

การคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณและปรับปรุงตัวแปรในกระบวนการผลิตโดย
ประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์



ว่าที่ ร.ต. เชวง สถาพร

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2567

SPIRAL SEED SELF SERVO WRITER CLASSIFICATION AND
PARAMETER OPTIMIZATION IN MANUFACTURING PROCESS USING
ARTIFICIAL INTELLIGENCE



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Doctor of Philosophy in Mechatronics Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2024

การคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณและปรับปรุงตัวแปรในกระบวนการผลิตโดย
ประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาคุษฎับัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(รศ. ดร.บัณฑิต กฤตาคม)

ประธานกรรมการ



(รศ. ดร.จิระพล ศรีเสรีผล)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(ผศ. ดร.โสธรา แข็งการ)

กรรมการ



(ผศ. ดร.อุเทน ลิตน)

กรรมการ



(ผศ. ดร.สุรเดช ตัญตรัยรัตน์)

กรรมการ



(รศ. ดร.ยุพาพร รักสกุลพิวัฒน์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ



(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

แขวง สภาพร: การคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณและปรับปรุงตัวแปรในกระบวนการผลิต
โดยประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์ (SPIRAL SEED SELF SERVO WRITER
CLASSIFICATION AND PARAMETER OPTIMIZATION IN MANUFACTURING
PROCESS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUE)
อาจารย์ที่ปรึกษา: รองศาสตราจารย์ ดร. จิระพล ศรีเสริมผล , 131 หน้า.

คำสำคัญ : เครื่องเขียนสัญญาณ / การระบุอัตลักษณ์ของระบบ / วิธีการเชิงพันธุกรรม / โครงข่ายประสาทเทียม

อุตสาหกรรมการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์มีแนวโน้มการเพิ่มความสูงขึ้นตลอดเวลา เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลรูปแบบต่าง ๆ ถูกพัฒนาขึ้นอย่างต่อเนื่อง เพื่อให้สามารถบรรจุแทร็กและบิตข้อมูลลงบนแผ่นบันทึกสัญญาณที่มีขนาดเท่าเดิมได้ การพัฒนารูปแบบการบันทึกสัญญาณดังกล่าวส่งผลให้ขนาดทางกายภาพของแทร็กและบิตข้อมูลเล็กลง ทำให้การควบคุมตำแหน่งการเคลื่อนที่ของหัวอ่านเขียนสัญญาณจำเป็นต้องมีความถูกต้องและแม่นยำ การระบุตำแหน่งบนแผ่นบันทึกสัญญาณสามารถทำได้โดยการเขียนสัญญาณอ้างอิงในลักษณะสัญญาณก้นหอย (Spiral signal) โดยใช้เครื่องเขียนสัญญาณที่มีความแม่นยำสูง (High Density Servo Track Writer) ทำงานภายในห้องควบคุมความสะอาด (Clean Room) โดยสัญญาณดังกล่าวจะถูกใช้เพื่ออ้างอิงสำหรับการเขียนสัญญาณระบุตำแหน่งจริงภายนอกห้องควบคุมความสะอาดต่อไป อย่างไรก็ตามเครื่องเขียนสัญญาณอ้างอิงเมื่อถูกใช้งานไปในช่วงระยะเวลาหนึ่งย่อมมีการสึกหรออย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ ทำให้เกิดการเขียนสัญญาณอ้างอิงผิดตำแหน่ง ส่งผลให้เกิดงานเสีย

ในกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ในงานวิจัยนี้มีเป้าหมายในการลดงานเสียในกระบวนการผลิต โดยทำการสร้างระบบการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยเทคนิคปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence Technique) และใช้ข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณทำการประมาณแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเครื่องเขียนสัญญาณแต่ละกลุ่มด้วยเทคนิคการวิเคราะห์แบบถดถอยกำลังสองน้อยที่สุดด้วยการปรับตัวถ่วงน้ำหนักแบบอัตโนมัติ (Adaptive Weight Least Square Technique) แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ดังกล่าว จะนำมาใช้ในการปรับพารามิเตอร์ของตัวควบคุมในกระบวนการผลิตด้วยเทคนิควิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm Technique)

สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์

ปีการศึกษา 2567

ลายมือชื่อนักศึกษา แขวง สภาพร

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา จิระพล ศรีเสริมผล

CHAWENG SAPAPPORN: SPIRAL SEED SELF SERVO WRITER CLASSIFICATION
AND PARAMETER OPTIMIZATION IN MANUFACTURING PROCESS USING
ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUE

ADVISOR: ASSOC. PROF. JIRAPHON SRISERTPOL., Ph.D., 131 PP.

Keyword: HDD SIGNAL WRITER / SYSTEM IDENTIFICATION / GENETIC ALGORITHM /
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

The trend in the hard disk drive manufacturing industry is a continuous increase in storage capacity over time. Various data recording technologies have been developed to enable the storage of tracks and bits of data on the same-sized recording media. The development of these data recording formats has led to a reduction in the physical size of tracks and bit data. As a result, precise and accurate control of the read/write head position is necessary. Positioning on the recording media can be achieved by writing reference signals in a spiral format inside a Clean Room using a High-Density Servo Track Writer. These reference signals are then used for the actual positioning outside the Clean Room in subsequent steps. However, the reference signal writer, when used over a period of time, can lead to unavoidable errors in reference signal writing, causing misalignment. This can result in defects in the manufacturing process of hard disk drives. In this research, the goal is to reduce defects in the manufacturing process by creating a system to categorize reference signal writers using Artificial Intelligence techniques. This system uses frequency response data of the reference signal writers to estimate mathematical models of each writer group with the least-squares adaptive weight technique. These mathematical models are then used to adjust the control parameters in the manufacturing process using a Genetic Algorithm technique.

School of Mechatronics Engineering
Academic Year 2024

Student's Signature Chaweng Sapapporn
Advisor's Signature Siripol J.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ทุกประการ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณบุคคลต่าง ๆ ที่ให้คำปรึกษา แนะนำ และช่วยเหลืออย่างยิ่ง ทั้งด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัย ดังนี้

ขอขอบพระคุณโครงการพัฒนานักวิจัยและงานวิจัยเพื่ออุตสาหกรรมและบริษัทเวสเทิร์น ดิจิตอล สตอเรจ เทคโนโลยี ประเทศไทย จำกัด สำหรับการสนับสนุนทุนการศึกษาระดับปริญญาเอก

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร. จิระพล ศรีเสรีฐผล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้คำแนะนำและคำปรึกษาทั้งในด้านทฤษฎีและปฏิบัติ และเป็นแบบอย่างที่ดีในการดำรงชีวิต

ขอขอบพระคุณคุณมนตรี พจนารถลาวัลย์ ผู้จัดการแผนก Clean Room Test Equipment Engineer คุณคงศักดิ์ จิรวัดน์ ผู้จัดการอาวุโส แผนก Technical Education Development และเพื่อนในแผนกที่ได้ให้ความช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ ขณะทำงานวิจัย

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ประจำสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ทุกท่าน รวมทั้งเพื่อนร่วมชั้นเรียนที่คอยให้คำปรึกษา แนะนำแนวทาง และช่วยเหลือในการดำเนินการขั้นตอนต่าง ๆ ในมหาวิทยาลัย

ขอขอบคุณคุณธมนวรรณ จ้อยรักษา ภรรยา ที่ให้กำลังใจในทุกขั้นตอนของการศึกษา

ท้ายที่สุดขอกราบขอบพระคุณคุณแม่พอสมาน คุณแม่อุดม และ พี่เชาวน์วัติ พร้อมทั้ง สมาชิกครอบครัวสภาพพรทุกท่าน ที่ให้ความรักความอบอุ่น การอบรมสั่งสอน และสนับสนุนในทุกด้าน ทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิต

เชวง สภาพพร

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูป.....	ซ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	ฐ

บทที่

1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย	11
1.3 ขอบเขตงานวิจัย.....	12
1.4 ระเบียบวิจัย	12
1.5 สถานที่วิจัย.....	13
1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	13
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	13
1.8 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์.....	13
2 ปรัชญาวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	15
2.1 บทนำ.....	15
2.2 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์	15
2.2.1 การสร้างแบบจำลองด้วยกฎทางฟิสิกส์	15
2.2.2 การสร้างแบบจำลองด้วยข้อมูลการตอบสนองทางความถี่.....	18
2.3 การระบุข้อกำหนดของระบบควบคุม.....	34

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.1	การระบุข้อกำหนดของระบบควบคุมในโดเมนเวลา.....	34
2.3.2	ข้อกำหนดของระบบควบคุมในโดเมนความถี่.....	36
2.4	การปรับตัวควบคุมพีไอดี (PID CONTROLLER TUNING).....	38
2.5	วิธีการเชิงพันธุกรรม (GENETIC ALGORITHM).....	44
2.5.1	การคัดเลือก (Selection).....	44
2.5.2	การถ่ายทอดพันธุกรรม (Cross over).....	46
2.5.3	การกลายพันธุ์ (Mutation).....	47
2.5.4	ระยะห่างฝูงชน (Crowding Distance).....	49
2.5.5	การคัดเลือกอภิชน (Elitism).....	49
2.6	ระบบการคัดแยกและปัญญาประดิษฐ์.....	50
2.6.1	การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	54
2.6.2	การประเมินผลโมเดลการเรียนรู้.....	61
3	วิธีดำเนินการวิจัย.....	65
3.1	บทนำ.....	65
3.2	การเตรียมเครื่องมือเพื่อเก็บข้อมูลการตอบสนองของเครื่องเขียนสัญญาณ.....	66
3.3	วิธีการระบุอัตลักษณ์ของระบบ.....	69
3.4	การวิเคราะห์การตอบสนองทางเวลาและความถี่.....	79
3.5	วิธีดำเนินการสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์.....	84
3.5.1	การจัดเตรียมข้อมูลจากกระบวนการผลิต.....	84
3.5.2	การสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบลิเนียร์ดิสโครมินเนชั่น.....	92
3.5.3	การสร้างโมเดลการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	95
3.6	การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด.....	99
3.6.1	การกำหนดค่าเริ่มต้น.....	99
3.6.2	การกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์.....	99
3.6.3	ผลการค้นหาคำตอบด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม.....	101
3.7	โปรแกรมเลือกตัวควบคุม.....	102

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4 ผลการวิจัยและอภิปรายผล.....	105
4.1 บทนำ.....	105
4.2 ผลการระบุอัตลักษณ์ของระบบ.....	105
4.2.1 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์.....	105
4.2.2 ผลการตอบสนองทางเวลาและความถี่ของแบบจำลอง.....	106
4.3 ผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณ.....	107
4.3.1 ผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณด้วยโครงข่ายประสาทเทียม.....	107
4.3.2 การลดขนาดของโครงข่ายประสาทเทียม.....	108
4.4 ผลการตอบสนองของระบบจากการใช้ตัวควบคุมที่เหมาะสม.....	109
4.4.1 ผลการตอบสนองทางเวลา.....	109
4.4.2 ผลตอบสนองทางความถี่.....	111
4.4.3 ค่าความผิดพลาดที่วัดในช่วงความถี่ต่ำขณะเคลื่อนที่แบบ Spiral.....	112
5 สรุปและข้อเสนอแนะ.....	117
5.1 สรุป.....	117
5.1.1 การออกแบบระบบคัดแยก.....	117
5.1.2 การหาอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดี.....	119
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	120
5.2.1 ความถูกต้องและความแม่นยำของการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณ.....	120
5.2.2 ประสิทธิภาพของตัวควบคุม.....	121
รายการอ้างอิง.....	123
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก.....	129
ภาคผนวก ข.....	130
ประวัติผู้เขียน.....	131

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1.1	แสดงอัตรางานเสีย 7
2.1	แสดงผลตอบสนองของการปรับตัวควบคุมพีไอดี 40
2.2	แสดงการปรับตัวควบคุมด้วยวิธีปฏิบัติของกระบวนการ 41
2.3	แสดงการปรับตัวควบคุมด้วยวิธีจักรสุดท้าย 42
3.1	แสดงกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่ทำการวิเคราะห์ 83
3.2	แสดงการประเมินผลการคัดแยกด้วยวิธีลิเนียร์ดิสโคริเนชั่น 94
3.3	ฟังก์ชันสูญเสียของข้อมูลชุดสอน ชุดตรวจสอบ และผลความถูกต้องของชุดทดสอบ 97
3.4	แสดงผลการค้นหาคำตอบของตัวควบคุม 101
4.1	แสดงอันดับและความผิดพลาดแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ 105
4.2	แสดงการประเมินผลการคัดแยกเมื่อลดขนาดโครงข่ายประสาทเทียม 109
4.3	แสดงค่าทางสถิติของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของเครื่องเขียนสัญญาณที่กลุ่ม 0 114
4.4	แสดงค่าทางสถิติของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของเครื่องเขียนสัญญาณที่กลุ่ม 3 114
4.5	แสดงการทดสอบสมมติฐาน 116
4.6	แสดงผลการปรับปรุงของกลุ่มที่ทำงานปกติ 116
4.7	แสดงผลการปรับปรุงของกลุ่มที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นของมอเตอร์ 116

