่มการสั่นสะเทือน



รูปที่ 3.30 ค่าแรงดันไฟฟ้าในทุกกลุ่มการสั่นสะเทือน

จากรูปที่ 3.27 - 3.30 จะเห็นว่าในแต่ละกลุ่มการสั่นสะเทือนค่าของตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตมีความแตกต่างกันเพียงเล็กน้อยหรือข้อมูลบางตัวแทบจะไม่เห็นความแตกต่าง ดังนั้นถ้านำข้อมูลในส่วนนี้ไปใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะทำให้แบบจำลองเกิดการเรียนรู้ที่ผิดพลาด มีความแม่นยำในการประมาณระดับการสั่นสะเทือนลดลง เพราะฉะนั้นในงานวิจัยนี้จะใช้การสกัดลักษณะเด่นของข้อมูลซึ่งเป็นการนำหลักทางสถิติเข้ามาใช้ เพื่อหาจุดเด่นของข้อมูลก่อนนำไปใช้สอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะกล่าวต่อไป

3.11 สรุป

วิธีการดำเนินงานวิจัยนั้นจำเป็นต้องมีความรู้พื้นฐานความเข้าใจในด้านของทฤษฎีและการนำไปประยุกต์ใช้เกี่ยวกับการออกแบบระบบควบคุม การหาความถี่ธรรมชาติของเครื่องจักรและการวัดการสั่นสะเทือน รวมไปถึงหลักการทำงานของฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ โดยสามารถแบ่งเป็น 9 ขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ออกแบบและสร้างชุดทดลองเครื่องจักรหมุน โดยในงานวิจัยนี้จะใช้โบลเวอร์

ขั้นตอนที่ 2 หาความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์โดยวิธีการทำโมดอล เป็นการใส่แรงเข้าไปในระบบโดยการเคาะเมื่อแรงที่ให้เข้าไปในระบบสั่นไปตรงกับความถี่ธรรมชาติของระบบจะเกิดการสั่นพ้องขึ้นทำให้แอมพลิจูดของการสั่นสะเทือนสูง ซึ่งเราสามารถหาช่วงการทำงานของเครื่องจักรได้จากความถี่ธรรมชาติซึ่งปกติแล้วไม่ควรใช้ช่วงการทำงานที่ใกล้กับความถี่ธรรมชาติ เพราะจะทำให้โครงสร้างเกิดการสั่นที่รุนแรงและเสียหายได้

ขั้นตอนที่ 3 หาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบโดยวิธีการระบุเอกลักษณ์ (System Identification) การระบุเอกลักษณ์จะต้องมีอินพุตและเอาต์พุตในช่วงการทำงานที่ต้องการ งานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือในส่วนของ Parameter estimation ในโปรแกรม MATLAB เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยสามารถตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองได้โดยการดูผลตอบสนองของระบบจริงเทียบกับแบบจำลอง

ขั้นตอนที่ 4 ออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกต โดยใช้เทคนิคการวางโพลที่ต้องการออกแบบ เพื่อหาค่าอัตราขยายของตัวแปรสถานะแบบป้อนกลับ อัตราขยายของตัวควบคุมและอัตราขยายของตัวสังเกต

ขั้นตอนที่ 5 ทดสอบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะและตัวสังเกตจากผลตอบสนองของค่าเวลาเข้าสู่สถานะคงตัวที่ออกแบบไว้ โดยจะทดสอบผ่านโปรแกรม MATLAB ในส่วนของ Simulink

ขั้นตอนที่ 6 ทดลองกรณีความไม่สมดุลในการหมุน (unbalance) ของใบพัดในโบลเวอร์ โดยการติตมวลเพิ่มเข้าไปในระบบ ซึ่งแบ่งระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์ไว้ 3 ระดับ คือ Good (0.28 - 0.71 mm/s), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/s) และ Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/s) โดยใช้เครื่องวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนในโหมด All Vibration วัดและอ่านค่าการสั่นสะเทือน และเก็บข้อมูลตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตประกอบด้วยค่ากระแสของมอเตอร์, ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต, ความเร็วและแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์ โดยจะเก็บค่าจากตัวสังเกตไปพร้อมกับการวัดการสั่นสะเทือนเพื่อนำข้อมูลจากตัวสังเกตมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 7 เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล จำแนกลักษณะเด่นของข้อมูลที่ได้จากการประมาณค่าจากตัวสังเกตโดยใช้หลักทางสถิติเพื่อหาลักษณะเด่นของข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งขั้นตอนนี้จะทำการเขียนโปรแกรมด้วย MATLAB/M-file

ขั้นตอนที่ 8 เป็นขั้นตอนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจากชุดฝึกสอน ซึ่งจะใช้การเขียนโปรแกรมด้วย MATLAB/M-file การทดสอบจะเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างจำนวนอินพุตจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) และอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาแบบจำลองที่มีความถูกต้องมากที่สุด

ขั้นตอนที่ 9 สรุปผลการทดลอง



บทที่ 4

ผลการศึกษาและการวิเคราะห์ผล

4.1 บทนำ

ในบทนี้เสนอการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้สำหรับประมวลระดับการสั้นสะเทือนจากข้อมูลตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตในแต่ละระดับการสั้นสะเทือน นำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แต่จากเนื่องจากข้อมูลที่ได้จากตัวสังเกตในแต่ละระดับการสั้นสะเทือนมีผลตอบสนองที่ใกล้เคียงกันทำให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้ได้ไม่ดี ในงานวิจัยนี้จึงได้นำวิธีการสกัดลักษณะเด่นของข้อมูล โดยใช้หลักทางสถิติประกอบด้วย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความโค้ง, ค่าเฉลี่ยกำลังสอง และค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย มาสกัดลักษณะเด่นของข้อมูลแล้วจึงนำไปใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้เกิดการเรียนรู้ที่ดีและลดระยะเวลาในการเรียนรู้ โดยการทดสอบจะเปรียบเทียบค่าความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะแบ่งการทดสอบออกเป็น 3 ส่วนคือ 1) จำนวนอินพุตที่ฝึกสอนแบบจำลอง 2) จำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) และ 3) อัลกอริทึมที่ใช้ฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Levenberg marquardt algorithm และ Scaled conjugate gradient) เพื่อหาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความถูกต้องมากที่สุด

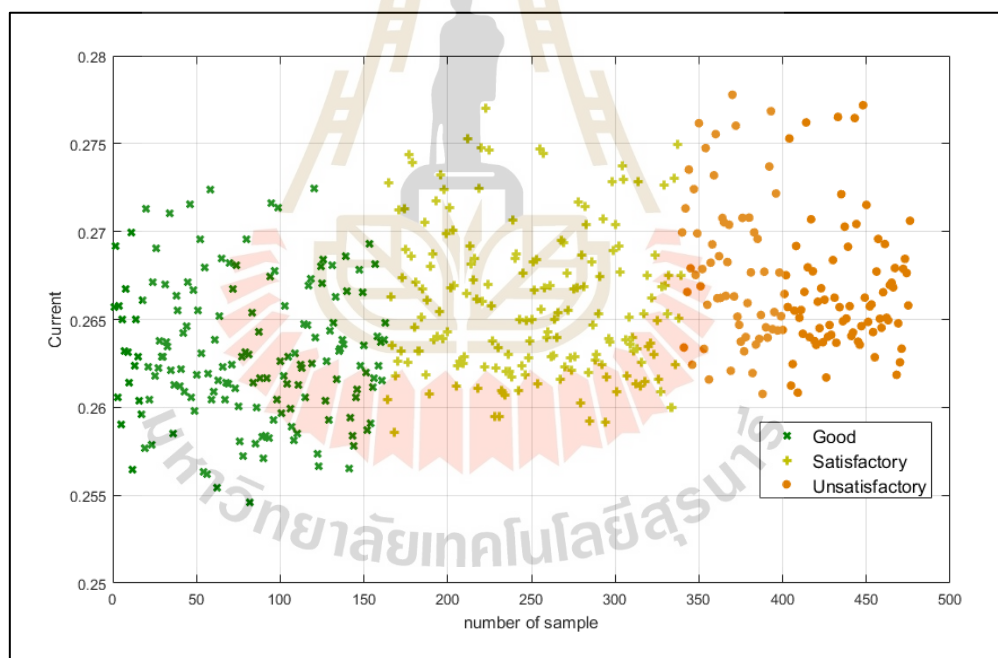
4.2 สกัดคุณลักษณะ

การสกัดคุณลักษณะเด่นของข้อมูล (Feature extraction) เป็นขั้นตอนการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปที่สามารถนำไปใช้งานในด้าน Machine learning เช่น การแปลงข้อความตัวอักษรและรูปภาพให้ไปอยู่ในรูปแบบของชุดตัวเลข ซึ่งขั้นตอนนี้จะช่วยลดขนาดของข้อมูลที่ต้องประมวลผลและเวลาลง และยังช่วยให้แบบจำลองเกิดการเรียนรู้ที่ดีทำให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความถูกต้องเพิ่มมากขึ้น การสกัดคุณลักษณะเด่นของข้อมูลส่วนใหญ่มักจะใช้ในอินพุตที่เป็นรูปภาพเนื่องจากในรูปภาพมักจะมียอดประกอบหลาย ๆ อย่างนอกเหนือจากจุดที่ให้ความสนใจ การทำการสกัดคุณลักษณะจะช่วยคัดแยกจุดที่เราสนใจออกจากองค์ประกอบต่าง ๆ ภายในรูป ตัวอย่างเช่นเราสามารถแยกความแตกต่างระหว่างรูปภาพส้มกับแอปเปิ้ลได้ โดยใช้ลักษณะเฉพาะพื้นฐานของภาพที่ประกอบไปด้วย 3 ส่วน คือ 1) สี (Color) เป็นลักษณะเฉพาะของรูปภาพที่สามารถแบ่งแยกวัตถุต่าง ๆ ภาพในรูปภาพได้ เช่น สีฟ้าของน้ำทะเลหรือสีแดงของดอกไม้ 2) รูปร่าง (Shape) เป็นลักษณะที่ใช้อธิบายถึงรูปร่างและขนาดของวัตถุภาพในภาพทำให้สามารถแยกวัตถุออกจากพื้นหลัง

หรือแยกระหว่างวัตถุที่มีรูปร่างแตกต่างกัน และ 3) พื้นผิว (Texture) เป็นลักษณะเฉพาะที่อธิบายความหยาบ ความละเอียด หรือความซับซ้อนของวัตถุภายในภาพซึ่งแต่ละภาพอาจจะประกอบด้วยวัตถุที่มีลักษณะพื้นผิวที่แตกต่างกันออกไป การวิเคราะห์พื้นผิวจะช่วยให้สามารถแยกแยะความแตกต่างของวัตถุได้ ซึ่งที่กล่าวมาจะเป็นอินพุตที่เป็นรูปภาพ โดยในส่วนอินพุตที่เป็นเชิงตัวเลขสามารถนำหลักทางสถิติมาช่วยสำหรับสกัดลักษณะเด่นของข้อมูลได้ โดยงานวิจัยนี้จะนำหลักทางสถิติมาใช้สกัดลักษณะเด่นประกอบด้วย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความโค้ง, ค่าเฉลี่ยกำลังสอง และค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย สำหรับการทดลองมีชุดข้อมูลทั้งหมด 476 ข้อมูล แบ่งเป็นข้อมูลในกลุ่ม Good 163 ข้อมูล, ข้อมูลในกลุ่ม Satisfactory 176 ข้อมูล และข้อมูลในกลุ่ม Unsatisfactory 137 ข้อมูล โดยในที่นี้จะแสดงลักษณะของข้อมูลที่มีการสกัดลักษณะเด่นแล้วดังนี้

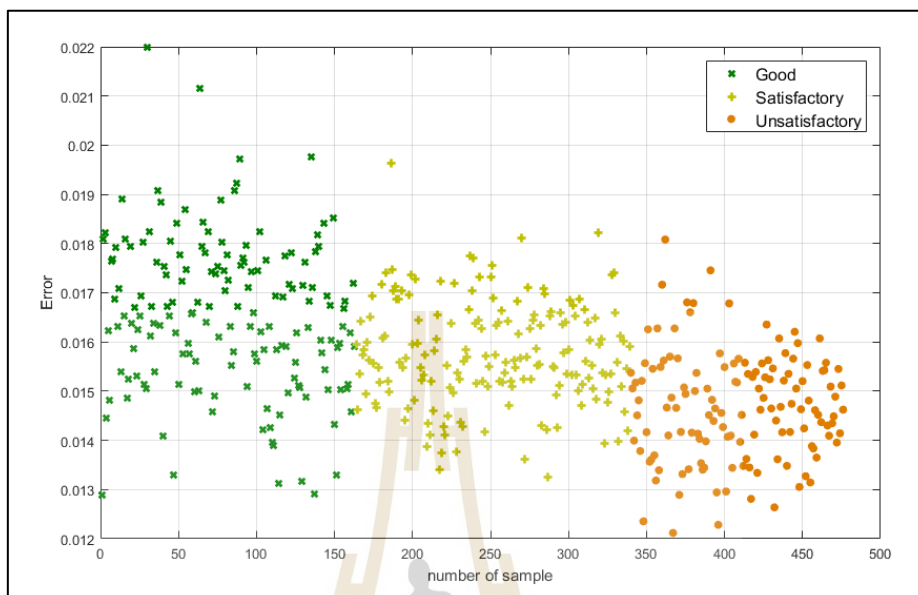
4.2.1 การแยกข้อมูลด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation)

- กระแสของมอเตอร์



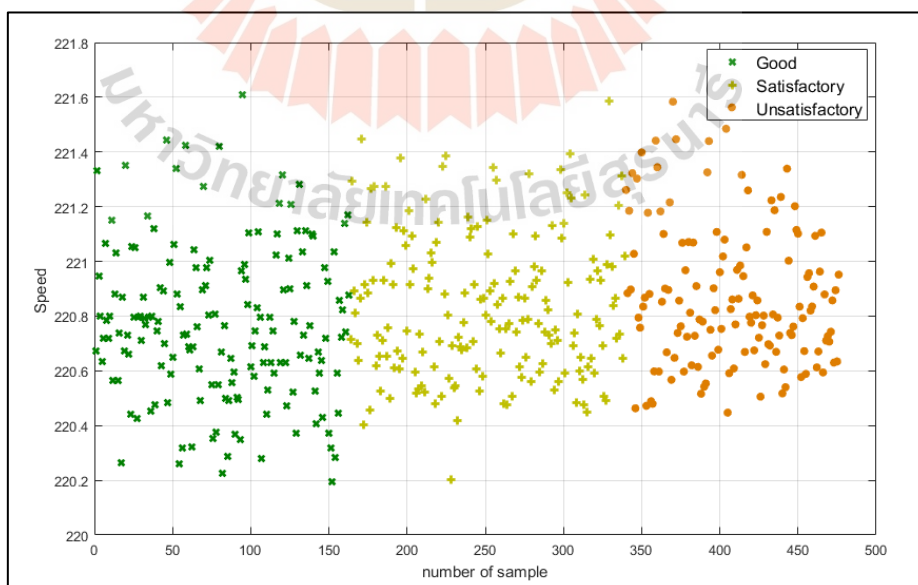
รูปที่ 4.1 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของกระแสมอเตอร์

- ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบกับตัวสังเกต



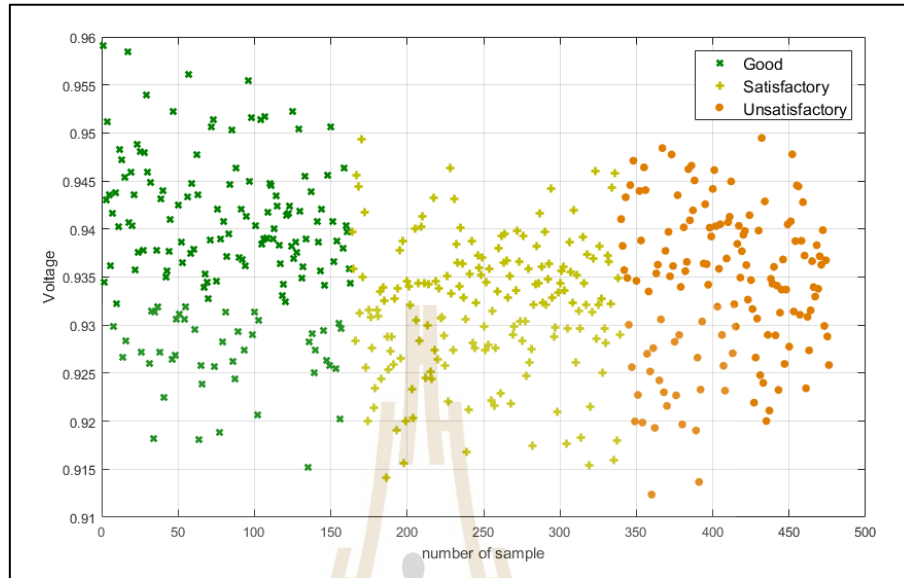
รูปที่ 4.2 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต

- ความเร็ว



รูปที่ 4.3 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความเร็ว

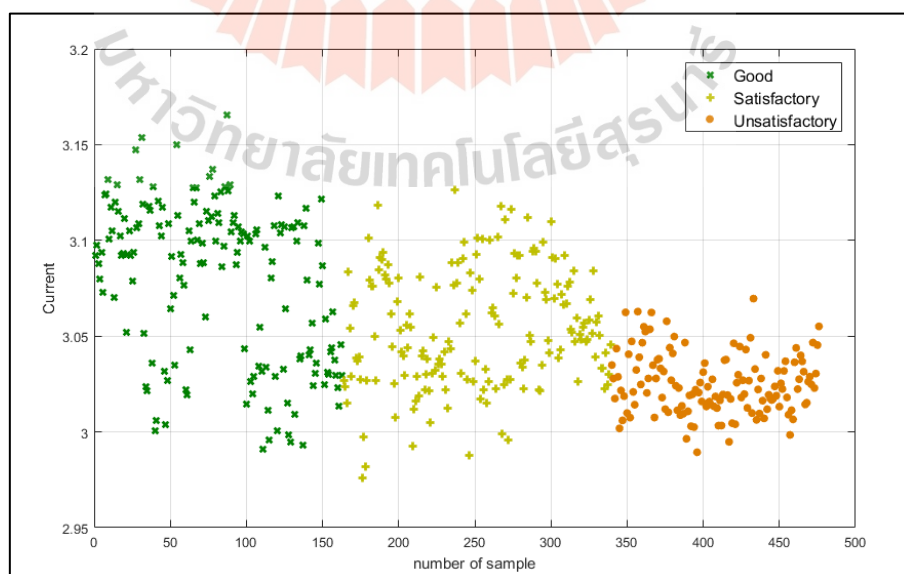
- แรงดันไฟฟ้า



รูปที่ 4.4 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์

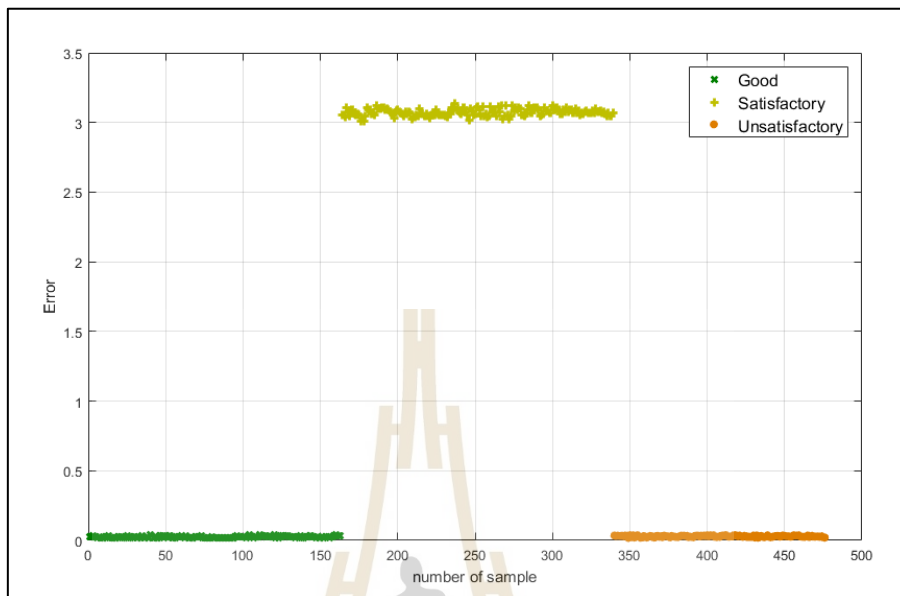
4.2.2 การแยกข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square)

- กระแสของมอเตอร์



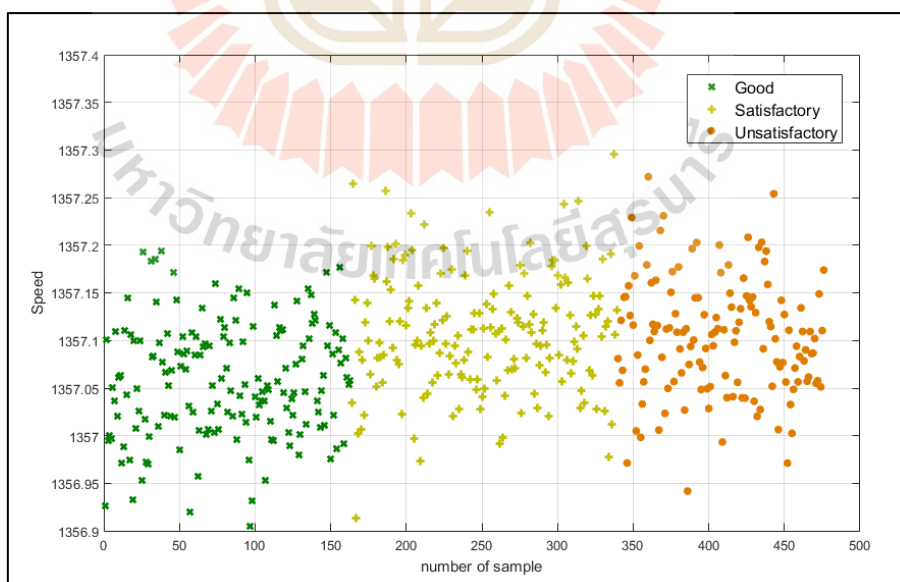
รูปที่ 4.5 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของกระแสของมอเตอร์

- ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบกับตัวสังเกต



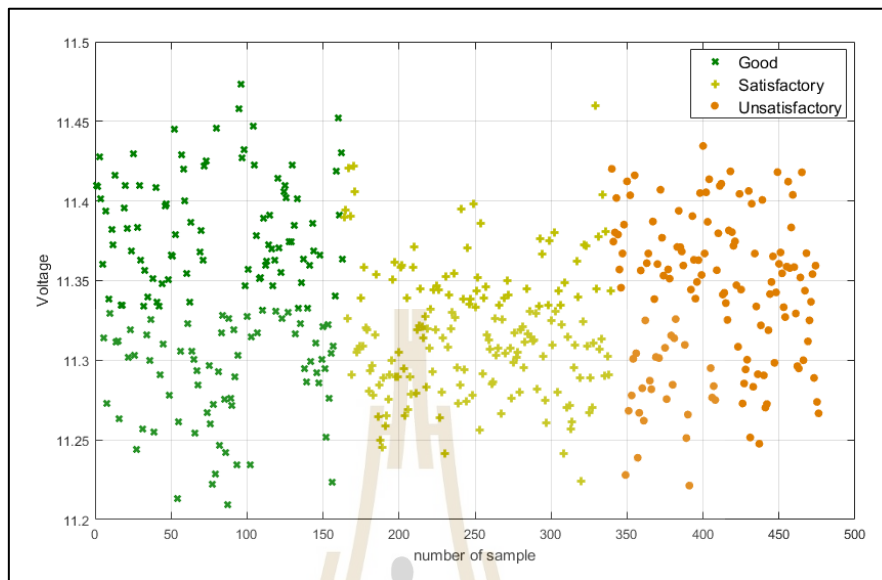
รูปที่ 4.6 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต

- ความเร็ว



รูปที่ 4.7 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความเร็ว

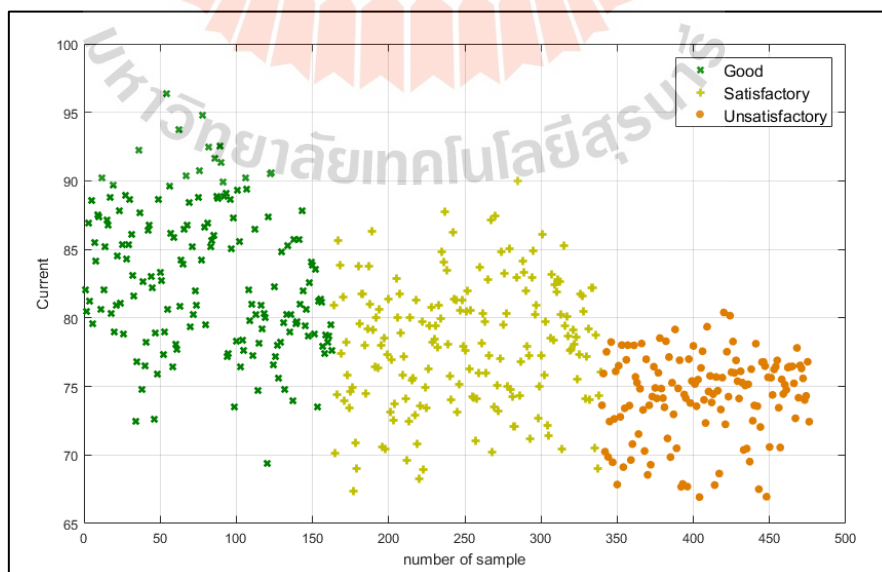
- แรงดันไฟฟ้า



รูปที่ 4.8 ค่าเฉลี่ยกำลังสองของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์

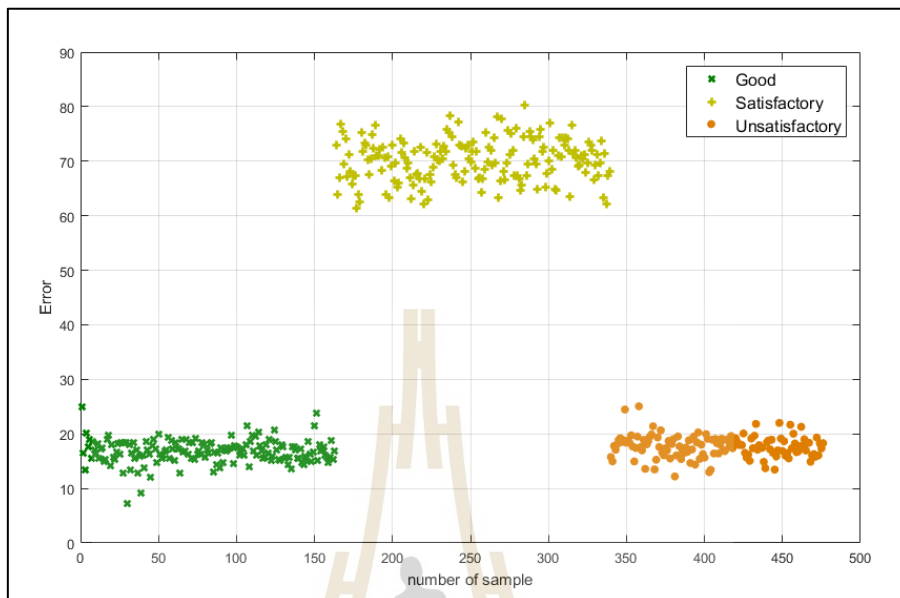
4.2.3 การแยกข้อมูลด้วยค่าความโด่ง (Kurtosis)

- กระแสของมอเตอร์



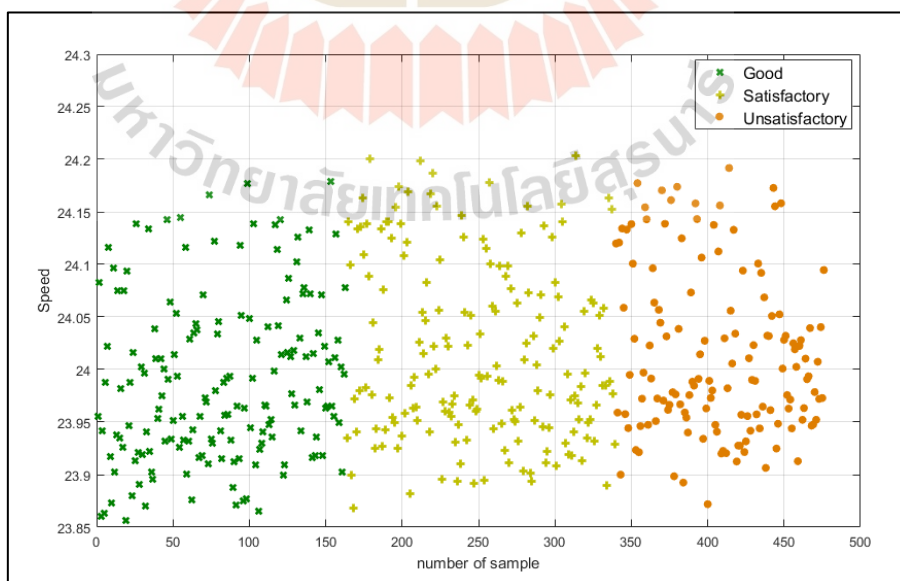
รูปที่ 4.9 ค่าความโด่งของกระแสของมอเตอร์

- ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบกับตัวสังเกต



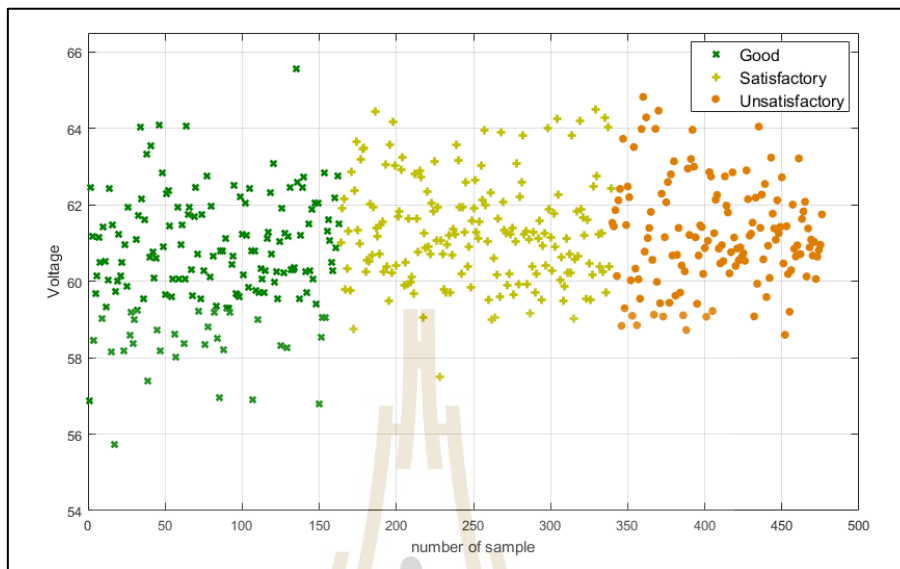
รูปที่ 4.10 ค่าความโค้งงอของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต

- ความเร็ว



รูปที่ 4.11 ค่าความโค้งงอของความเร็ว

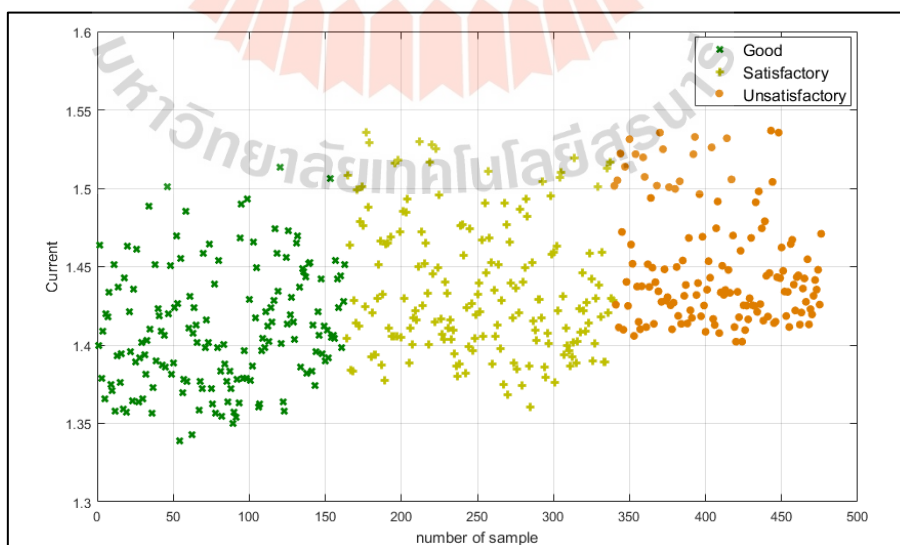
- แรงดันไฟฟ้า



รูปที่ 4.12 ค่าความ โด่งของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์

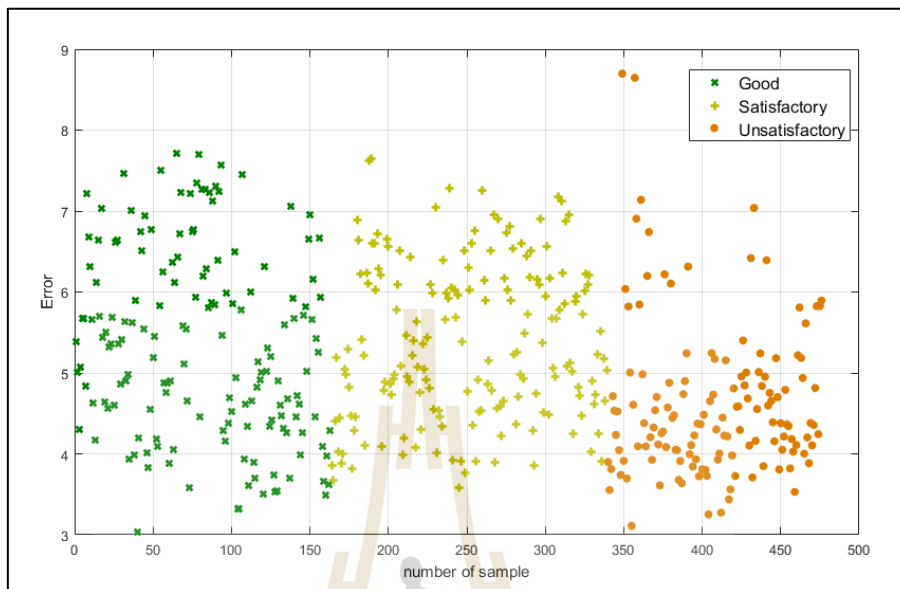
4.2.4 การแยกข้อมูลด้วยอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย (Crest factor)

- กระแสของมอเตอร์



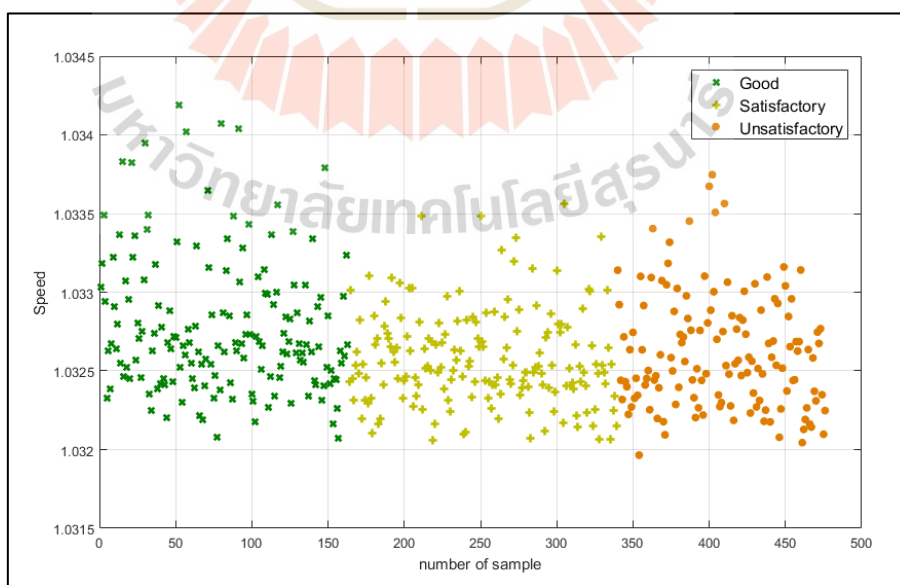
รูปที่ 4.13 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของกระแสของมอเตอร์

- ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบกับตัวสังเกต



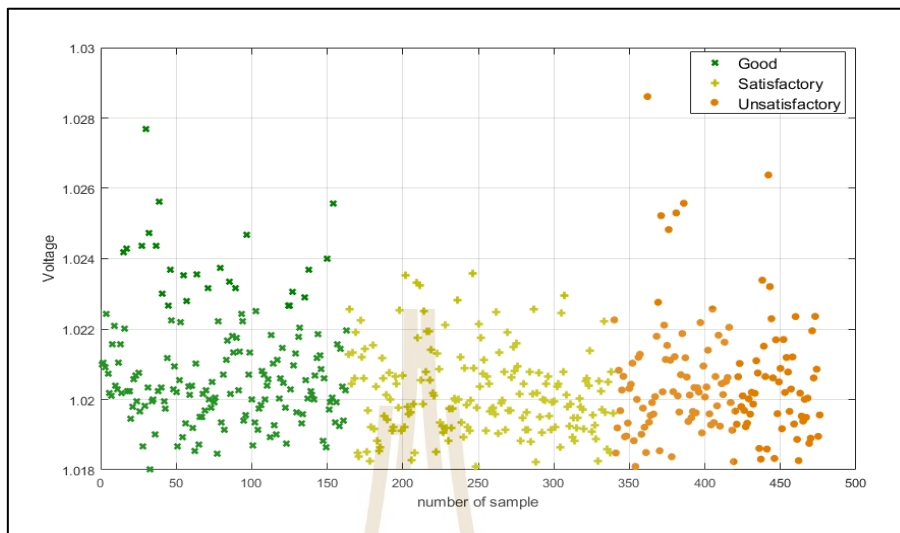
รูปที่ 4.14 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต

- ความเร็ว



รูปที่ 4.15 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของความเร็ว

- แรงดันไฟฟ้า



รูปที่ 4.16 ค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยของแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์

จากผลการสกัดลักษณะเด่นของข้อมูลในรูปที่ 4.1 - 4.16 จะเห็นได้ว่าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสามารถแยกค่ากระแสไฟฟ้า, ความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกตและความเร็วในแต่ละกลุ่มการสั่นสะเทือนได้ค่อนข้างดี แต่ไม่สามารถแยกความแตกต่างของค่าแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์ได้ พิจารณาค่าเฉลี่ยกำลังสองสามารถแยกค่ากระแสไฟฟ้าในแต่ละกลุ่มการสั่นสะเทือนได้ค่อนข้างดีและค่าความผิดพลาดสามารถแยกกลุ่มการสั่นสะเทือนในส่วนของกลุ่ม Good, Satisfactory และ Unsatisfactory ได้อย่างชัดเจน พิจารณาค่าความโด่งและอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ยมีแนวโน้มที่สามารถแยกค่ากระแสไฟฟ้าและค่าความผิดพลาดได้ดีแต่ในส่วนของความเร็วและแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์ค่อนข้างแยกความแตกต่างของข้อมูลได้น้อยจากรูปที่ 4.1 - 4.16 เห็นว่าค่าเฉลี่ยกำลังสองและค่าความโด่งสามารถสกัดลักษณะเด่นที่แยกความแตกต่างของแต่ละกลุ่มการสั่นสะเทือนได้อย่างชัดเจน ในส่วนอื่นนั้นจะเห็นเป็นเพียงแนวโน้ม โดยจะนำข้อมูลที่สกัดลักษณะเด่นแล้วทั้งหมดมาใช้เป็นอินพุตสำหรับฝึกสอนแบบจำลองแล้วลดจำนวนอินพุตลงเพื่อหาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหาความถูกต้องมากที่สุด

4.3 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB

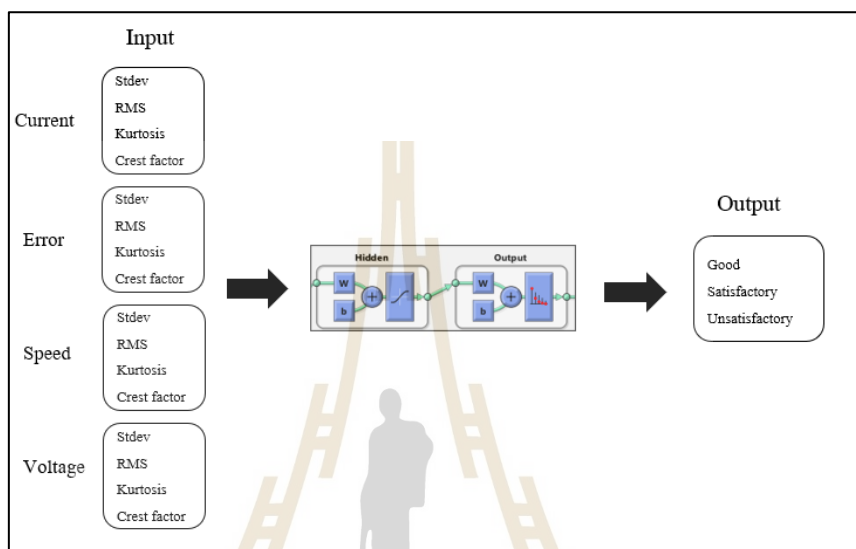
การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องอาศัยข้อมูลชุดฝึกสอนซึ่งประกอบด้วยอินพุต คือ กลุ่มข้อมูลที่ทำการสกัดลักษณะเด่นของข้อมูลแล้วจากหัวข้อที่กล่าวมา และข้อมูลเอาต์พุต ซึ่งจะแบ่งเป็นคลาสต่าง ๆ ของระดับการตื่นสะเทือนซึ่งจะมีทั้งหมด 3 คลาส ตัวอย่างข้อมูลอินพุต และเอาต์พุตแสดงในรูปที่ 4.17 ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้โปรแกรม MATLAB จะต้องจัดข้อมูลให้อยู่ในรูปของเมทริกซ์ โดยแบ่งชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training) 75% สำหรับตรวจสอบ (Validation) 15% และสำหรับทดสอบ (Testing) 15% โดยจะต้องกำหนดจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) ที่จะส่งผลต่อการเรียนรู้และค่าความถูกต้องของแบบจำลอง ในงานวิจัยนี้จะกำหนดการทดลองเพื่อหาแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องมากที่สุด โดยการปรับเปลี่ยนจำนวนอินพุตจะกำหนดจำนวนพารามิเตอร์อินพุตเริ่มต้นเท่ากับ 4 พารามิเตอร์ และทำการลดจำนวนอินพุตลงตามลำดับ และจะกำหนดจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 และทำการเพิ่มจำนวนของนิวรอนเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องและเปรียบเทียบอัลกอริทึมในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบอัส (Bias) คือ Levenberg Marquardt algorithm และ Scaled Conjugate Gradient เพื่อหาแบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด

Input														Output					
Column	STD Correl	STD Error	STD RPN1	STD Value	RMS Correl	RMS Error	RMS RPN1	RMS Value	Kar Correl	Kar Error	Kar RPN1	Kar Value	Cost Correl	Cost Error	Cost RPN1	Cost Value	Good	Satisfactory	Unsatisfactory
0	0.26585675	3.02173618	82.0319307	1.59999148	0.012882462	0.025455415	14.90733662	5.382097543	220.6906207	1356.831077	23.97950201	1.03302042	0.995050986	11.40989535	58.86040674	1.020891191	1	0	0
1	0.261810373	3.097712043	80.50627314	1.463956302	0.018034111	0.027937759	16.40081395	5.048833756	221.3569737	1357.00394	24.1183483	1.033172328	0.954488279	11.40982448	62.46542673	1.02103767	1	0	0
2	0.265869331	3.080146061	86.9327191	1.178950209	0.018215741	0.020348887	13.34527828	4.286222687	220.9999796	1356.905186	23.8448045	1.033482921	0.943005946	11.40775378	61.17484303	1.020209499	1	0	0
3	0.26579402	3.079913956	81.233057	1.408630306	0.01443888	0.027136133	20.05778532	5.09693534	220.8217804	1356.912143	23.9641189	1.028299531	0.951149837	11.40134702	58.48914379	1.022419264	1	0	0
4	0.25905793	3.09817604	88.58681285	1.365927318	0.016220295	0.021422088	17.6884987	5.675405514	220.6489159	1356.907029	23.8872087	1.028229995	0.949587628	11.38624845	59.68838769	1.020739864	1	0	0
5	0.26513671	3.077272513	79.94821375	1.415996213	0.014918511	0.021338989	19.0942133	5.699293999	220.7494939	1356.899941	24.0145232	1.032621702	0.930196753	11.31378864	60.1934776	1.020176266	1	0	0
6	0.26028977	3.122742753	85.48891333	1.426130272	0.019250438	0.028979742	15.49023238	4.85203098	221.287118	1356.910248	24.0919722	1.032809827	0.943366358	11.30902427	61.56012945	1.020355315	1	0	0
7	0.26570289	3.12420891	84.2726542	1.431504489	0.017894501	0.018102009	18.1474961	7.216212648	220.830939	1356.99954	24.1499813	1.028289996	0.928829631	11.27271311	60.40987774	1.021576399	1	0	0
8	0.26315461	3.11642956	87.83440214	1.375154832	0.016809142	0.019238937	17.04546168	6.742702603	220.7317847	1356.894708	23.94306385	1.032404935	0.943743335	11.33954818	59.0269844	1.020822551	1	0	0
9	0.26181499	3.10661147	87.8540494	1.371089915	0.01791159	0.022149755	16.393184	6.08419394	220.870119	1356.96446	23.8964044	1.02904019	0.932139424	11.3340001	61.43049843	1.020401516	1	0	0
10	0.269016495	3.12749217	80.6401851	1.451630904	0.018312539	0.022169346	19.593514	5.854023787	221.127479	1356.948671	24.11649874	1.021644883	0.940223029	11.32812901	60.51369714	1.0208027	1	0	0
11	0.25645539	3.10486658	90.20447514	1.51739659	0.017080492	0.021696797	15.60606672	6.624001501	220.5719897	1356.867587	23.9268812	1.02184414	0.944223777	11.37278332	59.3461524	1.021045725	1	0	0
12	0.2623974	3.07026536	82.02594291	1.489338883	0.015384521	0.020004985	17.30360227	4.855902004	220.9025665	1356.917047	23.98307446	1.033378617	0.947188337	11.41602249	60.02847476	1.021568827	1	0	0
13	0.26494938	3.10211602	1.43868118	0.018911044	0.020713676	17.88718842	6.11803305	221.0512598	1357.001155	24.10450511	1.033567739	0.926616385	11.31120479	62.45038951	1.02189159	1	0	0	
14	0.26287435	3.12889309	87.51271448	1.375999663	0.016531813	0.017972536	14.96201205	6.653319264	220.5756966	1356.822939	23.9594486	1.033829543	0.943688529	11.31213467	58.24286602	1.024188479	1	0	0
15	0.26024935	3.11524046	86.79749342	1.34863573	0.016627526	0.018634421	15.20474609	5.705934939	220.7397361	1357.045364	24.03884504	1.02459953	0.929415137	11.26202798	62.47931269	1.022101493	1	0	0
16	0.25957648	3.12387399	88.79154952	1.350939156	0.014662239	0.013779788	19.01292044	7.05513887	220.739956	1356.87931	23.95021896	1.030504394	0.95840485	11.33480775	75.72351264	1.024396651	1	0	0
17	0.26687189	3.09186448	80.9601205	1.442542838	0.015148712	0.018771777	5.433163678	10.90797942	1957.021442	14.10238433	0.940481939	0.940481939	11.33473895	59.73846887	1.020213455	1	0	0	
18	0.257887211	3.07810287	89.70251751	1.35721886	0.01794534	0.017259972	14.16368768	4.646090103	220.881239	1356.838606	23.88118899	1.021213828	0.951689342	11.35534205	59.99858719	1.020232749	1	0	0
19	0.27116593	3.111403798	79.0100561	1.44278842	0.016385859	0.013299714	17.89531408	5.50846498	221.3807296	1356.888741	24.02847359	1.029453799	0.940808377	11.4097047	61.2371358	1.02444473	1	0	0
20	0.26236301	3.052172743	89.9454933	1.4112609	0.015858492	0.020888816	15.73024817	4.56891887	220.757854	1356.959821	23.9719582	1.033884438	0.94549335	11.3825686	60.14395574	1.02801707	1	0	0
21	0.260465812	3.09177857	84.4907918	1.395821725	0.016692159	0.020013148	15.34445491	5.379206888	220.6830077	1356.988068	24.01936487	1.033216882	0.939716613	11.30164929	60.48502414	1.020586863	1	0	0
22	0.257885215	3.104901741	87.8477888	1.384454343	0.015310154	0.018957379	16.70445301	5.57874201	220.4539778	1356.929337	23.9404931	1.033844582	0.948886071	11.31885708	58.18008117	1.02068895	1	0	0
23	0.26711644	3.092117489	1.435378844	0.016259105	0.02433001	18.205161172	5.690141026	221.4820378	1357.013614	24.04313905	1.03385185	0.937597923	11.38870445	60.95860286	1.021995521	1	0	0	
24	0.26180284	3.07899616	85.9596613	1.389013382	0.016544265	0.020029798	4.607040128	220.811951	1356.869976	23.8898567	1.03080594	0.94066289	11.42942346	59.85896626	1.020739864	1	0	0	
25	0.26913989	3.09690115	1.46129637	0.016934385	0.020512381	18.31451255	6.169013357	221.080193	1357.113094	24.1861297	1.027128029	0.92715915	11.30289417	61.92699778	1.020639998	1	0	0	
26	0.26215492	3.147005468	88.98781249	1.364543283	0.01803393	0.018169736	12.8696484	6.642689722	220.434828	1356.88853	23.84621657	1.031461368	0.939782137	11.24414246	58.5880956	1.024376212	1	0	0
27	0.26798393	3.10713545	84.2760278	1.391525615	0.015130122	0.022961689	18.7505214	5.364713877	220.813896	1356.867083	23.91504958	1.02175788	0.947911484	11.38358239	59.1807131	1.028176117	1	0	0
28	0.2639867	3.10851852	85.5472963	1.401780386	0.015952632	0.024621837	18.32528828	4.867985391	220.8164032	1356.859705	24.02382797	1.030375888	0.953995982	11.40961013	59.03804084	1.020820284	1	0	0
29	0.26289955	3.11590275	88.6162194	1.365520677	0.021898978	0.024493867	7.30482262	5.41664713	220.7165538	1356.869025	23.94592491	1.033961451	0.945919949	11.36313887	58.99797878	1.027198137	1	0	0
30	0.267018643	3.13580137	86.10250776	1.39666843	0.01814987	0.018383189	18.0330402	220.8849893	1357.044703	24.02314752	1.033443375	0.926004803	11.25658994	1.02083473	1.020354218	1	0	0	

รูปที่ 4.17 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB จะต้องแปลงอินพุตและเอาต์พุตให้อยู่ในรูปของเมทริกซ์ก่อนจึงสามารถนำมาใช้งานได้ในรูปที่ 4.18 เป็น

การแสดงผลภาพการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมในกรณีใช้อินพุตทุกตัวสำหรับฝึกสอนแบบจำลอง คือค่ากระแสของมอเตอร์, ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต, ความเร็วและแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์ ในส่วนของเอาต์พุตจะแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ Good, Satisfactory และ Unsatisfactory



รูปที่ 4.18 แผนภาพการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

4.4 ผลการประเมินระดับกลุ่มการสันสะท้อนของโบลเวอร์

งานวิจัยนี้เป็นงานด้านการจัดประเภทหรือจัดกลุ่ม (Classification) ส่วนใหญ่งานประเภทนี้มักจะวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการใช้การวิเคราะห์ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องจากตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion matrix) โดยสามารถคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องได้ดังนี้

$$\text{Accuracy (\%)} = \frac{\text{จำนวนข้อมูลที่จำแนกได้ถูกต้อง}}{\text{จำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบ}} \times 100$$

ตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์จะประกอบด้วยเอาต์พุตจากแบบจำลอง (output class) และเอาต์พุตจริง (Target class) ในแต่ละแถวและหลักคือกลุ่มการสันสะท้อนที่กำหนดไว้ในส่วนของเอาต์พุต โดยค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในแถวล่างสุดและขวาสุดจะเป็นค่าความถูกต้องในการนำเอาต์พุตของแบบจำลองมาทำนายกับเอาต์พุตจริง ถ้าเอาต์พุตแบบจำลองทำนายตรงกับเอาต์พุตจริงทั้งหมดก็แสดงว่าแบบจำลองสามารถจำแนกกลุ่มปัญหานี้ได้ 100% และในส่วนของค่าความถูกต้อง

โดยรวมจะสามารถหาได้จากแนวทแยงของตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์ พิจารณารูปที่ 4.19 จะประกอบไปด้วยตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์สำหรับฝึกสอน ตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์สำหรับประเมินผล ตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์สำหรับทดสอบและตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์ที่รวมค่าจากตารางสำหรับฝึกสอน ประเมินผล และทดสอบ หรือเรียกว่า “ตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์รวม” ซึ่งจะเห็นว่าในกลุ่มของ Good แบบจำลองทำนายถูกถึง 98.2% โดยทำนายผิดไปอยู่ในกลุ่ม Unsatisfactory 3 ข้อมูล และในกลุ่ม Satisfactory แบบจำลองทำนายได้ถูก 100% และกลุ่ม Unsatisfactory แบบจำลองทำนายถูก 98.5% โดยรวมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นสามารถจำแนกกลุ่มการสิ้นสะเก็อนที่มีความถูกต้องถึง 98.9%

ตารางที่ 4.1 ผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

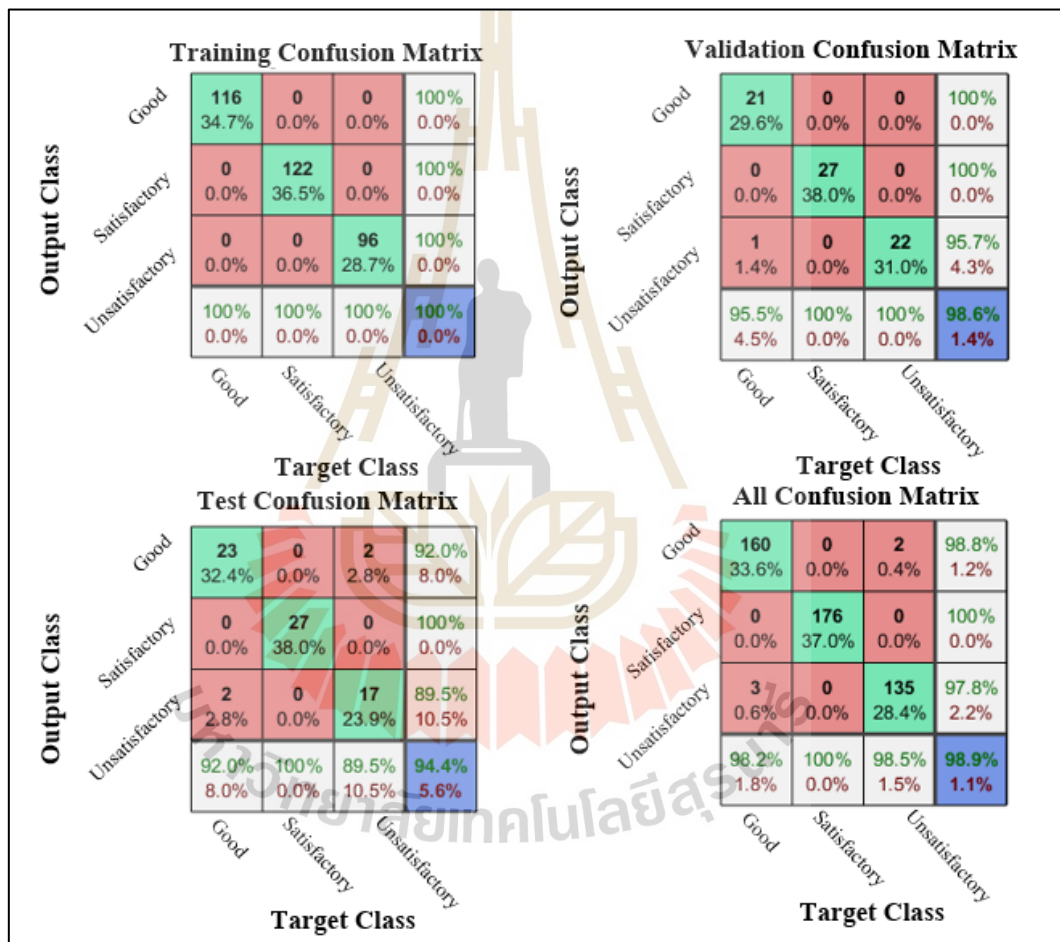
INPUT		TRAINING	HIDDEN	TIME	EPOCH	ACCURACY	
DATA							
4 INPUT	CURRENT + ERROR + RPM + VOLTAGE	LEVENBERG - MARQUARDT	10	0.01	16	98.50%	
	CURRENT + ERROR + RPM + VOLTAGE		20	0.01	14	98.50%	
	CURRENT + ERROR + RPM + VOLTAGE		30	0.01	12	98.90%	
3 INPUT	CURRENT+ ERROR + RPM		10	10	0.02	17	97.90%
	CURRENT+ ERROR + VOLTAGE				0.001	15	96.60%
	CURRENT + RPM + VOLTAGE				0.01	12	74.40%
	ERROR + RPM + VOLTAGE				0.001	10	93.30%
	CURRENT+ ERROR + RPM		20	20	0.01	12	98.10%
	CURRENT+ ERROR + VOLTAGE				0.01	20	97.90%
	CURRENT + RPM + VOLTAGE				0.01	10	79.60%
	ERROR + RPM + VOLTAGE				0.01	14	96.00%
	CURRENT+ ERROR + RPM		30	30	0.01	14	97.70%
	CURRENT+ ERROR + VOLTAGE	0.01			10	96.20%	
	CURRENT + RPM + VOLTAGE	0.01			11	81.90%	
	ERROR + RPM + VOLTAGE	0.01			15	95.80%	
2 INPUT	CURRENT + ERROR	10	10	0.01	15	96.00%	
	CURRENT + RPM			0.01	13	73.70%	
	CURRENT + VOLTAGE			0.001	13	74.60%	
	ERROR + RPM			0.01	14	93.90%	
	ERROR + VOLTAGE			0.01	17	93.10%	
	RPM + VOLTAGE			0.01	12	55.30%	
	CURRENT + ERROR	20	20	0.01	15	96.40%	
	CURRENT + RPM			0.01	13	71.80%	
	CURRENT + VOLTAGE			0.02	16	77.90%	
	ERROR + RPM			0.01	15	92.60%	

ตารางที่ 4.1 ผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

INPUT		TRAINING	HIDDEN	TIME	EPOCH	ACCURACY
DATA						
2 INPUT	ERROR + VOLTAGE	SCALED CONJUGATE GRADIENT	30	0.01	12	90.50%
	RPM + VOLTAGE			0.02	16	62.00%
	CURRENT + ERROR			0.03	28	97.70%
	CURRENT + RPM			0.01	9	74.80%
	CURRENT + VOLTAGE			0.01	12	78.60%
	ERROR + RPM			0.02	18	96.20%
	ERROR + VOLTAGE			0.01	9	90.10%
	RPM + VOLTAGE			0.01	9	56.30%
4 INPUT	CURRENT + ERROR + RPM +VOLTAGE	10	0.02	26	95.60%	
	CURRENT + ERROR + RPM +VOLTAGE	20	0.01	23	96.80%	
	CURRENT + ERROR + RPM +VOLTAGE	30	0.001	21	96.60%	
3 INPUT	CURRENT+ ERROR + RPM	10	10	0.02	34	96.40%
	CURRENT+ ERROR + VOLTAGE			0.01	16	93.30%
	CURRENT + RPM + VOLTAGE			0.001	17	71.60%
	ERROR + RPM +VOLTAGE			0.001	20	93.50%
	CURRENT+ ERROR + RPM	20	20	0.05	47	97.70%
	CURRENT+ ERROR + VOLTAGE			0.02	42	96.20%
	CURRENT + RPM + VOLTAGE			0.001	26	75.60%
	ERROR + RPM +VOLTAGE			0.01	12	90.80%
	CURRENT+ ERROR + RPM	30	30	0.01	15	92.90%
	CURRENT+ ERROR + VOLTAGE			0.001	14	92.00%
	CURRENT + RPM + VOLTAGE			0.04	34	76.10%
	ERROR + RPM +VOLTAGE			0.001	14	92.90%
2 INPUT	CURRENT + ERROR	10	10	0.001	40	95.20%
	CURRENT + RPM			0.01	16	72.30%
	CURRENT + VOLTAGE			0.02	23	72.90%
	ERROR + RPM			0.001	24	90.30%
	ERROR + VOLTAGE			0.01	25	91.60%
	RPM + VOLTAGE			0.01	16	51.90%
	CURRENT + ERROR			20	20	0.001
	CURRENT + RPM	0.01	32			74.60%
	CURRENT + VOLTAGE	0.01	22			66.40%
	ERROR + RPM	0.02	17			89.90%
	ERROR + VOLTAGE	0.001	22			90.80%
	RPM + VOLTAGE	0.01	29			56.30%
	CURRENT + ERROR	30	30			0.01
	CURRENT + RPM			0.01	27	72.90%