สารบัญรูป

รูปที่

หน้า

1.1	แนวโน้มการเพิ่มความจุของการเก็บข้อมูล	1
1.2	การวัดความหนาแน่นของข้อมูล	2
1.3	กระบวนการเขียนสัญญาณแบบ S4W HDS	2
1.4	ลักษณะสัญญาณก้นหอย (Spiral Signal)	3
1.5	เครื่องเขียนสัญญาณ	3
1.6	บล็อกไดอะแกรมแสดงการควบคุมตำแหน่งการเขียนสัญญาณ Spiral	4
1.7	การอ่านสัญญาณเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของช่วงเวลา	5
1.8	สัญญาณระบุตำแหน่ง	5
1.9	แสดงการวัดความผิดพลาดจากเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งแบบสมบูรณ์	6
1.10	แสดงลักษณะงานเสียจากกระบวนการเขียนสัญญาณอ้างอิง	6
1.11	แสดงการทดลองการปรับอัตราขยาย Ki เพียงตัวเดียว	8
1.12	แสดงความผิดพลาดตำแหน่งตำแหน่งที่ถูกปรับปรุง	9
1.13	แสดงความสามารถของกระบวนการเมื่อใช้ตัวควบคุมเดิม	9
1.14	แสดงความสามารถของกระบวนการเมื่อใช้ตัวควบคุมที่ได้รับการปรับปรุง	10
1.15	แนวคิดการปรับตัวควบคุมโดยใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์	11
2.1	ตัวอย่างระบบอันดับสองเบื้องต้นทางกล	15
2.2	แผนภาพวัตถุอิสระ	16
2.3	แสดงความสัมพันธ์ตำแหน่งโพลของฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบอันดับสอง	18
2.4	การกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์	19
2.5	แสดงการตอบสนองของระบบอันดับหนึ่งต่อสัญญาณไซน์	20
2.6	แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับหนึ่ง	20
2.7	แสดงการประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบอันดับหนึ่ง	21
2.8	แสดงการตอบสนองของระบบอันดับสองต่อสัญญาณไซน์	21
2.9	แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสอง	22
2.10	แสดงการประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบอันดับสอง	22

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.11 แสดงโครงสร้างของระบบอันดับสอง	23
2.12 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Undamped.....	23
2.13 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Undamped	24
2.14 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Underdamped	25
2.15 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Underdamped	25
2.16 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Critically damped.....	26
2.17 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Critically damped.....	26
2.18 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Overdamped	27
2.19 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Overdamped	28
2.20 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองที่มีอัตราส่วนความหน่วง.....	28
2.21 แสดงการตอบสนองทางเวลาของระบบอันดับสองที่มีอัตราส่วนความหน่วง.....	29
2.22 การระบุข้อกำหนดการตอบสนองในโดเมนเวลา	34
2.23 การระบุข้อกำหนดการตอบสนองในโดเมนความถี่.....	36
2.24 แสดงโครงสร้างของระบบควบคุมแบบพีไอดี	38
2.25 แสดงการวางตำแหน่งของพีไอดีซีโรเพื่อปรับแต่งทางเดินของรากใน S โดเมน	39
2.26 แสดงการกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณแบบขั้นบันได	41
2.27 แสดงผลตอบสนองของระบบเมื่อถูกกระตุ้นด้วยสัญญาณแบบขั้นบันได	41
2.28 แสดงการกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์	42
2.29 การตอบสนองด้วยการกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์.....	42
2.30 วงลัทธิของตัวดำเนินการคัดเลือก.....	45
2.31 ปัญหาการครอบงำ	45
2.32 การแก้ปัญหาการครอบงำ	46
2.33 การดำเนินการถ่ายทอดพันธุกรรม.....	46
2.34 การดำเนินการกลายพันธุ์	47
2.35 แสดงขอบหน้าของพาเรโต	48
2.36 แสดงการคำนวณระยะห่างจากฝูงชน	49
2.37 หลักการของการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง	51

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.38 ฟังก์ชันกระตุ้น Sigmoid.....	55
2.39 ฟังก์ชันกระตุ้น ReLU	55
2.40 แสดงฟังก์ชันกระตุ้น Tanh	56
2.41 แสดงโหนดและส่วนประกอบในโครงข่ายประสาทเทียม	56
2.42 แสดงการคำนวณย้อนกลับในชั้นเอาต์พุต	57
2.43 แสดงการคำนวณย้อนกลับในชั้นซ่อน	59
2.44 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	61
2.45 แสดงเมทริกซ์ประเมินผล	62
2.46 แสดงเส้นโค้ง ROC	63
3.1 โฟลวชาร์ตการทำงาน	66
3.2 แสดงการเก็บข้อมูลจากการกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์.....	67
3.3 โปรแกรม WinSTW ควบคุมการจับยึดและตำแหน่งของหัวอ่านเขียน	67
3.4 โปรแกรม MicroE System Motion Control	68
3.5 ไฟล์ผลการตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณ	69
3.6 การตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณ	69
3.7 แสดงผลการปรับการตอบสนองทางมุมเฟส.....	70
3.8 แสดงผลการระบุอัตลักษณ์ของระบบที่ความถี่ต่ำ	71
3.9 แสดงฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักที่ความถี่ต่ำ	72
3.10 แสดงเวลาหน่วงการเคลื่อนที่ของชุดควบคุมตำแหน่ง	72
3.11 แสดงการปรับปรุงมุมเฟส ด้วยการเพิ่มเวลาหน่วง.....	73
3.12 แสดงการแบ่งกลุ่มข้อมูลเพื่อหาแบบจำลองที่ความถี่สูง.....	74
3.13 แสดงลำดับการหาแบบจำลองที่ความถี่สูง	74
3.14 แสดงแบบจำลองที่ความถี่สูง.....	75
3.15 แสดงแบบจำลองตลอดช่วงความถี่	75
3.16 แสดงการปรับปรุงอัตราขยายของแบบจำลอง	77
3.17 แสดงขั้นตอนการหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์.....	79
3.18 แสดงพฤติกรรมของเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุด	80

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.19 แสดงการเปรียบเทียบแรงดันของเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งที่ปกติและแบบชำรุด	80
3.20 แสดงพฤติกรรมของเครื่องเขียนสัญญาณที่ชุดควบคุมตำแหน่งหลวมคลอน	81
3.21 แสดงการเปรียบเทียบจุดหลวมคลอนของชุดแกนหลัก	82
3.22 แสดงพฤติกรรมของเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความผิดพลาดเกินข้อกำหนด	82
3.23 แสดงการเปรียบเทียบฮาร์โมนิกของเครื่องเขียนสัญญาณแต่ละกลุ่ม	84
3.24 แสดงความสำคัญของข้อมูลในกระบวนการผลิตที่มีผลต่อกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ	86
3.25 แสดงบ็อกพล็อตของ DFT Euclidean Low	86
3.26 แสดงบ็อกพล็อตของ DFT Euclidean High	87
3.27 แสดงบ็อกพล็อตของฮาร์โมนิกที่ 3	88
3.28 แสดงบ็อกพล็อตของ PES Range	88
3.29 แสดงบ็อกพล็อตของ FF Factor	89
3.30 แสดงบ็อกพล็อตของ PES STD	90
3.31 แสดงบ็อกพล็อตของฮาร์โมนิกที่ 15	90
3.32 แสดงบ็อกพล็อตของฮาร์โมนิกที่ 1	91
3.33 แสดงบ็อกพล็อตของฮาร์โมนิกที่ 6	91
3.34 แสดงบ็อกพล็อตของฮาร์โมนิกที่ 8	92
3.35 แสดงผลการสอนด้วยโมเดลแบบลิเนียร์ดิสไครมินเนชัน	93
3.36 แสดงผลการทดสอบด้วยโมเดลแบบลิเนียร์ดิสไครมินเนชัน	93
3.37 แสดงเส้นโค้ง ROC ของการจัดกลุ่มด้วยวิธีลิเนียร์ดิสไครมินเนชัน	94
3.38 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	96
3.39 แสดงผลการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยแบบจำลองในรอบที่ 3	97
3.40 แสดงผลการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยแบบจำลองในรอบที่ 4	98
3.41 แสดงฟังก์ชันสูญเสียในการตรวจสอบรอบที่ 3	98
3.42 การตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณ	100
3.43 การตอบสนองทางความถี่เฉลี่ยของเครื่องเขียนสัญญาณ	100
3.44 ผลเฉลยบนขอบหน้าพาเรโตในการค้นหาคำตอบรอบสุดท้าย	101
3.45 แสดงผลการตอบสนองทางความถี่ของระบบวงเปิดของตัวควบคุมแต่ละชุด	102

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.46 ไดอะแกรมการติดต่อสื่อสารและประมวลผลการเรียนรู้ของเครื่อง	102
4.1 แสดงผลการเปรียบเทียบผลตอบแทนทางความถี่กับข้อมูลจริง	106
4.2 แสดงผลการเปรียบเทียบผลตอบแทนทางเวลาของแบบจำลองวงปิดกับข้อมูลจริง	107
4.3 แสดงผลการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยแบบจำลองในรอบที่ 4	107
4.4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการลดขนาด	108
4.5 แสดงผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณเมื่อลดขนาดโครงข่ายประสาทเทียม	109
4.6 แสดงการตอบสนองทางเวลาของตัวควบคุม	110
4.7 แสดงเวลาได้ขึ้นของแต่ละเครื่องเมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม	110
4.8 แสดงค่าฟังก์ชันของแต่ละเครื่องเมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม	111
4.9 แสดงการเปรียบเทียบความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์เมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม	111
4.10 แสดงการเปรียบเทียบ Phase Margin เมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม	112
4.11 แสดงการปรับปรุงความผิดพลาดในการตอบสนองชั่วขณะ	112
4.12 แสดงผลการแปลงฟูรีเย และช่วงการปรับปรุงความผิดพลาด	113
4.13 แสดงค่าความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของแต่ละเครื่องเมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม	113
4.14 แสดงการเปรียบเทียบความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของอัตราขยายแต่ละชุด	115

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

HDD	=	Hard Disk Drive
HDS	=	High Density Servo Track Writer
S4W	=	Spiral Seed Self-Servo Writer
DFT	=	Discrete Fourier Transform
PES	=	Position Error Signal
GA	=	Genetic Algorithm
AI	=	Artificial Intelligence
ML	=	Machine Learning
ANN	=	Artificial Neural Network
k_{dc}	=	อัตราขยายดีซี
ω_n	=	ความถี่ธรรมชาติ
ω_d	=	ความถี่ธรรมชาติของระบบแบบมีตัวหน่วง
ζ	=	อัตราส่วนความหน่วง
K_p	=	อัตราขยายตัวควบคุมแบบพี
K_i	=	อัตราขยายตัวควบคุมแบบไอ
K_d	=	อัตราขยายตัวควบคุมแบบดี
x	=	ระยะทาง
$\dot{x}$	=	ความเร็ว
$\ddot{x}$	=	ความเร่ง

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

t_d	=	เวลาหน่วง
t_r	=	เวลาไต่ขึ้น
t_s	=	เวลาคงตัว
M_p	=	ขนาดพุงเกิน
G_m	=	เกนมาร์จิ้น
P_m	=	เฟสมาร์จิ้น
ω_{gc}	=	ความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์
ω_{pc}	=	ความถี่ที่มุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา

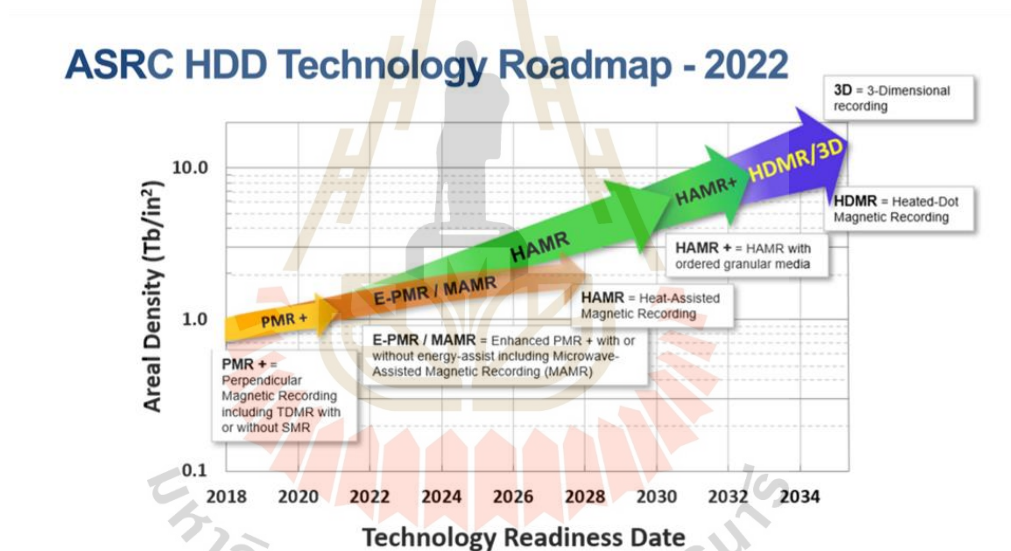


บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

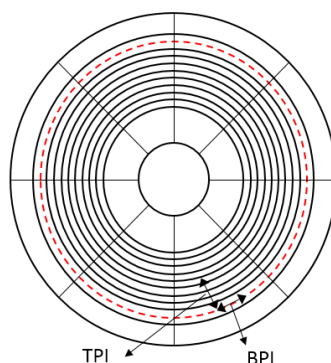
การเพิ่มความจุของการเก็บข้อมูลในอุตสาหกรรมการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ มีแนวโน้มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่องแสดงดังรูปที่ 1.1 เทคนิคการบันทึกสัญญาณแบบต่างๆ ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อเพิ่มความหนาแน่นในการบรรจุข้อมูลลงในแผ่นบันทึกสัญญาณ (Bernard, 2022)



รูปที่ 1.1 แนวโน้มการเพิ่มความจุของการเก็บข้อมูล

ความหนาแน่นของข้อมูลบนแผ่นบันทึกสัญญาณ สามารถวัดได้จากจำนวนแทร็ก (Track) และจำนวนบิต (Bit) ของข้อมูลที่ถูกบรรจุใน 1 ตารางนิ้ว (Area Density = Track Per Inch, TPI x Bit Per Inch, BPI) ดังรูปที่ 1.2 การเพิ่มความหนาแน่นในการบันทึกข้อมูลบนแผ่นบันทึกสัญญาณที่มีขนาดเท่าเดิมนี้นำไปสู่ขนาดทางกายภาพของแทร็ก และบิตข้อมูลในรูปแบบแม่เหล็กมีขนาดเล็กลง

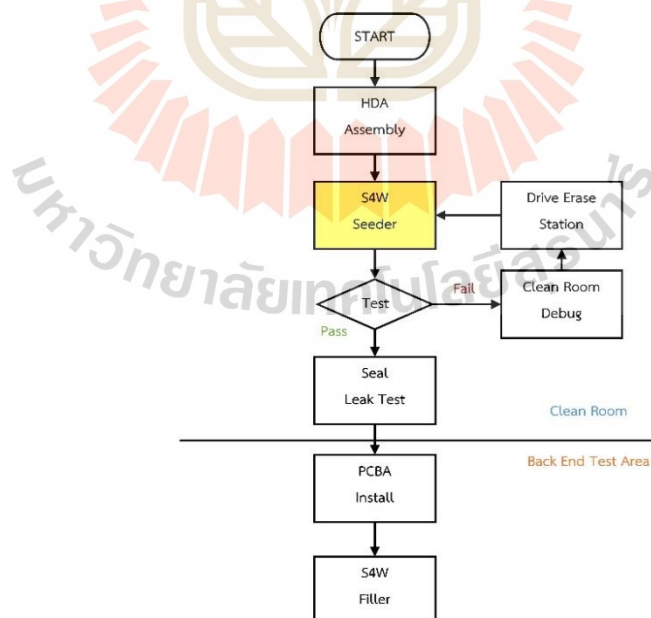
จากลักษณะดังกล่าวนี้อาจส่งผลให้เกิดความผิดพลาดจากการอ่านเขียนข้อมูลทับซ้อนกับแทร็กข้างเคียง (Adjacent track interference) ปัญหาดังกล่าวสามารถควบคุมได้โดยการเขียนสัญญาณระบุตำแหน่ง (Servo Wedge) ให้มีความถูกต้องและแม่นยำตรงตามข้อกำหนด



รูปที่ 1.2 การวัดความหนาแน่นของข้อมูล

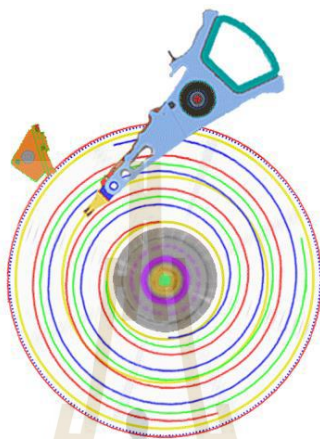
ในการเขียนสัญญาณระบุตำแหน่งนั้น เมื่อประกอบมอเตอร์กับแผ่นบันทึกสัญญาณ และใส่ชุดหัวอ่านเขียนเสร็จเรียบร้อยแล้ว จะทำการเขียนสัญญาณอ้างอิงซึ่งมีลักษณะเป็นสัญญาณก้นหอย (Spiral Signal) ภายในพื้นที่ควบคุมความสะอาดก่อน และใช้สัญญาณดังกล่าวในการเขียนสัญญาณระบุตำแหน่งอีกครั้งภายนอกพื้นที่ควบคุมความสะอาด (Spiral Seed Self-Servo Writer: S4W) โดยกระบวนการดังกล่าวแสดงดังรูปที่ 1.3 เครื่องเขียนสัญญาณอ้างอิงคือเครื่องที่มีการควบคุมการเคลื่อนที่ของชุดพาชุดหัวอ่านเขียน ที่มีความถูกต้องและแม่นยำสูง (High Density Servo Track Writer: HDS) ในการเขียนสัญญาณ

Factory Process Flow with S4W HDS Seed



รูปที่ 1.3 กระบวนการเขียนสัญญาณแบบ S4W HDS

กระบวนการเขียนสัญญาณอ้างอิง จะทำการเขียนสัญญาณจากพื้นที่ด้านนอกจนถึงพื้นที่ด้านในของแผ่นบันทึกสัญญาณดังรูปที่ 1.4 รูปแบบของสัญญาณที่เขียนจะประกอบไปด้วยสัญญาณ 2 ความถี่คือ สัญญาณ Spiral และ สัญญาณระบุตำแหน่ง (Sync Address Mark: SAM) โดยที่ขนาดของสัญญาณระบุตำแหน่ง จะเป็นตัวกำหนดขนาดของแทร็ก ($4 \text{ SAMs} = 1 \text{ Track}$)



รูปที่ 1.4 ลักษณะสัญญาณก้นหอย (Spiral Signal)

เครื่องเขียนสัญญาณอ้างอิงตำแหน่งที่ใช้ในกระบวนการผลิตแบบ S4W HDS แสดงดังรูปที่ 1.5 โดยเครื่องดังกล่าวจะใช้คอมพิวเตอร์อุตสาหกรรมซึ่งติดตั้งระบบปฏิบัติการ Windows 2000 SP4 ซีพียู Intel Pentium III หน่วยความจำ 256 MB

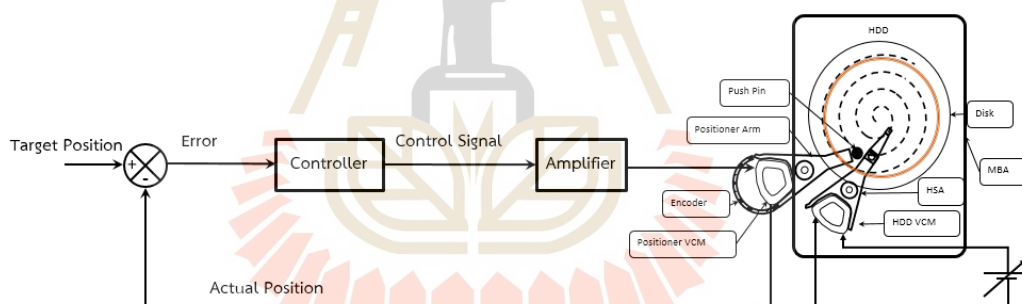


รูปที่ 1.5 เครื่องเขียนสัญญาณ

ขนาดตัวเครื่องกว้าง 68 ซม. ยาว 77 ซม. สูง 150 ซม. ทำงานในพื้นที่ควบคุมความสะอาด (Clean Room Class 100: CR 100) ภายในประกอบด้วยชุดเขียนสัญญาณ 16 ชุด ควบคุมการทำงานด้วยโปรแกรม WinSTW ซึ่งทำงานแบบ Multi-Threading โดยสามารถทำการเขียนสัญญาณและทดสอบฮาร์ดดิสก์ได้ครั้งละ 16 ไดรฟ์พร้อมกัน มีรอบเวลาในการเขียนและทดสอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ประมาณ 10 นาที ขึ้นอยู่กับความจุของฮาร์ดดิสก์แต่ละรุ่น

ไดอะแกรมการควบคุมตำแหน่งของเครื่องเขียนสัญญาณความละเอียดสูง ที่ใช้ควบคุมชุดหัวเขียนอ่าน แสดงดังรูปที่ 1.6 ซึ่งประกอบด้วยอุปกรณ์หลักดังต่อไปนี้

- 1 ชุดควบคุมตำแหน่ง (Positioner) มีโครงสร้างประกอบด้วยมอเตอร์ขดลวดเสียง (Voice Coil Motor: VCM) ยึดติดกับเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งแบบสัมบูรณ์ (Absolute Encoder)
- 2 ตัวควบคุมแบบพีไอดี (PID Controller) และตัวกรองความถี่ต่ำและตัวกรองนอตช์ (Low-Pass and Notch Filter)
- 3 ตัวขยายสัญญาณ (Control Signal Amplifier)

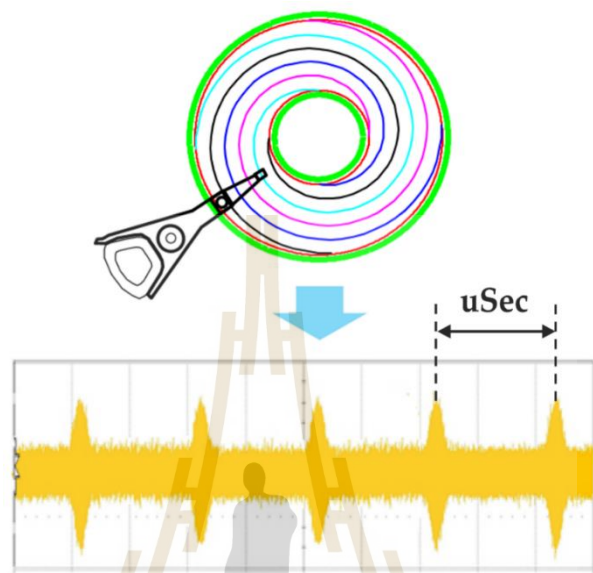


รูปที่ 1.6 บล็อกไดอะแกรมแสดงการควบคุมตำแหน่งการเขียนสัญญาณ Spiral

ขั้นตอนการเขียนสัญญาณอ้างอิง จะเริ่มจากการใส่ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เข้าสู่ชุดจับยึด และทำการจ่ายไฟให้มอเตอร์ของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์หมุนด้วยความเร็วคงที่ และทำการขยับแขนยึด (Positioner Arm) ให้ก้านดัน (Push Pin) อยู่ในตำแหน่งที่รอรับหัวเขียนอ่านที่บริเวณขอบพื้นที่ด้านนอกของแผ่นบันทึกสัญญาณ หลังจากนั้นทำการจ่ายกระแสไฟเพื่อขยับให้หัวเขียนอ่านเคลื่อนที่ออกจากจุดจอด (Park Ramp)

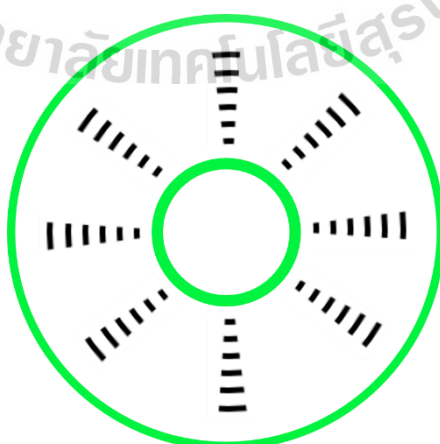
เมื่อทำการตรวจสอบแล้วว่าก้านดัน และแขนของหัวเขียนอ่าน สัมผัสกันอย่างสมบูรณ์จะทำการเปิดสัญญาณที่หัวเขียนสัญญาณ แล้วเริ่มเขียนสัญญาณจากพื้นที่ด้านนอกจนถึงด้านในของแผ่นบันทึกสัญญาณ ซึ่งเป็นสัญญาณอ้างอิงเส้นแรก ส่วนสัญญาณเส้นถัดไปจะเปลี่ยนมุมในการเขียนสัญญาณใหม่ และทำการเขียนเช่นเดิมจนครบจำนวนที่ระบุไว้ในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์แต่ละรุ่น.