ตารางที่ 4.1 ผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

INPUT		TRAINING	HIDDEN	TIME	EPOCH	ACCURACY
DATA						
	CURRENT + VOLTAGE			0.01	21	69.70%
	ERROR + RPM			0.001	18	89.90%
	ERROR + VOLTAGE			0.01	16	90.80%
	RPM + VOLTAGE			0.01	14	49.60%



รูปที่ 4.19 ตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์ของแบบจำลองที่มีความถูกต้องมากที่สุด

4.5 สรุป

จากการทดลองเพื่อหาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความถูกต้องมากที่สุดด้วยการเปลี่ยนจำนวนอินพุตที่ฝึกสอนแบบจำลอง, เพิ่มจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) และใช้อัลกอริทึมในการฝึกสอน 2 อัลกอริทึม คือ Levenberg marquardt algorithm และ Scaled conjugate Gradient

พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ดีที่สุด โดยมีจำนวนอินพุตทั้งหมด 4 อินพุต ด้วยจำนวนชั้นซ่อนที่ 30 ชั้น และใช้อัลกอริทึม Levenberg Marquardt algorithm สำหรับฝึกสอนแบบจำลอง โดยใช้ตารางคอนฟิวชันเมทริกซ์สำหรับประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ 98.9%



บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ศึกษาการออกแบบระบบควบคุมความเร็วรอบของโบลเวอร์ที่สามารถประมาณระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์ที่เกิดจากความไม่สมดุลในการหมุนขณะทำงานได้ ซึ่งใช้ตัวควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกตสำหรับประมาณค่าตัวแปรสถานะของระบบแทนการติดตั้งอุปกรณ์การวัด โดยนำข้อมูลของตัวแปรสถานะที่ได้มาประมาณระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์และได้มีการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) เพื่อช่วยในการจำแนกระดับการสั่นสะเทือน ซึ่งอ้างอิงตามมาตรฐาน ISO 10816 สามารถแบ่งออกเป็น 3 ระดับ คือ Good (0.28 - 0.71 mm/s), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/s) และ Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/s) โดยนำข้อมูลตัวแปรสถานะจากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกต ได้แก่ 1) ค่ากระแสของมอเตอร์, 2) ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต, 3) ค่าความเร็ว และ 4) ค่าแรงดันของมอเตอร์ไฟฟ้า ซึ่งนำมาใช้เป็นอินพุตสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองระหว่างสองอินพุต, สามอินพุตและสี่อินพุตที่มีจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) ที่แตกต่างกัน โดยจะเลือกใช้ 2 อัลกอริทึมสำหรับฝึกสอนแบบจำลอง คือ Levenberg marquardt algorithm และ Scaled conjugate gradient เพื่อหาแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดที่จะนำมาประยุกต์ใช้สำหรับประมาณระดับการสั่นสะเทือนเมื่อโบลเวอร์เริ่มเกิดการ ทำงานที่ผิดปกติได้อย่างแม่นยำ

ซึ่งขั้นตอนและผลงานวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

1. ออกแบบระบบควบคุมความเร็วของโบลเวอร์โดยใช้ระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกตโดยใช้เทคนิคการวางโพล (Pole placement method) เพื่อค่าหาอัตราขยายป้อนกลับตัวแปรสถานะ (K), อัตราขยายของตัวควบคุม (K_p) และอัตราขยายของตัวสังเกต (L) โดยใช้พารามิเตอร์ของระบบจากการระบุเอกลักษณ์ของระบบแบบวงเปิดด้วยอินพุตและเอาต์พุตในย่านการทำงานที่ต้องการด้วยวิธี Nonlinear least squares การทดสอบระบบควบคุมจะพิจารณาที่ผลตอบสนองของเวลาเข้าสู่สถานะคงตัว โดยในการทดลองมีช่วงการทำงานความเร็วรอบของโบลเวอร์ที่ 1,400 รอบต่อนาที มีค่า Settling time = 4 sec ที่ 2% และมีค่า Overshoot = 0% ซึ่งพบว่า ระบบสามารถให้ผลตอบสนองเป็นไปตามที่ออกแบบและสามารถนำค่าตัวแปรสถานะของตัวสังเกตไปใช้วิเคราะห์และประเมินระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2. การประเมินระดับการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์สามารถแบ่งตามมาตรฐาน ISO 10816 ซึ่งแบ่งระดับการสั่นสะเทือนออกเป็น 3 ระดับ คือ Good (0.28 - 0.71 mm/s), Satisfactory (0.72 - 1.80 mm/s) และ Unsatisfactory (1.81 - 4.50 mm/s) โดยหน่วย mm/s ที่ใช้จะเป็นการวัดความเร็วในการสั่น ซึ่งจะวัดค่าการสั่นสะเทือนเป็นแบบค่าเฉลี่ยกำลังสอง (RMS) โดยวิธีนี้เหมาะสำหรับตรวจสอบการสั่นสะเทือนของเครื่องจักรที่ความถี่ตั้งแต่ 10 Hz ถึง 1,000 Hz ซึ่งโบลเวอร์ที่ใช้ในงานวิจัยมีความถี่ย่านในการใช้งานที่ 23.3 Hz โดยใช้เครื่องวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนในโหมด All Vibration วัดค่าการสั่นสะเทือนและเก็บข้อมูลตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกต ประกอบด้วยค่ากระแสของมอเตอร์, ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบกับตัวสังเกต, ค่าความเร็วและค่าแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์ โดยจะเก็บค่าจากตัวสังเกตไปพร้อมกับการวัดการสั่นสะเทือนเพื่อนำข้อมูลจากตัวสังเกตมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากในทางปฏิบัติการเกิดความไม่สมดุลในการหมุน อาจเกิดจากมวลหรือฝุ่นมาเกาะติดบริเวณตำแหน่งใด ๆ ของใบพัด จึงทำการออกแบบการทดลองเป็นการสุ่มตำแหน่งและน้ำหนักของมวลที่ติดเข้าไปเพื่อจำลองสถานะการใช้งานจริงจึงทำให้การเก็บข้อมูลจากตัวสังเกตในแต่ละกลุ่มการสั่นสะเทือนมีค่าไม่เท่ากัน โดยในกลุ่ม Good มีจำนวน 163 ข้อมูล, Satisfactory มีจำนวน 176 ข้อมูล และ Unsatisfactory มีจำนวน 137 ข้อมูล รวมทั้งสิ้น 476 ข้อมูล

3. การเตรียมข้อมูลเพื่อใช้สำหรับฝึกสอนแบบจำลอง ได้มีการสกัดลักษณะเด่นของข้อมูลจากตัวสังเกต ซึ่งจะใช้หลักการทางสถิติในการคัดแยกข้อมูลประกอบด้วย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าความโค้ง, ค่าเฉลี่ยกำลังสอง และค่าอัตราส่วนค่าสูงสุดต่อค่าเฉลี่ย ซึ่งการสกัดลักษณะเด่นจะช่วยลดระยะเวลาในการเรียนรู้และยังช่วยให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้ที่ดี การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งสัดส่วนข้อมูลชุดฝึกสอนเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอน 70%, ข้อมูลสำหรับประเมินผล 15% และข้อมูลทดสอบ 15% โดยนำข้อมูลตัวแปรสถานะจากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกต ได้แก่ 1) ค่ากระแสของมอเตอร์ 2) ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบกับตัวสังเกต 3) ค่าความเร็ว และ 4) ค่าแรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์ เพื่อนำมาใช้เป็นอินพุตสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยเปรียบเทียบค่าความถูกต้องระหว่างสองอินพุต, สามอินพุต และสี่อินพุต ด้วยจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) ที่แตกต่างกัน และใช้ 2 อัลกอริทึมสำหรับฝึกสอนแบบจำลอง คือ Levenberg marquardt algorithm กับ Scaled conjugate gradient เพื่อหาแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด โดยการประเมินผลประสิทธิภาพของแบบจำลองจะใช้วิธีอ่านค่าจากตารางคอนฟิวชั่นเมทริกซ์ (Confusion Matrix)

4. ผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม Artificial Neural Network (ANN) แบบสี่อินพุต (กระแสของมอเตอร์, ค่าความผิดพลาดระหว่างระบบจริงกับตัวสังเกต, ความเร็ว และ

แรงดันไฟฟ้าของมอเตอร์) ที่จำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layer) 30 ชั้น ด้วยอัลกอริทึมแบบ Levenberg marquardt algorithm ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ 98.9%

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. เก็บข้อมูลเพิ่มเติมเพื่อให้มีข้อมูลสำหรับการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพิ่มมากขึ้น เพื่อที่โครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้และจดจำรูปแบบได้ดีทำให้แบบจำลองมีความถูกต้องสูงขึ้น

2. การทำงานของระบบควบคุมจะเกิดปัญหาความล่าช้าของสัญญาณป้อนกลับ เนื่องจากงานวิจัยนี้ได้กรองสัญญาณรบกวน โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนอันดับหนึ่งที่มีค่าคงตัวเวลาที่ 0.25 วินาที ทำให้สัญญาณป้อนกลับมีความล่าช้าการประมาณค่าตัวแปรสถานะของตัวสังเกตก็จะมี ความแม่นยำน้อยลง ดังนั้นหากต้องการให้การประมาณค่าตัวแปรสถานะมีความแม่นยำจะต้อง ใช้อุปกรณ์วัดที่มีตัวสัญญาณรบกวนหรือมีสัญญาณรบกวนน้อยที่สุด



รายการอ้างอิง

- จิระพล ศรีเสริฐผล (2547). การสั่นทางกล (**Mechanical Vibration**), มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- วิบูลย์ แสงวีระพันธุ์ศิริ (2548). การควบคุมระบบพลศาสตร์ (**Control of Dynamic System**). พิมพ์ครั้งที่ 2. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 605-680 หน้า.
- Andrs, O., & Maliszewski, M. (2018). Optimization of The DC Motor State Space Controller for FPGA. Paper presented at **the 2018 18th International Conference on Mechatronics - Mechatronika (ME)**. 5-7 December 2018.
- P.A, H. D., Alfaradin, F., Darojah, Z., & D, R. S. (2015). Artificial Neural Network based identification system for abnormal vibration of motor rotating disc system. Paper presented at **the 2015 International Electronics Symposium (IES)**. 29-30 September 2015.
- Heo, Seongmin, and Jay H. Lee (2018). Fault detection and classification using artificial neural networks. **IFAC-Papers Online**, 51(18), 470-475.
- Iorgulescu, M., & Beloiu, R. (2012). Study of DC motor diagnosis based on the vibration spectrum and current analysis. Paper presented at **the 2012 International Conference on Applied and Theoretical Electricity (ICATE)**. 25-27 October 2012.
- Moosavian, A., Najafi, G., Nadimi, H., & Arab, M. (2017). Estimation of engine friction using vibration analysis and artificial neural network. Paper presented at **the 2017 International Conference on Mechanical, System and Control Engineering (ICMSC)**. 19-21 May 2017.
- Naung, Y., Anatolii, S., & Lin, Y. H. (2019). Speed Control of DC Motor by Using Neural Network Parameter Tuner for PI-controller. Paper presented at **the 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering**. 28-31 January 2019.
- Ogata, K. (2010). **Modern Control Engineering**. 5th Edition, Pearson, Upper Saddle River.
- Mona Khatami, R., Torabizadeh, M., & Noshadi, A. (2011). Artificial Neural Network-based fault diagnostics of an electric motor using vibration monitoring. Paper presented at **the Proceedings 2011 International Conference on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering (TMEE)**. 16-18 December 2011

Zekveld, M., & Hancke, G. P. (2018). Vibration Condition Monitoring Using Machine Learning. Paper presented at **the IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society**. 21-23 October 2018.



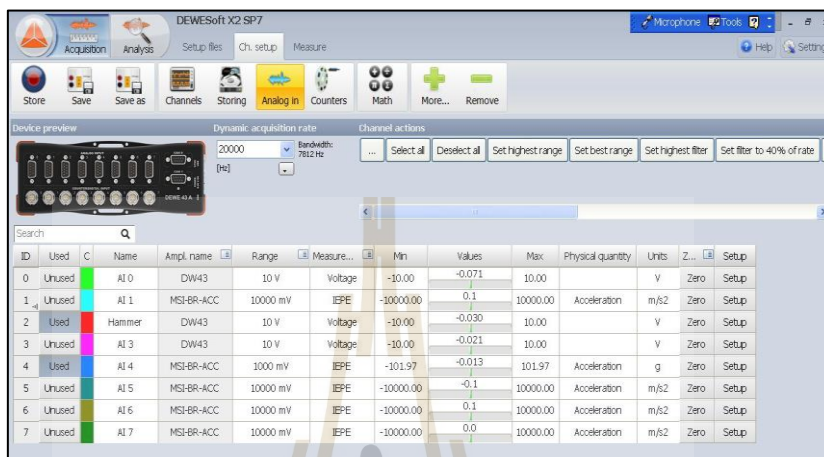


ภาคผนวก ก

ขั้นตอนการใช้เครื่องมือและโปรแกรม Dewesoft สำหรับ
หาความถี่ธรรมชาติด้วยวิธีการโมดอล

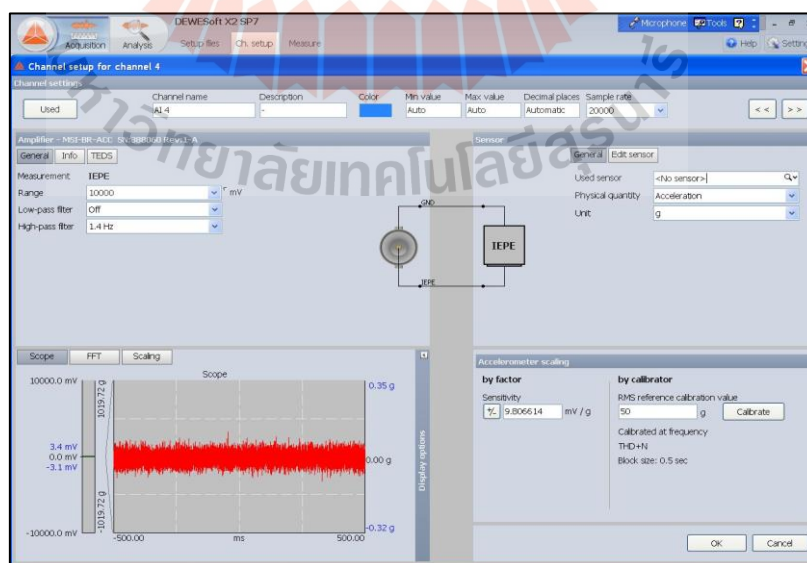
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

- เมื่อเข้าสู่โปรแกรม DEWESOFT จะพบกับหน้าต่างตั้งค่าเซนเซอร์ โดยสามารถเลือก Channel ได้ตั้งแต่ 0 – 7 จากนั้นเลือก Channel ที่ใช้ให้ตรงกับช่องที่ต่อก่อนและเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือน



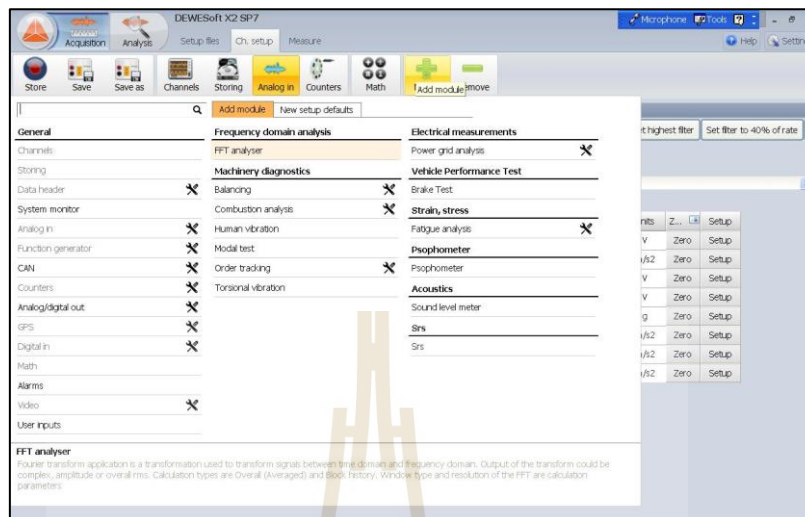
รูปที่ ก.1 การตั้งค่ารับส่งค่าจากเซนเซอร์

- จากนั้นให้กด Setup ที่ Channel ของเซนเซอร์ที่เชื่อมต่อไว้ จะปรากฏหน้าต่างให้ตั้งค่าเซนเซอร์ โดยดูจากคู่มือของค้อนและเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือน



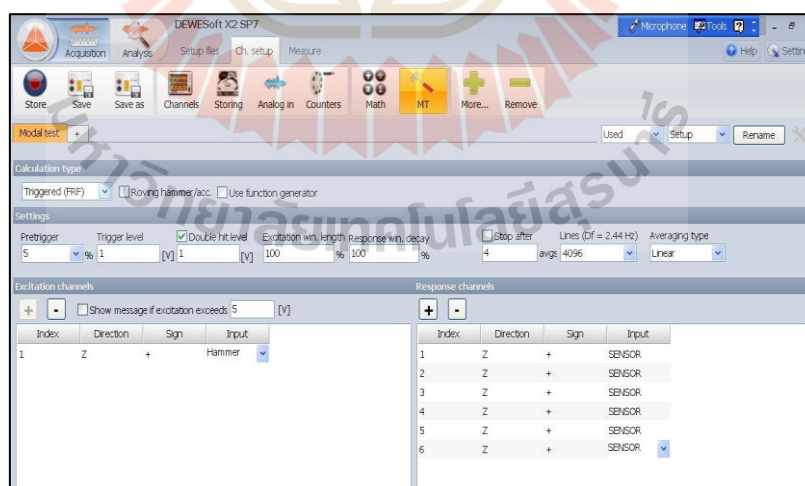
รูปที่ ก.2 การตั้งค่าค้อนและเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือน

- จากนั้นเลือก Add module => modal test



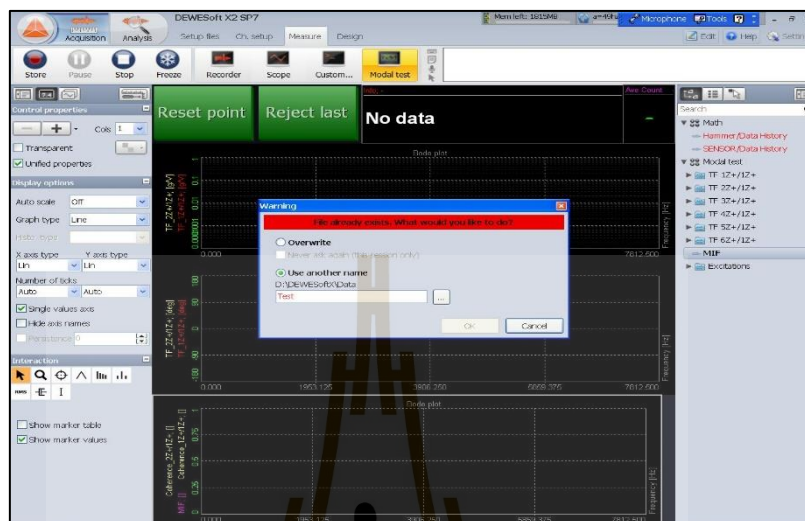
รูปที่ ก.3 ขั้นตอนการเข้าโมดูลวิธีการทดสอบโมดอล

- เลือก Calculation type เป็น Triggered (FRF) และกำหนดค่า Trigger level, Double hit level, จำนวนการเก็บค่าต่อหนึ่งจุด และ Lines



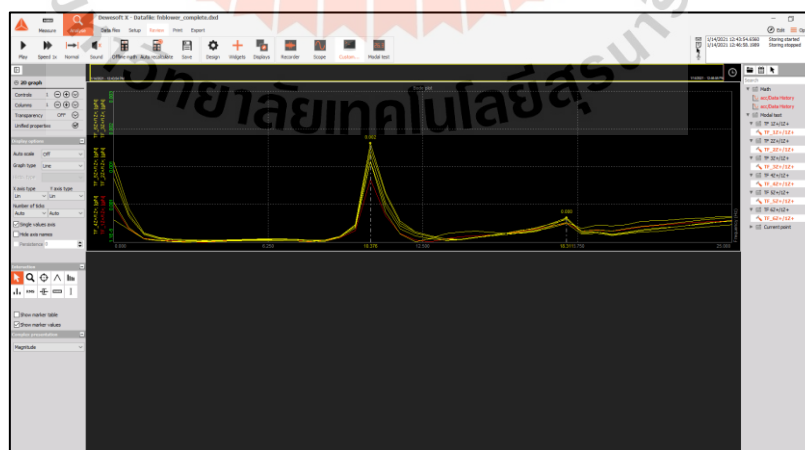
รูปที่ ก.4 ขั้นตอนการตั้งค่าจำนวนตำแหน่งเกาะและติดตั้งเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือน

- จากนั้นกด Measure => modal test => store เพื่อให้โปรแกรมทำงานและเก็บค่าการสั่นสะเทือนเพื่อนำมาวิเคราะห์ โดยจะใช้ค้อนเคาะบริเวณที่กำหนดจุดไว้และวัดค่าการสั่นสะเทือน



รูปที่ ก.5 ขั้นตอนเก็บค่าการสั่นสะเทือน

- เมื่อเก็บค่าเสร็จครบทุกจุดแล้วให้กด stop และกดไปที่ Analysis => custom เพื่อวิเคราะห์ค่าการสั่นสะเทือนที่วัดได้ โดยตัวไฟล์สามารถ save และนำไปเปิดในเวอร์ชันที่ใหม่กว่าได้ ความถี่ธรรมชาติของโบลเวอร์ แสดงในรูปที่ ก.6



รูปที่ ก.6 กราฟแสดงความถี่ธรรมชาติของ โบลเวอร์



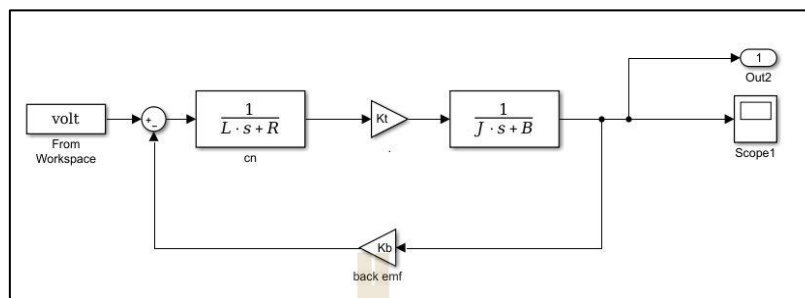
ภาคผนวก ข

ขั้นตอนการระบุเอกลักษณ์โดยโปรแกรม MATLAB เพื่อประมาณ
พารามิเตอร์ของระบบ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

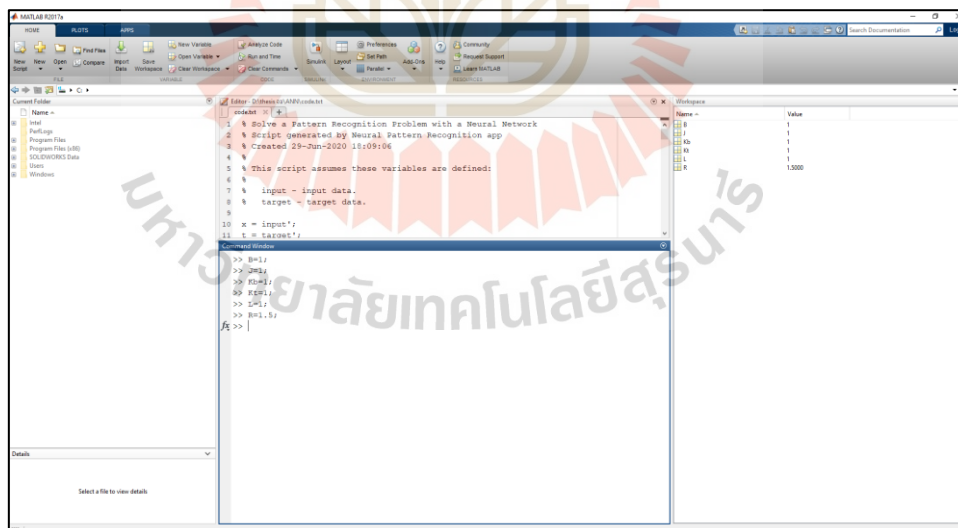
ข.1 ขั้นตอนการระบุเอกลักษณ์โดยโปรแกรม MATLAB เพื่อประมาณพารามิเตอร์ของระบบ

- สร้างบล็อกไดอะแกรมสำหรับใช้หาพารามิเตอร์ของระบบ



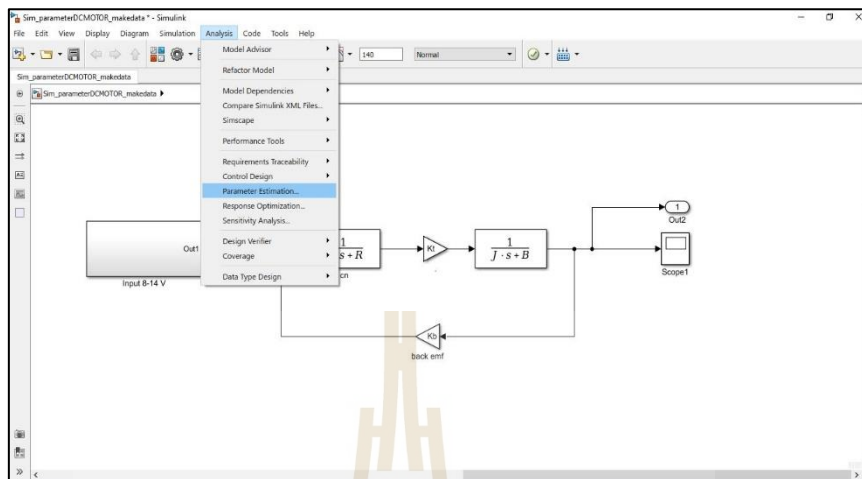
รูปที่ ข.1 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง

- กำหนดพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการประมาณค่า ให้ใส่ค่าของพารามิเตอร์แต่ละตัว หากทราบค่าพารามิเตอร์ให้กำหนดค่าตามนั้น แต่หากไม่สามารถทราบค่าได้ให้ใส่เป็นค่าเริ่มต้นตามความเหมาะสม



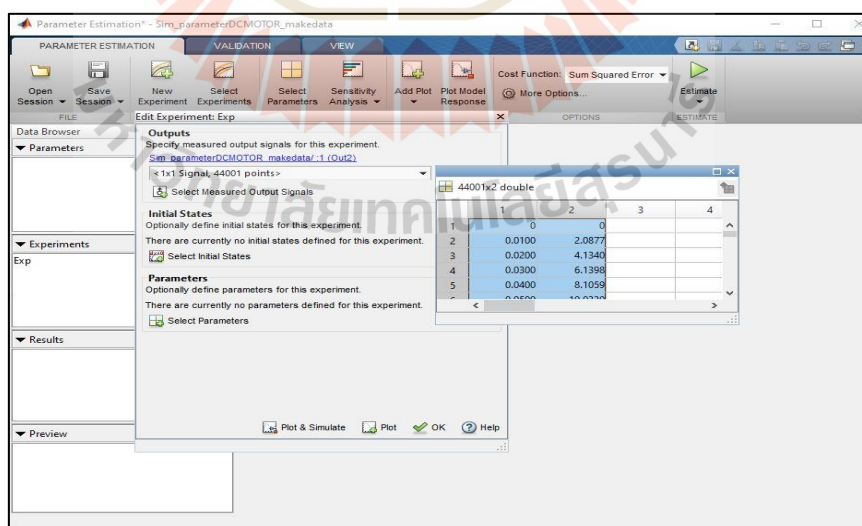
รูปที่ ข.2 กำหนดพารามิเตอร์และค่าเริ่มต้นของระบบ

- เปิด Parameter estimation บนหน้าต่างของ Simulink โดยเลือก Analysis => Parameter Estimation



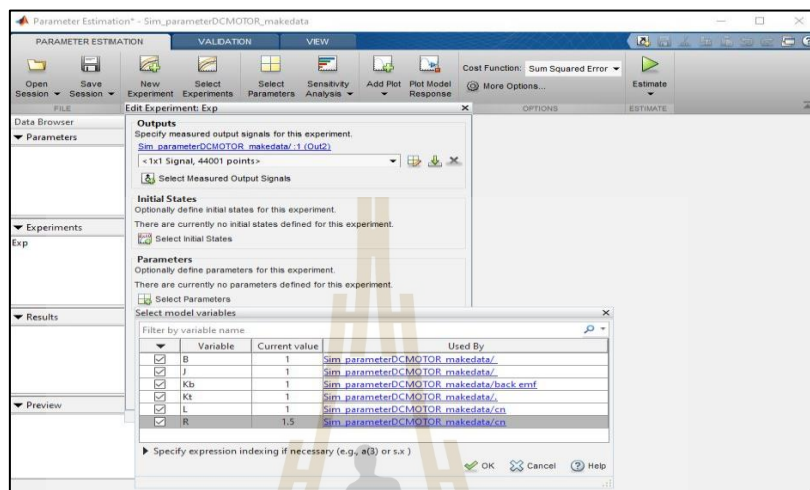
รูปที่ ข.3 ขั้นตอนการเข้า Parameter Estimation

- เมื่อเลือกคำสั่ง Parameter Estimation จะแสดงหน้าต่างขึ้นมา ให้เลือก New Experiment จากนั้นเลือก Select Measured Output Signals เพื่อ Import ข้อมูลการทดลองเอาต์พุตและเวลา โดยสามารถนำเข้าไฟล์ได้ทั้ง .xlsx หรือ .csv