เมื่อเขียนสัญญาณจนครบที่ระบุไว้แล้วจะทำการตรวจสอบความถูกต้องของตำแหน่งที่เขียนโดยรวม โดยทำการวัดสัญญาณผ่านทางหัวอ่านดังรูปที่ 1.7 ซึ่งเป็นการวัดช่วงเวลาความห่างของสัญญาณอ้างอิงในแต่ละเส้น



รูปที่ 1.7 การอ่านสัญญาณเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของช่วงเวลา

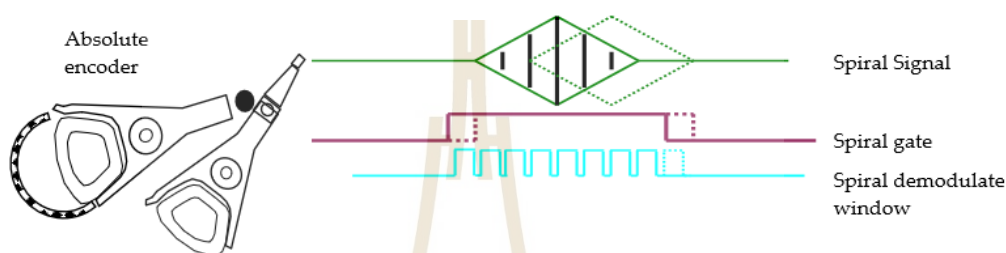
เมื่อทำการตรวจสอบสัญญาณที่เขียนเสร็จเรียบร้อยแล้ว จะนำฮาร์ดดิสก์ไทรฟ์ดังกล่าว ประกอบกับแผ่นวงจร (Print Circuit Board Assembly: PCBA) และส่งต่อไปยังแผนกถัดไปเพื่อทำการเขียนสัญญาณระบุตำแหน่ง บนแผ่นบันทึกสัญญาณและทำการลบสัญญาณกันหอย ออกจะเหลือเฉพาะสัญญาณระบุตำแหน่งจริงดังรูปที่ 1.8



รูปที่ 1.8 สัญญาณระบุตำแหน่ง

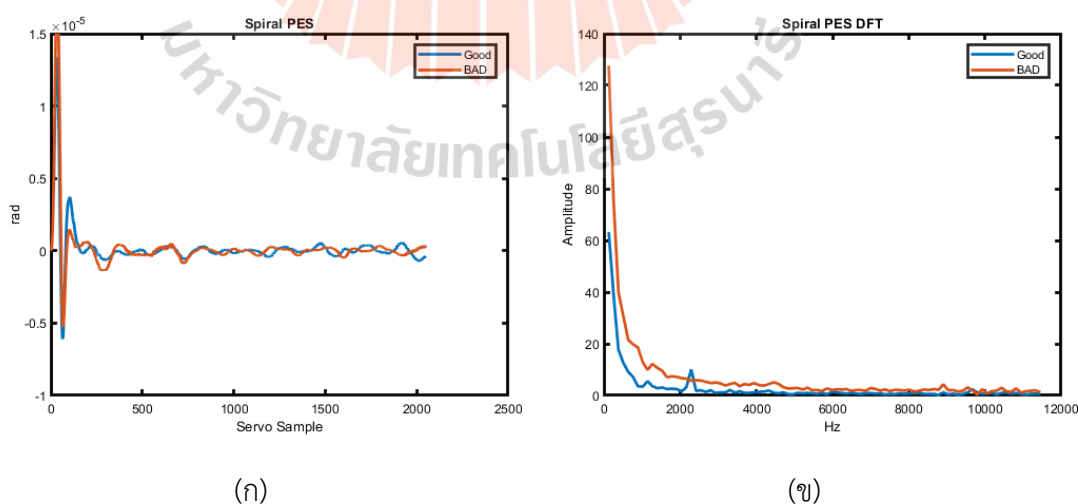
อย่างไรก็ตามในกระบวนการผลิต เครื่องเขียนสัญญาณจะถูกใช้งานอย่างต่อเนื่อง การเสื่อมสภาพของชิ้นส่วนภายในเครื่องเขียนสัญญาณเป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ และเมื่อการเสื่อมสภาพถึงจุดหนึ่ง จะเกิดความผิดพลาดของตำแหน่งขณะเขียนสัญญาณจนเกินขอบเขตที่กำหนด และทำให้เกิดงานเสียในกระบวนการผลิตขึ้น

การตรวจสอบสัญญาณอ้างอิงที่เขียนผิดตำแหน่งสามารถตรวจสอบทางอ้อมผ่านการวัดสัญญาณของเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งแบบสับบูรณที่ติดตั้งกับชุดควบคุมตำแหน่ง แสดงดังรูปที่ 1.9



รูปที่ 1.9 แสดงการวัดความผิดพลาดจากเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งแบบสับบูรณ

ลักษณะงานเสียดังกล่าวถูกตรวจวัดผ่านการกวัดแกว่ง (Oscillation) จากค่าความผิดพลาดของตำแหน่ง (Position Error Signal: PES) ในโดเมนเวลา โดยจะทำการแปลงความผิดพลาดดังกล่าว ให้อยู่ในโดเมนความถี่ โดยใช้การแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Fourier Transform: DFT) ดังแสดงในรูปที่ 1.10 ซึ่งจะให้เห็นความแตกต่างได้ชัดเจนยิ่งขึ้น จะสังเกตได้ว่างานเสียจะมีขนาดของฮาร์โมนิกที่ความถี่ต่ำสูงกว่างานดีอย่างชัดเจน



รูปที่ 1.10 แสดงลักษณะงานเสียจากกระบวนการเขียนสัญญาณอ้างอิง

ในปัจจุบันกระบวนการผลิตได้แบ่งการตรวจวัดงานเสียไว้ 3 ช่วงความถี่ดังนี้

- 1 600 ถึง 1500 เฮิรตซ์
- 2 1500 ถึง 3000 เฮิรตซ์
- 3 7000 ถึง 9000 เฮิรตซ์

อัตราการเสียแต่ละช่วงความถี่แสดงดังตารางที่ 1.1 จะเห็นได้ว่างานเสียในช่วง 600 เฮิรตซ์ ถึง 1500 เฮิรตซ์ เป็นงานเสียกลุ่มใหญ่ที่สุด ซึ่งจะถูกใช้เป็นช่วงในการพิจารณาแก้ปัญหาในงานวิจัยนี้

ตารางที่ 1.1 แสดงอัตราการเสีย

ช่วงความถี่ (เฮิรตซ์)	จำนวนงานเสีย (โครฟ์)	อัตราการเสีย (%)	ขอบเขตงานเสีย (count)
600 ถึง 1500	892	89	30
1500 ถึง 3000	74	7	30
7500 ถึง 9000	34	3	17
รวม	1000		

ในปัจจุบันงานเสียดังกล่าวจะถูกคัดแยกออกเพื่อทำการแก้ไข โดยใช้แม่เหล็กถาวรที่มีสนามแม่เหล็กแรงสูงลบสัญญาณอ้างอิงเดิมที่เขียนผิดพลาดออกไป

อย่างไรก็ตามด้วยข้อจำกัดของเครื่องลบสัญญาณที่ไม่สามารถลบสัญญาณที่ขอบด้านในของแผ่นบันทึกสัญญาณได้ เนื่องจากผลกระทบของสนามแม่เหล็กที่สร้างความเสียหายและเสื่อมสภาพต่อมอเตอร์ของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ จึงยังคงมีสัญญาณบางส่วนหลงเหลืออยู่ ซึ่งจำเป็นต้องใช้เครื่องเขียนสัญญาณอ้างอิงเป็นตัวเลข ด้วยการเขียนสัญญาณความถี่สูงทับสัญญาณที่เขียนผิดพลาด ทำให้เวลาของกระบวนการเขียนสัญญาณอ้างอิงเพิ่มสูงขึ้น

ในปัจจุบันเครื่องเขียนสัญญาณอ้างอิง จะใช้ตัวควบคุมที่มีอัตราขยายคงที่ ซึ่งจะสามารถควบคุมการเขียนสัญญาณดีที่สุ่มกับกลุ่มเครื่องกลุ่มหนึ่งเท่านั้น เมื่อทำการเขียนสัญญาณอ้างอิง และตรวจพบงานเสียดังกล่าว 3 โครฟ์ ในจำนวน 10 โครฟ์ จะทำการหยุดเครื่องเขียนสัญญาณทันที เพื่อทำการซ่อมแซมและป้องกันการผลิตงานเสียเข้าสู่กระบวนการผลิตเพิ่มขึ้น ทำให้เครื่องเขียนสัญญาณต้องหยุดทำงานโดยไม่สามารถคาดการณ์ล่วงหน้าได้

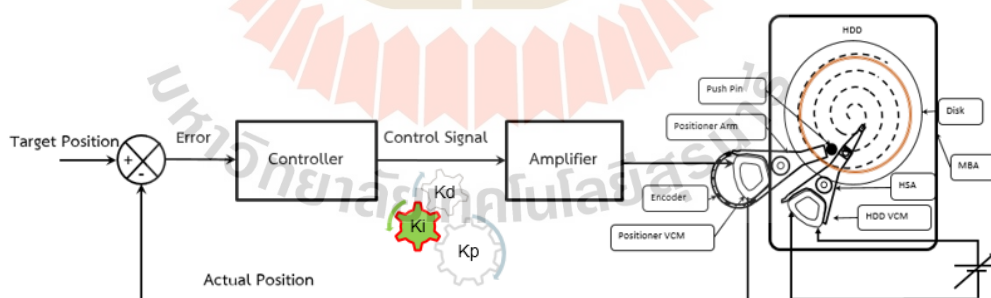
ทั้งปริมาณงานเสีย และเวลาที่ใช้ในการลบสัญญาณที่เขียนผิดพลาด รวมทั้งขั้นตอนที่เพิ่มขึ้นถือเป็นการสูญเสียอย่างหนึ่งในกระบวนการผลิต ปัจจุบันปริมาณการผลิตด้วยกระบวนการ S4W

HDS ในช่วง 1 เดือนอยู่ที่ประมาณ 300,000 ไดรฟ์ งานเสียลักษณะดังกล่าวเกิดขึ้นประมาณ 0.1% หรือประมาณ 300 ไดรฟ์ต่อเดือนสามารถคิดเป็นความสูญเสียได้ดังนี้

- 1 ปริมาณงานเสียประมาณ 100,000 บาทต่อปี
- 2 เวลาในขั้นตอนการแก้ไขฮาร์ดดิสก์ประมาณ 30 นาที ต่อ 1 ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์
- 3 พนักงานที่ใช้ในการควบคุมการลบสัญญาณและแก้ไขงานเสีย 2 คนต่อวัน

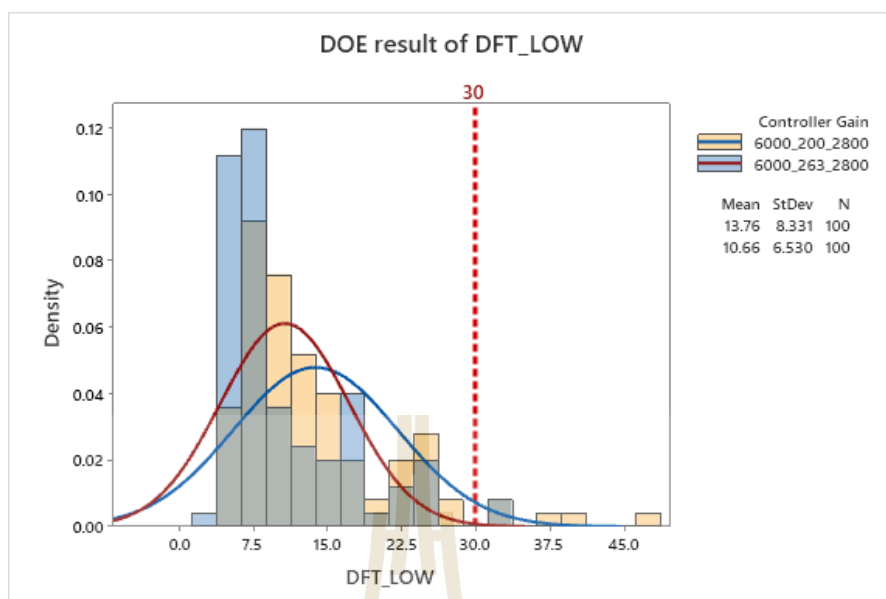
ในเบื้องต้นผู้วิจัยมีแนวคิดที่ว่า เมื่อเครื่องเขียนสัญญาณมีการสึกหรอและทำให้คุณลักษณะเปลี่ยนแปลงออกไปจากเดิม จะสามารถใช้วิธีการปรับอัตราขยายของตัวควบคุมใหม่เพื่อลดความผิดพลาดให้อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้

เพื่อพิสูจน์แนวคิดดังกล่าวจึงทำการทดลองโดยใช้วิธีการออกแบบการทดลอง (Design of Experimental: DOE) ของโปรแกรม Minitab หาค่าอัตราขยายที่เหมาะสมที่สุดดังรูปที่ 1.11 โดยคงอัตราขยาย K_p และ K_d ไว้ที่ 6000 DAC และ 2800 DAC ตามลำดับ และทำการปรับอัตราขยายของตัวควบคุม K_i เพียงอย่างเดียวในกรอบอัตราขยายระหว่าง 120 ถึง 320 DAC โดยที่ตัวกรองความถี่ต่ำ และตัวกรองนอตช์ ถูกปรับตั้งไว้ที่ 5000 Hz หลังจากนั้นทำการเขียนสัญญาณ โดยปรับอัตราขยาย K_i ครั้งละ 10 DAC และวัดความผิดพลาดในช่วงความถี่ 600 ถึง 1500 เฮิรตซ์ และใช้วิธีการวัดพื้นผิวผลตอบสนอง (Response Surface Methodology: RSM) เพื่อหาค่าที่ดีที่สุด ทำให้ได้ผลลัพธ์ K_i เพิ่มขึ้นจากเดิม 200 DAC เป็น 263 DAC

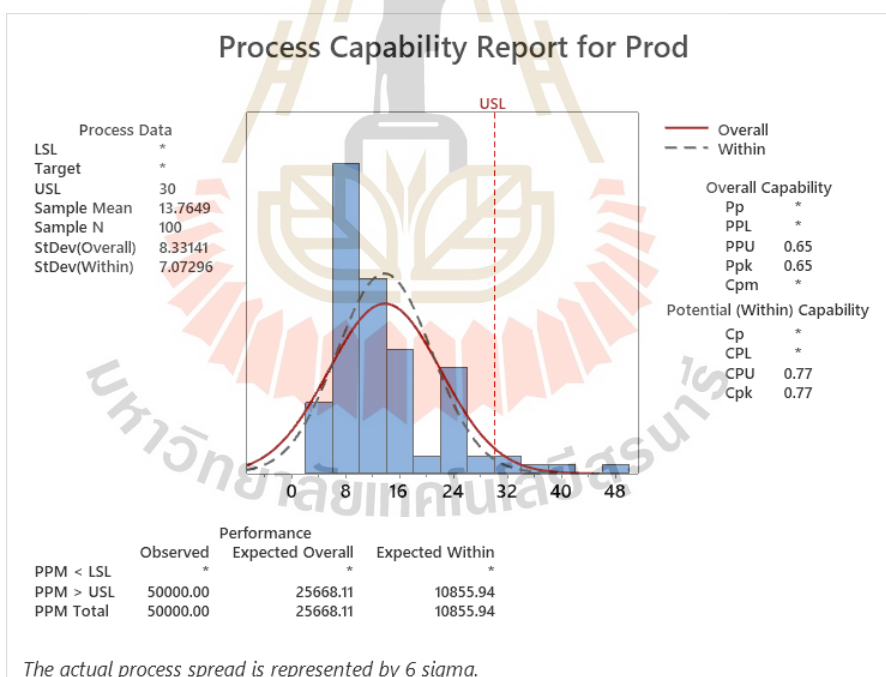


รูปที่ 1.11 แสดงการทดลองการปรับอัตราขยาย K_i เพียงตัวเดียว

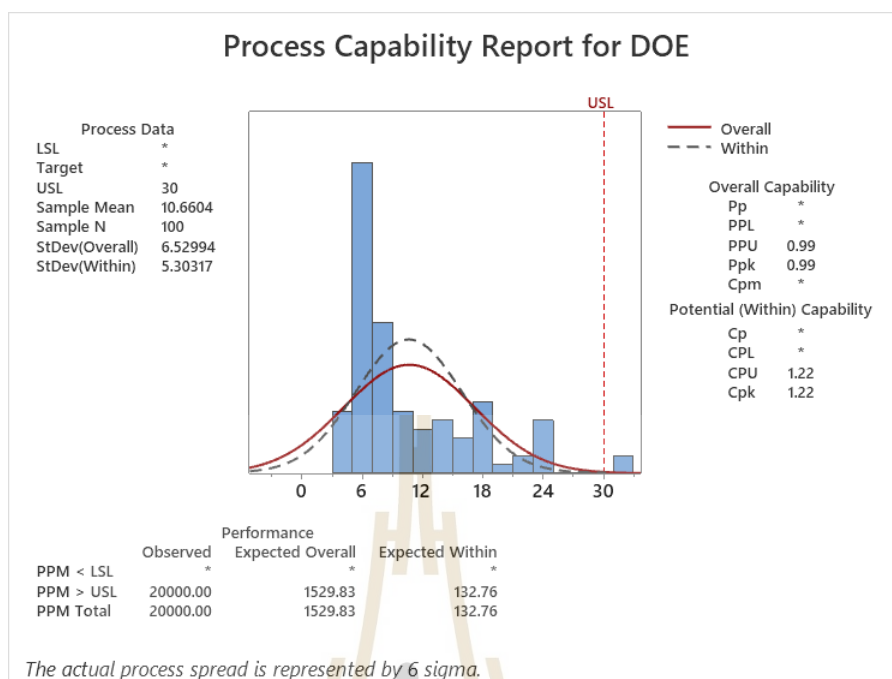
หลังจากนั้นทำการทดสอบเขียนสัญญาณซ้ำ 100 ครั้ง ด้วยค่า K_i 263 DAC เทียบกับค่าเดิม 200 DAC เพื่อตรวจสอบค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดตำแหน่งในช่วงความถี่ 600 ถึง 1500 เฮิรตซ์ ลดลงดังแสดงในรูปที่ 1.12 และความสามารถของกระบวนการ (Process Capability: Cpk) เพิ่มขึ้น จาก 0.77 เป็น 1.22 ดังรูปที่ 1.13 และ 1.14



รูปที่ 1.12 แสดงความผิดพลาดตำแหน่งตำแหน่งที่ถูกปรับปรุง



รูปที่ 1.13 แสดงความสามารถของกระบวนการเมื่อใช้ตัวควบคุมเดิม



รูปที่ 1.14 แสดงความสามารถของกระบวนการเมื่อใช้ตัวควบคุมที่ได้รับการปรับปรุง

จากการทดลองดังกล่าวเป็นการยืนยันว่าสามารถปรับปรุงค่าความผิดพลาดของเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความสีกหรือในระดับหนึ่งให้ลดลง อยู่ในขอบเขตที่กำหนดได้ ด้วยวิธีการปรับอัตราขยายของตัวควบคุม

อย่างไรก็ตามวิธีการหาค่าอัตราขยายใหม่ด้วยวิธีดังกล่าวนี้ จะใช้เวลาเพิ่มขึ้นหากช่วงในการค้นหาคำตอบกว้างขึ้น และในทางปฏิบัติ เนื่องจากเครื่องเขียนสัญญาณมีจำนวนมาก การหาอัตราขยายที่เหมาะสมของทุกเครื่องจึงเป็นไปได้ยาก รวมทั้งเครื่องเขียนสัญญาณบางกลุ่มมีลักษณะการสีกหรือที่รุนแรง ไม่สามารถทำการปรับตัวควบคุมเพื่อลดความผิดพลาดให้อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ จำเป็นต้องทำการซ่อมแซมทันที แทนที่จะต้องเสียเวลาในการหาตัวควบคุมที่เหมาะสม

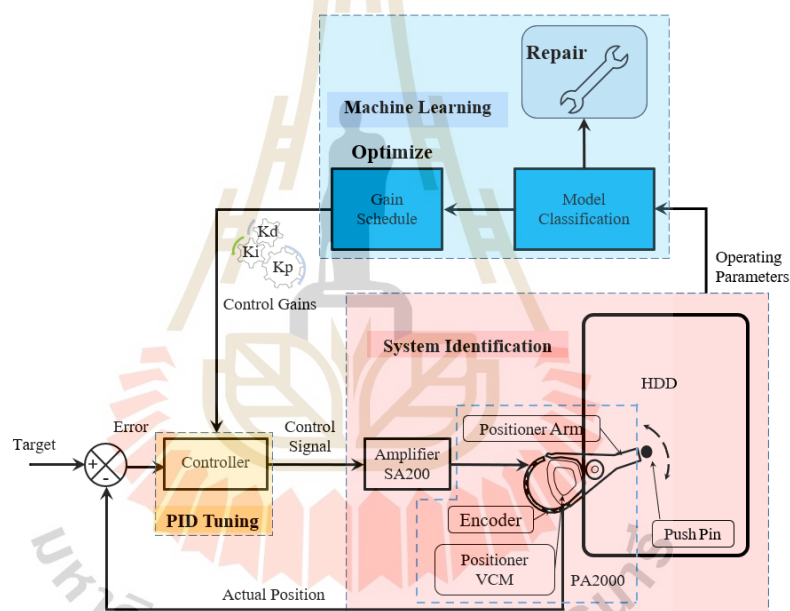
เพื่อเป็นการแก้ไขปัญหาดังกล่าว งานวิจัยนี้จะทำการแบ่งกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณอ้างอิงตามลักษณะของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นโดยอาศัยเทคนิคปัญญาประดิษฐ์ โดยกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความเสียหายอย่างรุนแรงจะถูกคัดแยกเพื่อการซ่อมบำรุง และกลุ่มที่สามารถลดความผิดพลาดจากการปรับแต่งตัวควบคุมได้ จะถูกคัดแยกและหาฟังก์ชันถ่ายโอน เพื่อใช้ในการหาอัตราขยายที่เหมาะสมด้วยเทคนิคการหาค่าตอบด้วยกระบวนการเชิงพันธุกรรมเพื่อลดความผิดพลาดดังกล่าว เพื่อสนับสนุนแนวคิดนี้จำเป็นต้องศึกษาข้อมูล 3 ส่วนดังนี้

1 การระบุอัตลักษณ์ของระบบ (System Identification) เพื่อหารูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ที่เบี่ยงเบนออกไปจากกลุ่มมาตรฐาน

2 เทคนิคการปรับตัวควบคุม (Controller Tuning Technique) เพื่อปรับตัวควบคุมให้เหมาะสมสำหรับเครื่องเขียนสัญญาณ

3 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อทำการแบ่งกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณตามลักษณะการตอบสนอง และเลือกอัตราขยายของตัวควบคุมที่เหมาะสม

โดยที่ทั้ง 3 ส่วนจะถูกนำมารวมกันให้ทำงานแบบอัตโนมัติดังรูปที่ 1.15



รูปที่ 1.15 แนวคิดการปรับตัวควบคุมโดยใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์

1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย

1.2.1 เพื่อออกแบบระบบจำแนกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณแต่ละรูปแบบด้วยเทคนิคปัญญาประดิษฐ์

1.2.2 เพื่อออกแบบตัวควบคุมที่เหมาะสมสำหรับเครื่องเขียนสัญญาณในกระบวนการผลิต

1.3 ขอบเขตงานวิจัย

1.3.1 เครื่องทดสอบจะใช้เครื่องเขียนสัญญาณในกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์แบบ HDS S4W และใช้โปรแกรม WinSTW ในการควบคุมการเขียนสัญญาณรวมถึงการตรวจสอบความผิดพลาด

1.3.2 ใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB ในการทำโปรแกรมระบุอัตลักษณ์ของระบบ (System Identification) เพื่อหาฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ของเครื่องเขียนสัญญาณ โดยที่ข้อมูลการตอบสนองทางความถี่จะนำเข้าสู่ข้อมูลจากโปรแกรม ME Control และใช้การหาคำตอบด้วยเทคนิคการหาคำตอบด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบปรับตัวถ่วงน้ำหนักอัตโนมัติ (Adaptive Weight Least Square)

1.3.3 ใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB ในการทำโปรแกรมเพื่อหาค่าอัตราขยายของตัวควบคุมที่เหมาะสมด้วยเทคนิคการหาคำตอบด้วยวิธีการทางพันธุกรรม (Genetic Algorithm)

1.3.4 ใช้ซอฟต์แวร์ Python / C++ ในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง สำหรับการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณตามรูปแบบของความผิดพลาด ด้วยเทคนิคปัญญาประดิษฐ์

1.3.5 อัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดีจะถูกปรับให้เหมาะสมแล้วเก็บไว้ในหน่วยความจำของโปรแกรมติดต่อสื่อสารของ WinSTW

1.3.6 การตรวจสอบความผิดพลาดของตำแหน่งจะทำการตรวจสอบในช่วงความถี่ 600 ถึง 1500 เฮิรตซ์