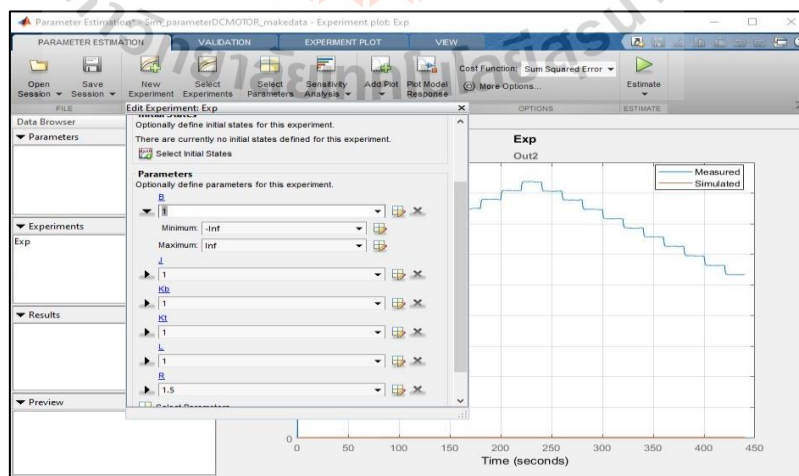
รูปที่ ข.4 ขั้นตอนการนำเข้าข้อมูลการทดลอง

- จากนั้นเลือกพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการประมาณค่า โดยเลือกคำสั่ง Select Parameters จะแสดงหน้าต่างของพารามิเตอร์ที่สามารถประมาณค่าได้ ให้ทำเครื่องหมายถูกหน้าพารามิเตอร์ที่ต้องการให้ระบบประมาณค่า จากนั้น กด OK



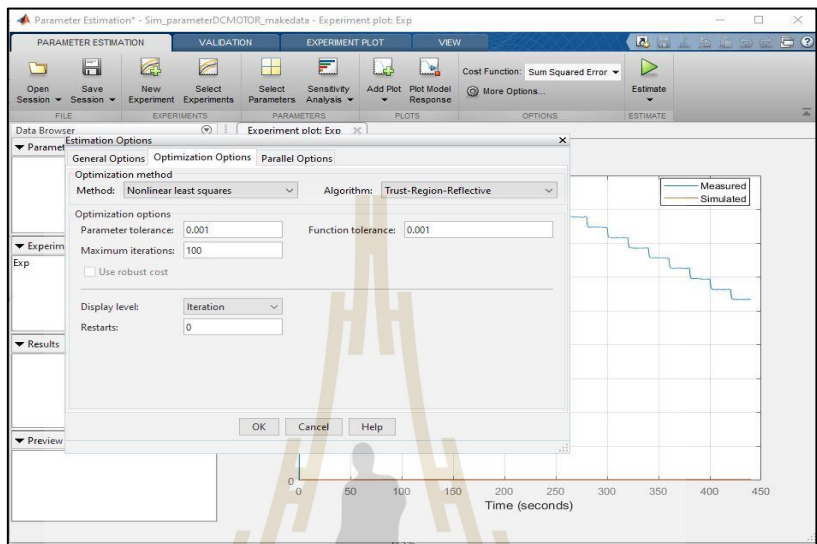
รูปที่ ข.5 ขั้นตอนการกำหนดพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า

- จากนั้นโปรแกรมจะแสดงหน้าต่างให้กำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์แต่ละตัวที่ต้องประมาณค่าในขั้นตอนนี้หากไม่ทราบขอบเขตของพารามิเตอร์ ให้กำหนดสอดคล้องตามความเป็นจริง จากนั้นกด OK และ กด Plot & Simulate



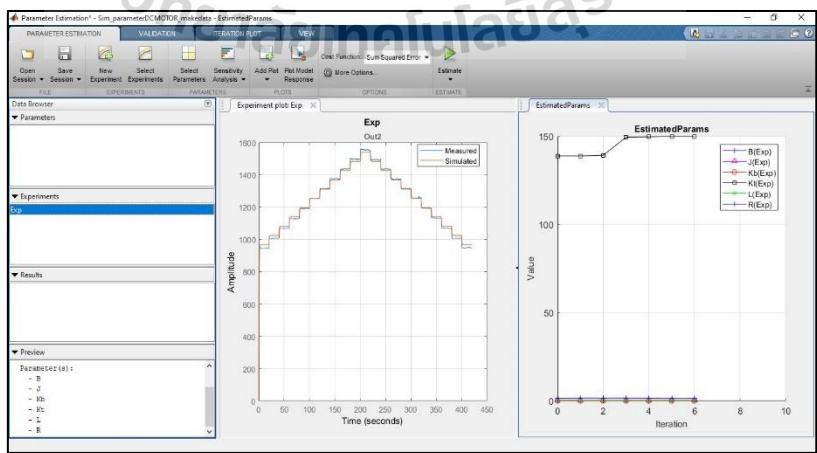
รูปที่ ข.6 ขั้นตอนการกำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า

- เมื่อกด Plot & Simulate แล้วสามารถกดให้โปรแกรมเริ่มทำงานได้เลย หรือ สามารถตั้งค่าจำนวนรอบ ฟังก์ชันที่ใช้สำหรับค้นหาและอัลกอริทึมได้โดย เลือก More options => Optimization Options

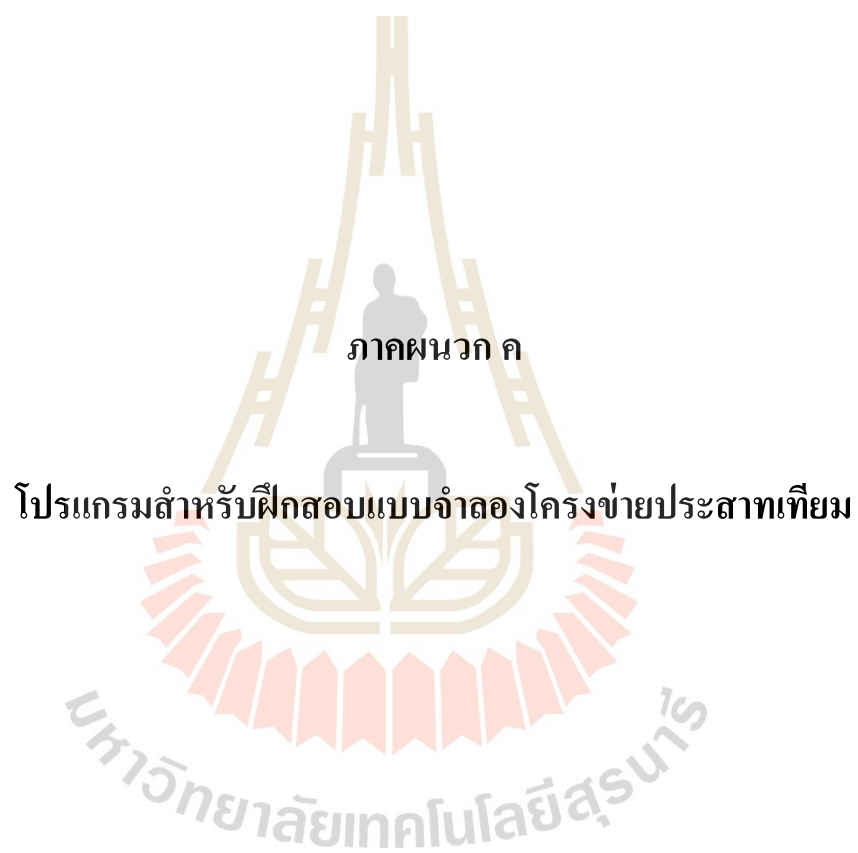


รูปที่ ข.7 ขั้นตอนการตั้งค่าเพื่อหาวิธีการหาค่าที่เหมาะสม

- ขั้นตอนสุดท้าย เลือก Estimate โปรแกรมจะเริ่มทำการประมวลผลค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดเพื่อให้แบบจำลองใกล้เคียงกับผลการทดลองจริง เมื่อหยุดการทำงาน ค่าพารามิเตอร์ที่ประมวลค่าได้จะแสดงอยู่ในหน้าต่าง Work Space



รูปที่ ข.8 กราฟแสดงผลการประมวลค่าพารามิเตอร์ของระบบ



ภาคผนวก ค

โปรแกรมสำหรับฝึกสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ค.1 การสกัดลักษณะเด่นของข้อมูล

%Standard deviation%

```
current_std=std(current);
```

```
error_std=std(error);
```

```
rpm_std=std(rpm);
```

```
voltage_std=std(voltage);
```

%RMS%

```
current_rms=rms(current);
```

```
error_rms=rms(error);
```

```
rpm_rms=rms(rpm);
```

```
voltage_rms=rms(voltage);
```

%Kurtosis%

```
current_kur=kurtosis(current);
```

```
error_kur=kurtosis(error);
```

```
rpm_kur=kurtosis(rpm);
```

```
voltage_kur=kurtosis(voltage);
```

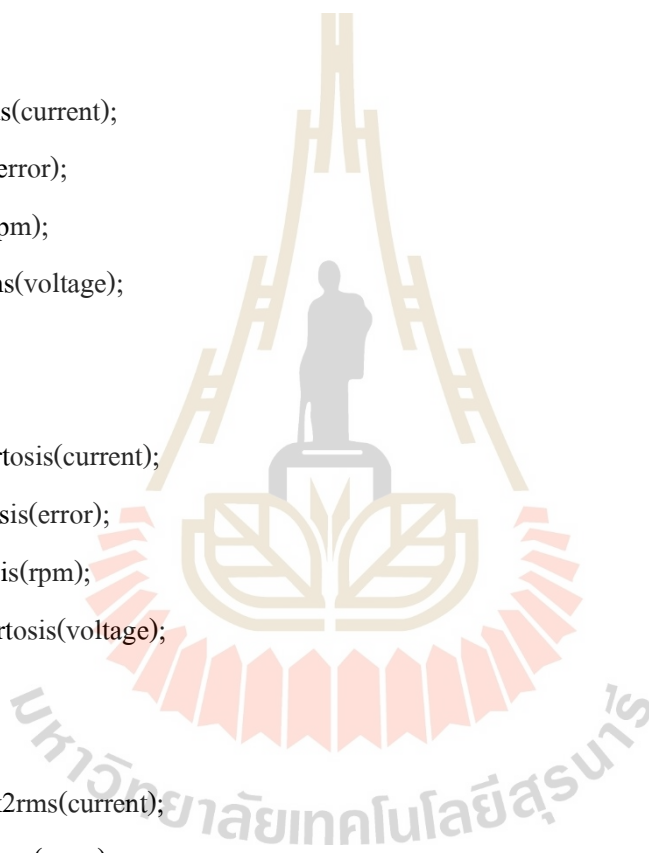
%Peak2rms%

```
current_cf=peak2rms(current);
```

```
error_cf=peak2rms(error);
```

```
rpm_cf=peak2rms(rpm);
```

```
voltage_cf=peak2rms(voltage);
```



ค.2 โปรแกรมสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

```

% Solve a Pattern Recognition Problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Pattern Recognition app
% Created 29-Jun-2020 18:09:06
%
% This script assumes these variables are defined:
%
% input - input data.
% target - target data.

x = input';
t = target';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm';

% Create a Pattern Recognition Network
hiddenLayerSize = 20;
net = patternnet(hiddenLayerSize, trainFcn);

% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nprocess
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing

```

```

% For a list of all data division functions type: help nndivision
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'crossentropy'; % Cross-Entropy

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
    'plotconfusion', 'plotroc'};

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)
tind = vec2ind(t);
yind = vec2ind(y);

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};

```



```
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotconfusion(t,y)
%figure, plotroc(t,y)

% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if (false)
    % Generate MATLAB function for neural network for application
    % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
    % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
    % network performs.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
    % generation with MATLAB Coder tools.
```

```
genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');  
y = myNeuralNetworkFunction(x);  
end  
if (false)  
    % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.  
    % Simulink Coder tools.  
    gensim(net);  
end
```



ภาคผนวก ง

บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

การแบ่งกลุ่มการสั่นสะเทือนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับโบลเวอร์ที่ควบคุมด้วยระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต

VIBRATION CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR BLOWER CONTROLLED WITH PI SERVO AND OBSERVER

กรินทร์ โกธินุรักษ์¹, ธนาภรณ์ ธรรมเจริญ¹, สุนทรี แสงศรี¹ และจิระพล ศรีศรีสุพล¹

¹ วิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

kkarin_sar@hotmail.com, thanaporn.cmc@gmail.com, ssoontree_g@gmail.com และ jiraphon@sisu.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้เป็นกรนำเสนอวิธีการแบ่งกลุ่มสถานะการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์โดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับข้อมูลที่ได้จากตัวสังเกตที่มีระบบควบคุมแบบเซอร์โวโดยจะนำข้อมูลที่ได้ออกไปสกัดคุณลักษณะเด่น (Features Extraction) เพื่อใช้เป็นอินพุตในกระบวนการฝึกสอนด้วยวิธี Levenberg-Marquardt (LM) และ Scaled Conjugate Gradient (SCG) ที่ความแตกต่างของจำนวน 10,20 และ 30 Hidden layer เพื่อเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง ซึ่งเอาต์พุตแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ Good I (0.28-0.58 mm/s) และ Good II (0.60-1.08 mm/s) อ้างอิงตามมาตรฐาน ISO 10816-1 เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีการวัดการสั่นสะเทือนด้วยเครื่องมือวัด ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบ LM ให้ความถูกต้อง 97.20% ดังนั้นวิธีการนี้จึงสามารถช่วยแบ่งกลุ่มสถานะการสั่นสะเทือนของโบลเวอร์ได้โดยไม่ต้องติดตั้งเครื่องมือวัดการสั่นสะเทือนเข้าไปในระบบ

คำสำคัญ: การแบ่งกลุ่ม, โครงข่ายประสาทเทียม, การสั่นสะเทือน

Abstract

This paper purpose the vibration classification status of blower using Artificial Neural Network (ANN) with PI servo and observer, which used data from observe to make feature extraction is significant for the input layer of the model. The Learning has difference 2 algorithm: LM and SCG for comparing accuracy. The output layer had divided 2 classes: Good I and Good II referenced from ISO 10816-1. In order to compare with vibration meter. Therefore, The ANN with LM has accuracy 97.20% ability classifies status by don't must set up sensor in the system.