1.4 ระเบียบวิจัย

1.4.1 ค้นหาองค์ความรู้ ทฤษฎี เอกสารที่เกี่ยวข้องกับการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ และการปรับตัวควบคุมพีไอดี

1.4.2 เขียนโปรแกรมเพื่อทำการสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์ สำหรับคัดแยกประสิทธิภาพ

1.4.3 เขียนโปรแกรมสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเครื่องเขียนสัญญาณ

1.4.4 เขียนโปรแกรมหาค่าตัวควบคุมที่เหมาะสมสำหรับแต่ละกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ

1.4.5 ทำการทดลองกับเครื่องเขียนสัญญาณในกระบวนการผลิตจริง

1.4.6 สรุปผลงานวิจัย ข้อเสนอแนะ และเผยแพร่งานวิจัย

1.4.7 จัดทำเอกสารและรายงานการวิจัย

1.5 สถานที่วิจัย

บริษัท เวสเทิร์น ดิจิตอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด แผนก Clean Room Test Equipment Engineering

1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

1.6.1 เครื่องเขียนสัญญาณ HDS Seeder

1.6.2 ซอฟต์แวร์ ME System Motion Control ไลเซนส์ ของบริษัท เวสเทิร์น ดิจิตอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด

1.6.3 ซอฟต์แวร์ WinSTW ไลเซนส์ ของบริษัท เวสเทิร์น ดิจิตอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด

1.6.4 ซอฟต์แวร์ MATLAB เน็ตเวิร์ค ไลเซนส์ ของบริษัท เวสเทิร์น ดิจิตอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด

1.6.5 ซอฟต์แวร์ Microsoft Visual C++ ไลเซนส์ ของบริษัท เวสเทิร์น ดิจิตอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด

1.6.6 ซอฟต์แวร์ Python 3

1.6.7 คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.7.1 ได้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อใช้วิเคราะห์และคัดแยกกลุ่มประสิทธิภาพของเครื่องเขียนสัญญาณ ข้อมูลดังกล่าวสามารถใช้ในการวางแผนการซ่อมบำรุงเครื่องเขียนสัญญาณได้

1.7.2 ได้ตัวควบคุมของเครื่องเขียนสัญญาณที่เหมาะสมทำให้งานเสียในกระบวนการผลิตลดลง

1.8 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์

บทที่ 1 เป็นบทนำซึ่งจะกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ตลอดจนขอบเขตและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย เช่น หลักการที่เกี่ยวข้องกับการระบุอัตลักษณ์ของระบบ วิธีการควบคุมแบบป้อนกลับ และการใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์ในการแบ่งกลุ่มความเสียหายในระบบอุตสาหกรรม

บทที่ 3 อธิบายขั้นตอนการระบุอัตลักษณ์ของระบบโดยใช้ข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ เพื่อสร้างโมเดลทางคณิตศาสตร์ในรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน รวมถึงวิธีการปรับตัวควบคุมโดยใช้ขั้นตอนวิธีการเชิงพันธุกรรม ตัวแปรและข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการผลิต และวิธีการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 4 กล่าวถึงการวิเคราะห์ผลการจำแนกลักษณะของเครื่องเขียนสัญญาณ และประสิทธิภาพของการใช้ตัวควบคุมจากค่าที่เหมาะสมที่สุด เพื่อลดความผิดพลาดขณะควบคุมการเคลื่อนที่ของหัวเขียนสัญญาณ รวมถึงความถูกต้องของโมเดลจากโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 5 บทสรุปที่รวบรวมผลการวิจัยและมีข้อเสนอแนะในงานวิจัยเพิ่มเติม



บทที่ 2

ปรัทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

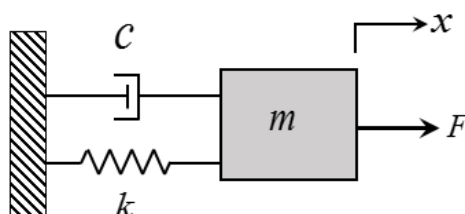
2.1 บทนำ

ดังที่ได้กล่าวมาในบทที่ 1 วัตถุประสงค์หลักของงานวิจัยนี้คือ การปรับปรุงคุณภาพของการเขียนสัญญาณ และคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความเสียหายและจำเป็นต้องได้รับการซ่อมบำรุง จึงจำเป็นต้องทำการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 3 เรื่องหลัก ได้แก่การระบุอัตรลักษณ์ของระบบ การหาค่าอัตรายายของตัวควบคุมที่เหมาะสมที่สุด และวิธีการคัดแยกความเสียหายตามประสิทธิภาพของเครื่องเขียนสัญญาณ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องดำเนินการสำรวจปรัทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้ทราบถึงแนวทางการวิจัย ระเบียบวิธีที่เคยมีการใช้งานมาก่อน รวมทั้งผลการดำเนินงานข้อเสนอแนะต่างๆ จากคณณนักวิจัยตั้งแต่อดีตเป็นต้นมา โดยใช้ฐานข้อมูลที่เป็นแหล่งสะสมรายงานวิจัยและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องทางด้าณวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี อันได้แก่ฐานข้อมูลจากวารสารและเอกสารการประชุมทางวิชาการต่างๆ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.2 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

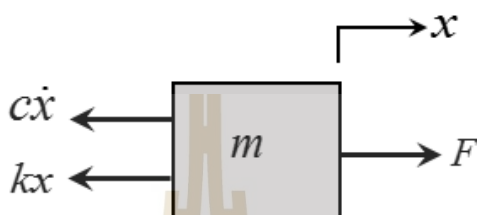
2.2.1 การสร้างแบบจำลองด้วยกฎทางฟิสิกส์

หากทราบองค์ประกอบภายในของระบบอย่างชัดเจน เราสามารถใช้กฎทางฟิสิกส์ในการหาแบบจำลองของระบบได้ ดังตัวอย่างในการหาฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ดังรูปที่ 2.1 ระบบประกอบไปด้วย วัตถุมวล m ตัวหน่วง b และสปริง k เมื่อออกแรงกระทำ F จะเกิดการเคลื่อนที่ในระยะ x



รูปที่ 2.1 ตัวอย่างระบบอันดับสองเบื้องต้นทางกล

ระบบดังกล่าวสามารถเขียนแผนภาพวัตถุอิสระ (Free Body Diagram) ได้ดังรูปที่ 2.2 แรงประกอบไปด้วยแรง f ที่ดึงวัตถุมวล m ไปทางด้านขวา และแรงที่ดึงวัตถุไปทางด้านซ้ายซึ่งประกอบไปด้วยแรงของสปริง k ซึ่งเป็นสัดส่วนกับการเคลื่อนที่ของวัตถุ m ในระยะ x และแรงหนืดของตัวหน่วง b ซึ่งเป็นสัดส่วนกับความเร็ว v ของการเคลื่อนที่ของวัตถุมวล m ในระยะ x โดยที่แรงทั้งคู่มีทิศทางการเคลื่อนที่ตรงข้ามกับการเคลื่อนที่ของวัตถุ แรงรวมสามารถแสดงดังสมการที่ (2.1)



รูปที่ 2.2 แผนภาพวัตถุอิสระ

$$\Sigma f_x = f(t) - cv - kx = ma \quad (2.1)$$

เมื่อ $v = \dot{x}$ และ $a = \ddot{x}$ ดังนั้นเราสามารถเขียนแรงรวมได้ดังสมการ (2.2)

$$\Sigma f_x = f(t) - c\dot{x} - kx = m\ddot{x} \quad (2.2)$$

จัดรูปสมการได้ดังสมการที่ (2.3)

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = f(t) \quad (2.3)$$

การหาฟังก์ชันถ่ายโอน ทำได้โดยทำการแปลงลาปลาซ สมการที่ (2.3) จะได้สมการที่ (2.4)

$$\mathcal{L}\{m\ddot{x}\} + \mathcal{L}\{c\dot{x}\} + \mathcal{L}\{kx\} = \mathcal{L}\{f(t)\} \quad (2.4)$$

กำหนดให้เงื่อนไขเริ่มต้น (Initial Condition) ของระยะ x และความเร็ว $\dot{x}$ มีค่าเท่ากับ 0 จะได้สมการที่ (2.5)

$$(ms^2X(s) - x(0) - \dot{x}(0)) + (csX(s) - x(0)) + kX(s) = F(s) \quad (2.5)$$

แทนค่าเงื่อนไขเริ่มต้น จะได้สมการที่ (2.6)

$$(ms^2X(s) - 0 - 0) + (csX(s) - 0) + kX(s) = F(s) \quad (2.6)$$

จัดรูปสมการที่ (2.6) จะได้สมการที่ (2.7)

$$ms^2X(s) + csX(s) + kX(s) = F(s) \quad (2.7)$$

ดึงตัวแปรร่วม $X(s)$ จะได้สมการที่ (2.8)

$$(ms^2 + cs + k)X(s) = F(s) \quad (2.8)$$

จากนิยามของฟังก์ชันถ่ายโอน คือเอาต์พุตต่ออินพุตจะได้ฟังก์ชันถ่ายโอนดังสมการที่(2.9)

$$G(s) = \frac{X(s)}{F(s)} = \frac{1}{(ms^2 + cs + k)} \quad (2.9)$$

เรายังสามารถเขียนสมการที่ (2.9) ให้อยู่ในรูปมาตรฐานของระบบอันดับสอง ซึ่งมีตัวประกอบดังนี้

อัตราขยายดีซี (DC Gain: k_{dc}) คืออัตราส่วนขนาดของเอาต์พุตต่อขนาดของสัญญาณอินพุต สามารถพิจารณาได้จากการตอบสนองของสัญญาณอินพุตแบบขั้นบันไดในช่วงเวลาคงตัว (Steady State) จากทฤษฎีค่าสุดท้าย (Final Value Theorem) ในสมการที่ (2.10) เมื่อเวลาเข้าสู่อนันต์ จะทำให้ $S = 0$ ทำให้สามารถหาอัตราขยายดีซีได้ดังสมการที่ (2.11)

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = x_{ss} = \lim_{s \rightarrow 0} sG(s) \quad (2.10)$$

$$k_{dc} = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{1}{s} G(s) = \frac{1}{k} \quad (2.11)$$

ความถี่ธรรมชาติของระบบ (Natural Frequency: ω_n) คือความถี่เฉพาะของระบบ ที่ทำให้ระบบเกิดการกวัดแกว่ง และเป็นตัวชี้วัดความเร็วในการตอบสนองต่อสัญญาณอินพุต เมื่อความถี่ธรรมชาติสูงระบบจะตอบสนองเร็ว

$$\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}} \quad (2.12)$$

อัตราส่วนความหน่วง (Damping Ratio: ζ) คืออัตราส่วนของตัวหน่วงจริงของระบบเทียบกับอัตราหน่วงวิกฤติ

$$\zeta = \frac{c}{c_c} = \frac{c}{2m\omega_n} = \frac{c}{2\sqrt{km}} \quad (2.13)$$

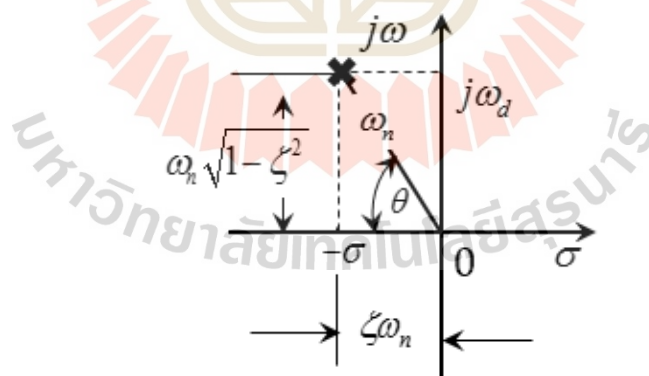
เมื่อแทนค่า ζ และ ω_n ในสมการที่ (2.9) จะได้ดังสมการที่ (2.14)

$$G(s) = \frac{k_{ac}\omega_n^2}{(s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2)} \quad (2.14)$$

ความสัมพันธ์ตำแหน่งโพลของฟังก์ชันถ่ายโอนในสมการที่ (2.14) สามารถแสดง ในระนาบเชิงซ้อนของ s โดเมนได้ดังรูปที่ 2.3

โดยที่ความถี่ธรรมชาติของระบบที่มีตัวหน่วง (Damp Natural Frequency: ω_d) เป็นความถี่ที่การตอบสนองของระบบเกิดการกวัดแกว่งแสดงออกมาสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.15)

$$\omega_d = \omega_n \sqrt{1 - \zeta^2} \quad (2.15)$$

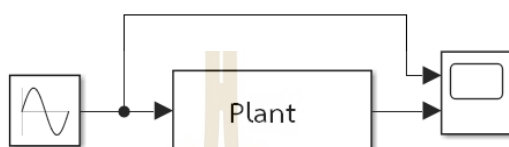


รูปที่ 2.3 แสดงความสัมพันธ์ตำแหน่งโพลของฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบอันดับสอง

2.2.2 การสร้างแบบจำลองด้วยข้อมูลการตอบสนองทางความถี่

แม้การใช้กฎทางฟิสิกส์สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จะให้ความถูกต้องสูง แต่จำเป็นต้องทราบถึงองค์ประกอบและความสัมพันธ์ของระบบภายในทั้งหมด อย่างไรก็ตามในทาง

ปฏิบัติ ระบบจริงมักจะมีค่าความซับซ้อนสูง การใช้กฎทางฟิสิกส์พื้นฐานในการสร้างแบบจำลองมักทำได้ยาก ดังนั้นการประมาณแบบจำลองในรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน ด้วยข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ จึงเป็นที่นิยม โดยข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ (Frequency Response Function: FRF) เป็นข้อมูลที่ได้จากการกระตุ้นระบบด้วยการป้อนสัญญาณไซน์ในแต่ละความถี่เข้าที่ส่วนอินพุตของระบบที่ต้องการวิเคราะห์และวัดสัญญาณเอาต์พุต ดังรูปที่ 2.4 แล้วนำสัญญาณทั้งสองมาคำนวณและพล็อตลงในกราฟเขมิล็อก 2 ส่วน คือขนาด (Magnitude) และ มุมเฟส (Phase)



รูปที่ 2.4 การกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์

จากรูปที่ 2.5 เป็นผลการกระตุ้นระบบเพื่อทำการหาฟังก์ชันถ่ายโอนด้วยสัญญาณไซน์ขนาด 2 โวลต์ (ยอดถึงยอด) ความถี่ 1 เรเดียนต่อวินาที จะเห็นว่าขนาดของสัญญาณเอาต์พุตที่เวลาคงตัวมีขนาดเล็กและเฟสของสัญญาณเอาต์พุตล่าช้าหลังสัญญาณอินพุต การคำนวณการตอบสนองทางขนาดสามารถคำนวณได้โดยใช้สมการที่ (2.16)

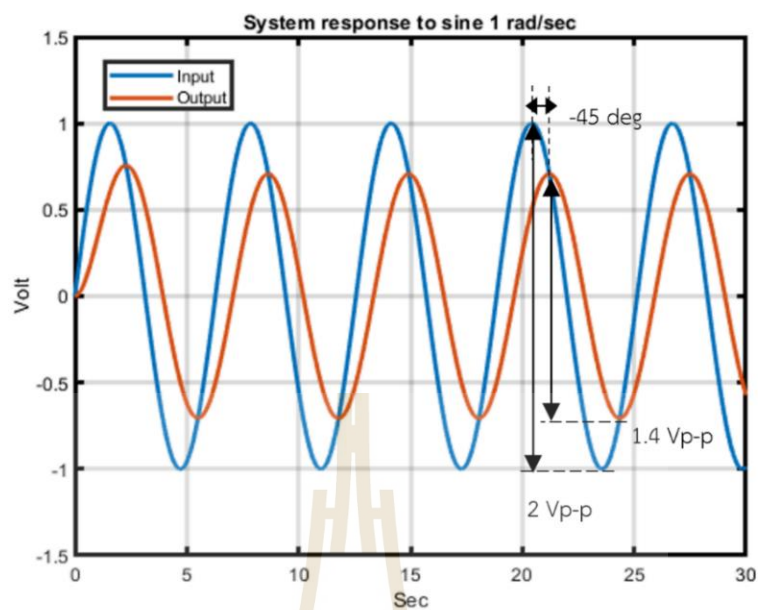
$$\text{Magnitude} = 20 \log \left(\frac{\text{output}}{\text{input}} \right) \quad (2.16)$$

จากรูปที่ 2.5 ขนาดของสัญญาณเอาต์พุตคือ 1.4 โวลต์ (ยอดถึงยอด) เมื่อนำมาแทนค่าตามสมการที่ (2.16) จะได้

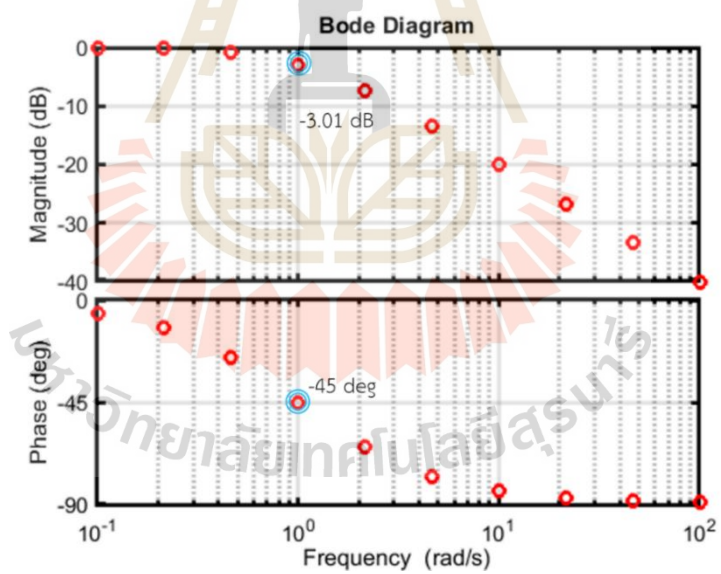
$$\text{Magnitude} = 20 \log \left(\frac{1.4}{2} \right) = -3.01 \text{ dB}$$

ในส่วนข้อมูลการตอบสนองทางมุมเฟส สามารถหาได้จากความแตกต่างระหว่างมุมของสัญญาณอินพุตและเอาต์พุตที่เวลาคงตัวจากรูปที่ 2.5 มุมเฟสล่าช้าอยู่ 45 องศา เมื่อทำการเก็บข้อมูลการตอบสนองทางขนาด และมุมจนครบทุกช่วงความถี่ที่สนใจและนำข้อมูลดังกล่าวมาพล็อตลงกราฟเขมิล็อก จะได้ข้อมูลการตอบสนองทางขนาด และมุมเฟส ดังรูปที่ 2.6 พล็อตดังกล่าวเรียกว่าโบเดพล็อต (Bode plot) ตามชื่อ Hendrik Wade Bode (1930) ซึ่งเป็นผู้คิดค้นวิธีการนี้

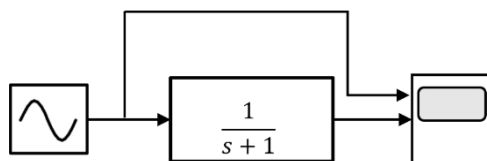
จากรูปที่ 2.6 การตอบสนองของขนาดที่ความถี่ต่ำมีอัตราขยาย 0 เดซิเบล และที่ความถี่สูงขนาดลดลงโดยมีความชัน -20 เดซิเบลต่อเดคาเด การเปลี่ยนแปลงมุมเฟสจากความถี่ต่ำไปสู่ความถี่สูง มีการเปลี่ยนจาก 0 องศาถึง -90 องศา และตำแหน่งกึ่งกลางที่ -45 องศาสามารถสังเกตความถี่ได้เท่ากับ 1 เรเดียนต่อวินาที ระบบดังกล่าวสามารถประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนได้เป็นระบบอันดับหนึ่งดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.5 แสดงการตอบสนองของระบบอันดับหนึ่งต่อสัญญาณไซน์



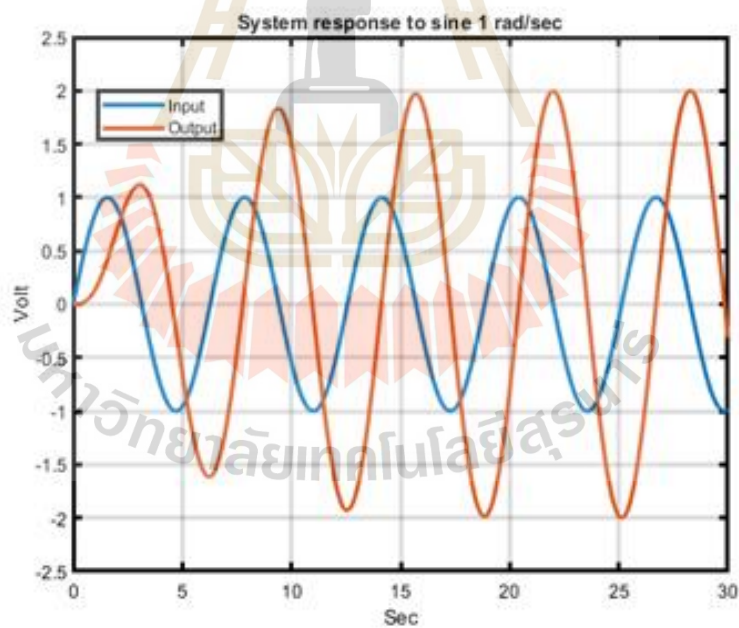
รูปที่ 2.6 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับหนึ่ง



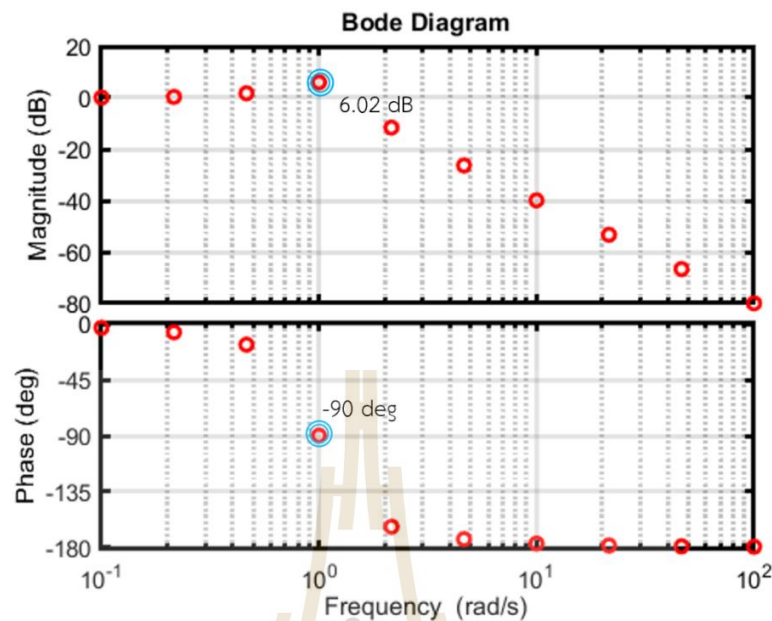
รูปที่ 2.7 แสดงการประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบอันดับหนึ่ง

ในขณะที่หากกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์แล้วผลการตอบสนองทางความถี่ที่เวลาคงตัว แสดงดังรูปที่ 2.8 จะสามารถพล็อตโบเดได้ดังรูปที่ 2.9

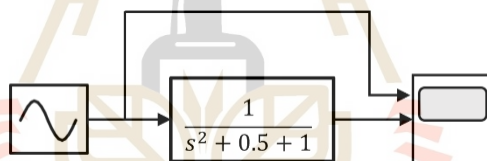
จะเห็นได้ว่าการตอบสนองทางขนาดที่ความถี่ต่ำมีอัตราขยายเท่ากับ 0 เดซิเบล และที่ความถี่สูงขนาดลดลงโดยมีความชัน -40 เดซิเบลต่อเดเคด โดยมุมเฟสเปลี่ยนแปลงจาก 0 ถึง -180 องศา ที่ตำแหน่งกึ่งกลางมุมเฟส -90 องศา สามารถสังเกตความถี่ได้เท่ากับ 1 เรเดียนต่อวินาที และมีการตอบสนองทางขนาดเพิ่มขึ้นเล็กน้อยสามารถประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนด้วยระบบอันดับสองแบบมีอัตราส่วนความหน่วงในช่วง $0 < \zeta < 1$ ดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.8 แสดงการตอบสนองของระบบอันดับสองต่อสัญญาณไซน์



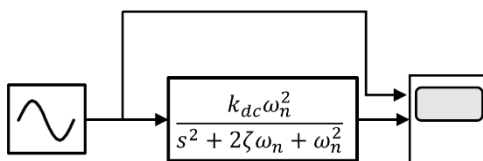
รูปที่ 2.9 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสอง



รูปที่ 2.10 แสดงการประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบอันดับสอง

ในระบบอันดับสองนั้นเป็นระบบที่มีตัวแปรหลัก 3 ส่วน คืออัตราขยายดีซี (DC Gain: k_{dc}) ความถี่ธรรมชาติ (Natural Frequency: ω_n) และอัตราส่วนความหน่วง (Damping Ratio: ζ) แสดงดังรูปที่ 2.11