Keyword: Classification, Artificial Neural Network (ANN), Vibration

1. บทนำ

เครื่องจักรหมุนคือเครื่องจักรที่มีโครงสร้างเกิดจากการเคลื่อนที่รอบจุดใดจุดหนึ่งในทิศทางเดียวกันอย่างต่อเนื่อง ได้แก่ บีบ, เทอร์โบมัน และ โบลเวอร์ เป็นต้น ซึ่งการสั่นสะเทือนอย่างต่อเนื่องหรือรุนแรงนั้น

สามารถทำให้เครื่องจักรเกิดความเสียหายได้ สาเหตุที่ทำให้เกิดการสั่นสะเทือนอาจมาจากหลายปัจจัยเช่นการออกแบบชิ้นส่วนที่ไม่ได้มาตรฐาน น้ำหนักของชิ้นส่วนแต่ละชิ้นไม่เท่ากัน ระยะเวลาจัดวางและความหนาของชิ้นส่วน ที่ทำให้ชิ้นส่วนของเครื่องจักรเกิดการเสียสมดุล (unbalance) หรือการเอียงศูนย์ (Misalignment) ระหว่างเพลาของเครื่องจักรหมุน สาเหตุเหล่านี้ทำให้โครงสร้างของเครื่องจักรเกิดการสึกหรอเร็วกว่าปกติ ประสิทธิภาพการทำงานของเครื่องจักรลดลง ทำให้สิ้นเปลืองพลังงานเพิ่มขึ้น เสียค่าใช้จ่ายในการซ่อมบำรุงเพิ่มขึ้น

2. แนวความคิดและทฤษฎี

2.1 มอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง (DC Motor)

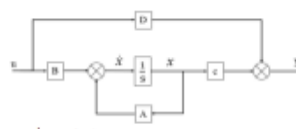
มอเตอร์ไฟฟ้าเป็นอุปกรณ์ที่ใช้ภายในเครื่องจักรกลต่างๆ เนื่องจากต้นทุนต่ำและขับเคลื่อนที่สำคัญ สามารถปรับความเร็วได้ตั้งแต่ความเร็วต่ำสุดจนถึงสูงสุด นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในโรงงานอุตสาหกรรม ซึ่งหลักการทำงานของมอเตอร์ไฟฟ้าคือ การเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้าไปเป็นพลังงานกล โดยเมื่อกระแสไหลผ่านขดลวดตัวนำซึ่งวางอยู่ในสนามแม่เหล็กถาวรจะมีแรงเกิดขึ้นที่ขดลวดตัวนำ ทำให้ขดลวดตัวนำเกิดการเคลื่อนที่ [1] จากการประยุกต์ใช้กฎแรงดันเคอร์ชอฟฟ์ และ กฎของนิวตัน จะได้สมการของมอเตอร์ดังนี้

$$\frac{d\theta_m(t)}{dt} = \frac{V_a(t)}{L_a} - \frac{R_a}{L_a} i_a(t) - \frac{K_b}{L_a} \frac{d\theta_m(t)}{dt} \tag{1}$$

$$\frac{d^2\theta_m(t)}{dt^2} + \frac{B_m}{J_m} \frac{d\theta_m(t)}{dt} + \frac{K_t}{J_m} i_a(t) \tag{2}$$

2.2 แบบจำลองของระบบในปริภูมิสถานะ

ในการวิเคราะห์และสร้างระบบควบคุมสมัยใหม่ทั่วไปจะออกแบบในโดเมนเวลาซึ่งมีลักษณะการไหลของสัญญาณ [1-2] ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.1 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองระบบเปิด

CT-7

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบในปริภูมิสแตตหรือ โดเมน
เวลาในรูปแบบทั่วไปดังสมการที่ (1) และ (2)

$$\dot{x} = Ax + Bu \tag{3}$$

$$y = Cx \tag{4}$$

โดยที่ x เป็นเวกเตอร์สถานะ (state vector)

y เป็นเวกเตอร์ของสัญญาณขาออก

u เป็นเวกเตอร์สัญญาณควบคุมหรือเวกเตอร์ของสัญญาณขาออก

A เป็นเมทริกซ์ $n \times n$

B เป็นเมทริกซ์ $n \times 1$

C เป็นเมทริกซ์ $m \times n$

เมื่อพิจารณาสมการเชิงอนุพันธ์ที่ (1) และ (2) สามารถอธิบายสมการใน
รูปแบบของแบบจำลองในปริภูมิสแตต (State space model) [1-2] ดังนี้

กำหนดให้ $x_1 = i_a, x_2 = \theta_m$

$$\dot{x}_1 = \frac{V_a(0)}{L_a} - \frac{R_a}{L_a} x_1 - \frac{K_b}{L_a} x_2 \tag{5}$$

$$\dot{x}_2 = \frac{B_m}{J_m} x_1 + \frac{K_t}{J_m} x_2 \tag{6}$$

เขียนในรูปของเมทริกซ์จะได้เมทริกซ์อนุกรมและเมทริกซ์ยัดชุดดังนี้

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_a}{L_a} & -\frac{K_b}{L_a} \\ \frac{K_t}{J_m} & -\frac{B_m}{J_m} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} \\ 0 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

2.3 ระบบควบคุมแบบเซอร์โวมอเตอร์และตัวสังเกต

การออกแบบระบบควบคุมจะอาศัยข้อมูลของตัวแปรสแตตทุกตัว
ของระบบที่สามารถวัดได้ แต่ในความเป็นจริงแล้วสำหรับระบบที่มี
อันดับสูงๆ จะไม่สามารถวัดค่าตัวแปรสแตตทุกตัวได้หรืออาจจะเสีย
ค่าใช้จ่ายค่อนข้างสูงกับอุปกรณ์ตรวจวัด (sensor) ที่ต้องติดตั้งเพิ่ม ดังนั้น
จึงออกแบบระบบควบคุมโดยสร้างตัวประมาณค่าสแตต (State estimator)
เพื่อประมาณค่าสแตตที่ไม่สามารถวัดได้ โดยการออกแบบตัวประมาณ
ค่าสแตตนั้นจะประมาณค่าสแตตใหม่หมดทุกตัวซึ่งจะอาศัยข้อมูลสัญญาณ
อินพุตและสัญญาณขบวนที่วัดได้ ซึ่งจะเรียกว่าการประมาณ
ค่าสแตตแบบอันดับเต็ม (Full-order state estimator) ซึ่งวิธีการนี้จำเป็น
จะต้องตรวจสอบสภาพควบคุมได้ (Controllability) [2] เพื่อรับรองถึง
ความสามารถของระบบ เมื่อมีเวกเตอร์ควบคุมแบบไม่มีเงื่อนไขมา
ขับเคลื่อนระบบจากสถานะเริ่มต้นใดๆ ไปยังอีกสถานะหนึ่งภายในเวลา
ที่กำหนด

โดยที่ $\text{rank}(M) = n$

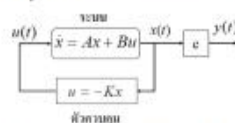
$$M = [B; AB; \dots; A^{n-1}B] \tag{8}$$

หรือเรียกเมทริกซ์ M (nxn) ว่า เมทริกซ์ของสภาพควบคุมได้

หากถูกของจากการควบคุม (Control law) ที่กำหนดว่า

$$u = -Kx = -[k_1 \ k_2 \ \dots \ k_n] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \tag{9}$$

รูปที่ 2.2 แสดงรูปแบบของการออกแบบระบบควบคุม โดยจำนวนของค่า
อัตราขยาย K จะขึ้นอยู่กับจำนวนตัวแปรสแตตของระบบที่จะควบคุม



รูปที่ 2.2 รูปแบบของการออกแบบระบบควบคุมแบบปริภูมิสแตต
เมื่อแทนตัวควบคุมจากสมการที่ 9 ลงในสมการที่ 3 จะได้สมการที่ 10

$$\dot{x} = (A - BK)x \tag{10}$$

สมการลักษณะเฉพาะของระบบควบคุมแบบปิดแสดงดังสมการที่ 11

$$\det[sI - (A - BK)] = 0 \tag{11}$$

และความเป็นไปได้ในการสร้างตัวประมาณค่าสแตตจากข้อมูลสแตตที่วัด
ได้บ้างตัวหรือสภาพสังเกตได้ (Observability) [2] จะยังคงบอกถึง
ความสามารถที่จะสังเกตข้อมูลของตัวแปรสถานะเมื่อพิจารณาสัญญาณ
เอาต์พุตภายในเวลาที่กำหนด

โดยที่ $\text{rank}(N) = n$

$$N = \begin{bmatrix} c \\ cA \\ \vdots \\ cA^{n-1} \end{bmatrix} \tag{12}$$

หรือเรียกเมทริกซ์ N (nxn) ว่าเมทริกซ์ของสภาพสังเกตได้
จากสมการพลวัตของสัญญาณเอาต์พุต [2] จะได้ว่า

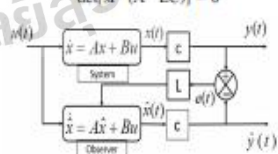
$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu + L(y - C\hat{x}) \tag{13}$$

โดยที่ L จะเป็นอัตราขยายของตัวประมาณค่าสแตตที่ส่งออกแบบจะ
มีรูปแบบดังสมการที่ 14

$$L = [l_1 \ l_2 \ \dots \ l_n] \tag{14}$$

สมการลักษณะเฉพาะแสดงดังสมการที่ 15

$$\det[sI - (A - LC)] = 0 \tag{15}$$

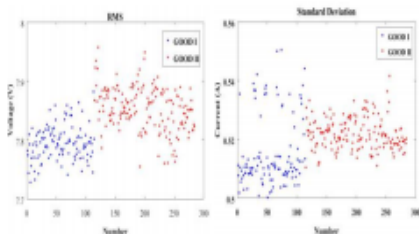


รูปที่ 2.4 บล็อกโอบเซิร์ฟเวอร์แบบตัวประมาณค่าสแตต หรือ observer แบบวงปิด

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยอาศัย
หลักการทางานของระบบประสาทของมนุษย์ โดยที่โครงสร้างของ

CT-7



รูปที่ 3.3 ค่าลักษณะเด่นของแกนไฟฟ้าในระบบสวิตช์โดยใช้ RMS และ STDEV

3.3 การสร้างอัครอลิทึมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

สร้างอัครอลิทึม โดยเลือกข้อมูลที่มีนัยสำคัญจากการสกัดคุณลักษณะเด่นมาเป็นอินพุต โดยอินพุตคือ 1. แกรนด์ไฟฟ้า (Voltage) เลือกใช้ค่าเฉลี่ยค่ากำลังสอง (RMS) 2. กระแสไฟฟ้า (Current) และ 3. ความเร็วรอบ (RPM) เลือกส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) โดยจะแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น 3 ส่วน คือ การเรียนรู้ (Training) 70%, การตรวจสอบ (Validation) 15% และการทดสอบ (Testing) 15% ในส่วนเอาต์พุตแบ่งเป็น 2 กลุ่มคือ Good I และ Good II

4. วิเคราะห์

ข้อมูลสำหรับ Training จำนวน 198 ข้อมูล, Validation จำนวน 43 ข้อมูล และ Testing จำนวน 43 ข้อมูล โดยจะเปรียบเทียบอัครอลิทึมในกระบวนการเรียนรู้ ด้วยวิธี Levenberg-Marquardt (LM) และวิธี Scaled Conjugate Gradient (SCG) วิเคราะห์จำนวน Hidden layer ที่ 10, 20 และ 30 Hidden layer ที่เหมาะสมสำหรับกระบวนการเรียนรู้เพื่อที่จะได้โมเดลที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดจากตารางที่ 1 แสดงให้เห็นว่าอัครอลิทึมของ LM ที่จำนวน 20 Hidden layer มีค่า Accuracy สูงที่สุดคือ 97.20% ซึ่งใช้เวลาในการเรียนรู้จำนวน 19 รอบ อีกทั้งอัครอลิทึมของ LM ที่ 10 และ 20 Hidden layer ก็ยังคงมีค่าความถูกต้องที่สูงกว่าอัครอลิทึมแบบ SCG เนื่องจากอัครอลิทึมของ LM มีความเหมาะสมกับข้อมูลสำหรับกระบวนการเรียนรู้มากกว่า จากรูปที่ 4.1 จะเห็นว่า Training confusion matrix มีค่าความถูกต้อง 97.0%, Validation confusion matrix มีค่าความถูกต้อง 95.3%, Test confusion matrix มีค่าความถูกต้อง 100% และ All confusion matrix มีค่าความถูกต้อง 97.20%

ตารางที่ 1 แสดงลักษณะโครงสร้างของโมเดล

INPUT		Training	Hidden	Output	Accuracy
Data	Feature				
Volt	RMS	LM	10	12	96.50%
Current	STDEV				
RPM					
Volt	RMS	LM	20	19	97.20%
Current	STDEV				
RPM					
Volt	RMS	LM	30	11	96.80%
Current	STDEV				
RPM					
Volt	RMS	SCG	10	24	95.10%
Current	STDEV				
RPM					
Volt	RMS	SCG	20	46	96.80%
Current	STDEV				
RPM					
Volt	RMS	SCG	30	30	95.80%
Current	STDEV				
RPM					



รูปที่ 4.1 คอนฟิวชันเมทริกซ์ของโมเดลที่มีความถูกต้องสูงที่สุด

5. สรุป

ในงานวิจัยนี้ต้องการนำเสนอระบบควบคุมที่สามารถควบคุมและตรวจสอบสถานะของเครื่องจักรได้ในเวลาเดียวกันโดยไม่ต้องติดตั้งเซนเซอร์วัดการสั่นสะเทือนเข้าไปในระบบ โดยใช้ข้อมูลจากตัวสังเกตที่มีระบบควบคุมแบบเซอร์โวมาเป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียม 2 วิธี คือวิธี Levenberg-Marquardt (LM) และวิธี Scaled Conjugate Gradient (SCG) จากตารางที่ 1 จะเห็นว่า วิธี Levenberg-Marquardt (LM) ที่ 20 hidden layer ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดที่ 97.20 %

เอกสารอ้างอิง

- [1] Pal, Debabrata. "Full order observer controller design for dc motor based on state space approach." International Journal of science and research (IJSR) 5.2 (2016).
- [2] Katsuhiko Ogata, "Modern control engineering ",Fifth edition ,2010, pp. 723-777.
- [3] Mohamad, Nadiah, et al. "Comparison between Levenberg-Marquardt and scaled conjugate gradient training algorithms for breast cancer diagnosis using MLP." 2010 6th International Colloquium on Signal Processing & its Applications, IEEE, 2010.



ประวัติผู้เขียน

นายกรินทร์ ภิทธิอนุรักษ์ ได้สำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ปัจจุบันกำลังศึกษาในระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมเครื่องกล ณ วิทยาลัยการศึกษาระดับบัณฑิตยศึกษา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ได้ศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการแบ่งกลุ่มการสั่นสะเทือนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับโรเตอร์ที่ควบคุมด้วยระบบควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต

CT-7

ประวัติผู้เขียน

นายกรินทร์ โกธยานุรักษ์ เกิดเมื่อวันที่ 19 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2539 ที่อำเภอบ้านบึง จังหวัดชลบุรี ประเทศไทย เริ่มการศึกษาในระดับอนุบาลศึกษาจนถึงประถมศึกษาตอนต้นที่โรงเรียนมารีย์พิทักษ์ ระดับประถมศึกษาชั้นปีที่ 4 - 6 ที่โรงเรียนมารีย์วิทยา ระดับมัธยมศึกษาชั้นปีที่ 1 - 6 ที่โรงเรียนที่เววิทยา (เทศบาล 1) และสำเร็จการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2561 และได้ศึกษาต่อระดับวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ โดยได้รับทุนการศึกษาจากสถาบันวิจัยแสงซินโครตรอน (องค์กรมมหาชน) เข้าศึกษาต่อในระดับมหาบัณฑิตศึกษา

ในขณะที่ศึกษาต่อในระดับมหาบัณฑิตได้มีประสบการณ์เป็นผู้สอนปฏิบัติการและผู้ช่วยสอนของสาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องและวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ จำนวน 5 รายวิชา ดังนี้

1. เขียนแบบวิศวกรรม 1
2. วิชาปฏิบัติการทางพลศาสตร์และระบบควบคุมในยานยนต์
3. วิชาปฏิบัติการกรรมวิธีการผลิตสำหรับเครื่องกล
4. วิชาปฏิบัติการวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ 3
5. วิชาการจำลองและระบบควบคุม

และได้นำเสนอผลงานวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ 1 บทความเรื่อง “การแบ่งกลุ่มการสั้นสะเทือนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับโบลเวอร์ที่ควบคุมแบบเซอร์โวและตัวสังเกต” ในการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 43 ณ มหาวิทยาลัยนเรศวร จังหวัดพิษณุโลก ระหว่างวันที่ 28 - 30 ตุลาคม พ.ศ. 2563