สำหรับระบบที่มีความซับซ้อนสูงจะนิยมใช้รูปแบบของระบบอันดับสองเป็นพื้นฐานในการประมาณการแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และกำหนดเงื่อนไขการตอบสนองในมุมมองต่างๆ ทั้งในโดเมนเวลา และโดเมนความถี่ จากสมการคุณสมบัติของระบบอันดับสองที่แสดงในรูปที่ 2.11 คือ $s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2$ จะทำให้ตำแหน่งของโพลเปลี่ยนแปลงไปดังสมการที่ (2.17) โดยลักษณะของอัตราส่วนความหน่วง (Damping Ratio: ζ) จะเป็นตัวแบ่งระบบย่อยออกเป็นรายละเอียดดังนี้

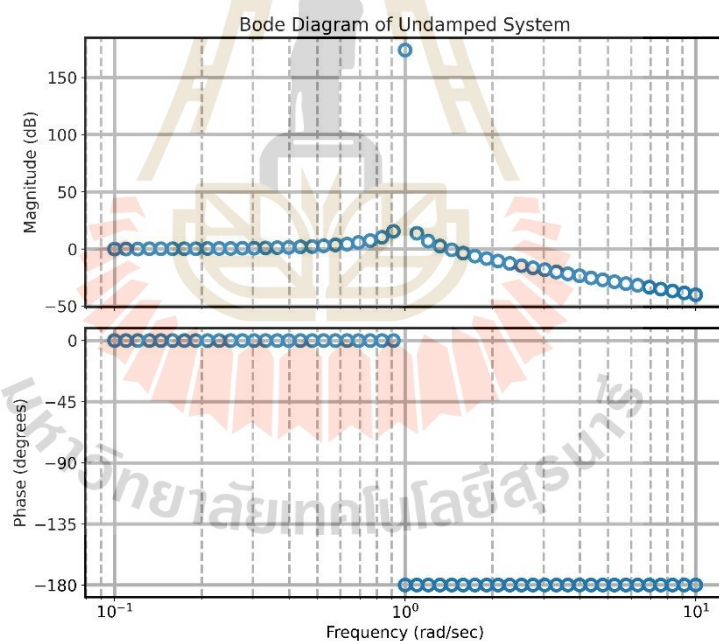


รูปที่ 2.11 แสดงโครงสร้างของระบบอันดับสอง

$$s = -\omega_n (\zeta \pm i\sqrt{1 - \zeta^2}) \quad (2.17)$$

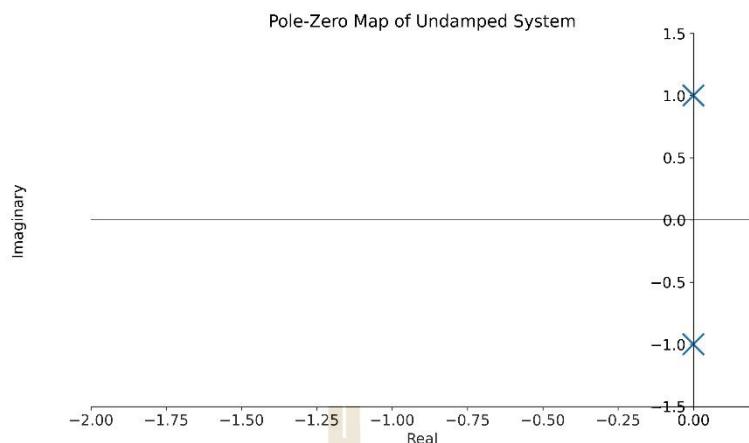
1. ระบบ Undamped ($\zeta=0$)

ระบบอันดับสองลักษณะนี้ จะมีอัตราส่วนความหน่วงเท่ากับ 0 เปรียบเสมือนระบบที่ไม่มีการสูญเสียพลังงานไม่ว่าจะอยู่ในรูปแบบใดๆ เมื่อมีการกระตุ้นระบบจะเกิดการกวัดแกว่งคงที่ตลอดเวลา ระบบดังกล่าวนี้สามารถเกิดขึ้นได้ในอวกาศ ในทางปฏิบัติระบบที่ใกล้เคียงกับระบบดังกล่าวที่สามารถเกิดขึ้นบนโลกได้ คือระบบที่ไร้แรงต้านและแรงเสียดทานใดๆ



รูปที่ 2.12 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Undamped

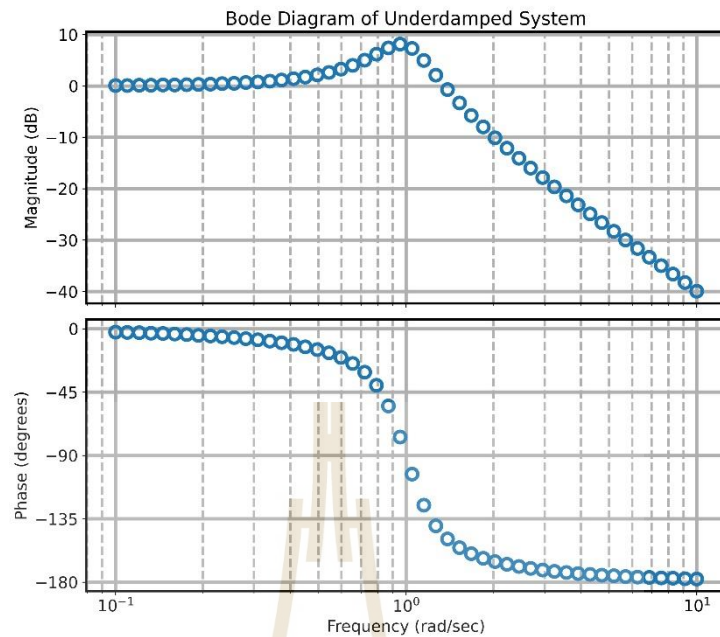
การตอบสนองทางความถี่ของระบบสามารถแสดงดังรูปที่ 2.12 จะเห็นได้ว่าเมื่อกระตุ้นระบบที่ความถี่ธรรมชาติจะเกิดการขยายตัวทางขนาดสูงมากจนเข้าสู่อนันต์ และจุดตัดมุมเฟสที่ -90 องศา จะมีความชันสูงสุด พล็อตโบเดในรูปที่ 2.13 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอยู่บนแกนจินตภาพ



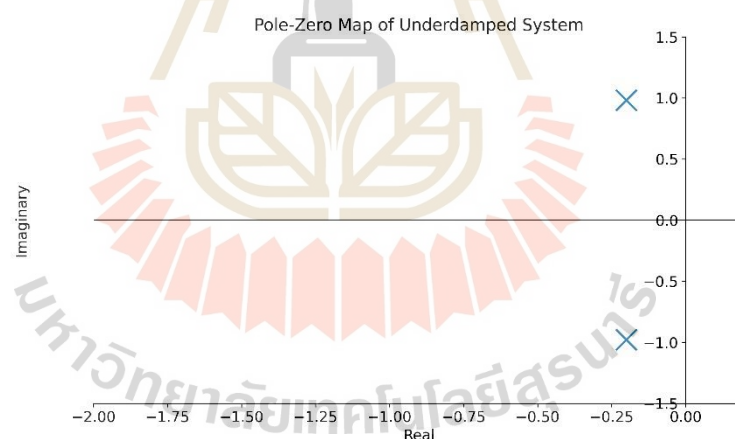
รูปที่ 2.13 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Undamped

2. ระบบ Underdamped ($0 < \zeta < 1$)

ระบบอันดับสองลักษณะนี้ จะมีอัตราส่วนความหน่วงอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ส่งผลให้โพลของระบบมีลักษณะเชิงซ้อนอยู่บนระนาบของ S โดเมน ระบบนี้จะมีการตอบสนองกับสัญญาณอินพุตแบบขั้นบันไดเร็วที่สุดเมื่อเทียบกับระบบอันดับสองที่มีอัตราส่วนความหน่วงแบบอื่นๆ โดยสามารถแบ่งการตอบสนองเป็นสองช่วงคือ ในช่วงแรกคือช่วงการตอบสนองชั่วขณะ (Transient Response) ระบบจะเกิดการพุ่งเกิน (Overshoot) และกวัดแกว่ง (Oscillation) เสมอ หลังจากนั้นจะเข้าสู่ช่วงที่สองซึ่งเป็นช่วงการตอบสนองแบบคงตัว (Steady State) ซึ่งการตอบสนองจะค่อยๆ ลดลงในลักษณะเอ็กโพเนนเชียล รูปที่ 2.14 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Underdamped จะสังเกตเห็นว่าการตอบสนองทางขนาดในช่วงความถี่ต่ำจะมีขนาด 0 เดซิเบล ขณะที่ช่วงความถี่สูงขนาดจะลดลง -40 เดซิเบลต่อเดคาเด และมีขนาดที่ขยายตัวขึ้นบริเวณความถี่ธรรมชาติของระบบ ในส่วนของการตอบสนองทางมุมเฟสนั้นความชันที่จุดตัด -90 องศา จะมีความชันมากกว่าระบบที่ไม่มีความหน่วง ตำแหน่งโพลของระบบดังกล่าวนี้แสดงดังรูปที่ 2.15 จะเห็นได้ว่าโพลทั้งสองตัวจะอยู่บนระนาบเชิงซ้อน



รูปที่ 2.14 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Underdamped

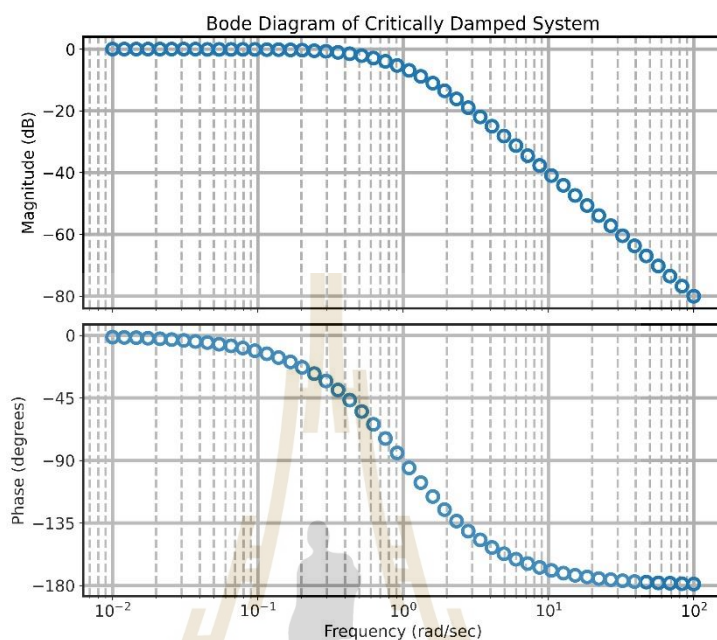


รูปที่ 2.15 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Underdamped

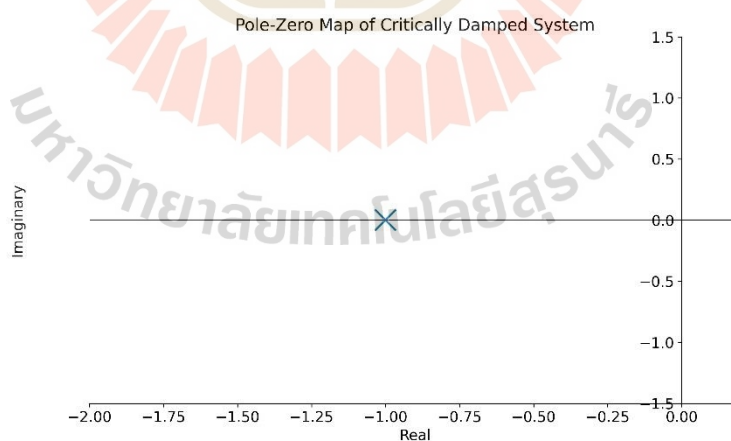
3. ระบบ Critically damped ($\zeta = 1$)

ระบบอันดับสองลักษณะนี้ จะมีอัตราส่วนความหน่วงเท่ากับ 1 ส่งผลให้ตำแหน่งโพลของระบบอยู่บนแกนจริงทั้งสองตัวที่ตำแหน่งเดียวกัน ระบบนี้จะมีการตอบสนองกับสัญญาณอินพุตแบบขั้นบันไดที่ไม่มีการฟุ้งเกิน ในส่วนการตอบสนองทางความถี่แสดงดังรูปที่ 2.16 จะเห็นได้ว่าการตอบสนองทางขนาดที่จุดแบ่งระหว่างการตอบสนองที่ความถี่ต่ำ และความถี่สูง ไม่แสดงพฤติกรรมของการขยายตัว และการตอบสนองทางมุมเฟสที่ตำแหน่ง -90 องศาจะมีความชันน้อยกว่าระบบ

อันดับสองแบบ Overdamped และตำแหน่งโพลของระบบแสดงดังรูปที่ 2.17 ระบบนี้เนื่องจากตำแหน่งโพลทั้งสองตัวอยู่บนแกนจริง การตอบสนองจึงอยู่ในลักษณะเอ็กโพเนนเชียลเท่านั้น



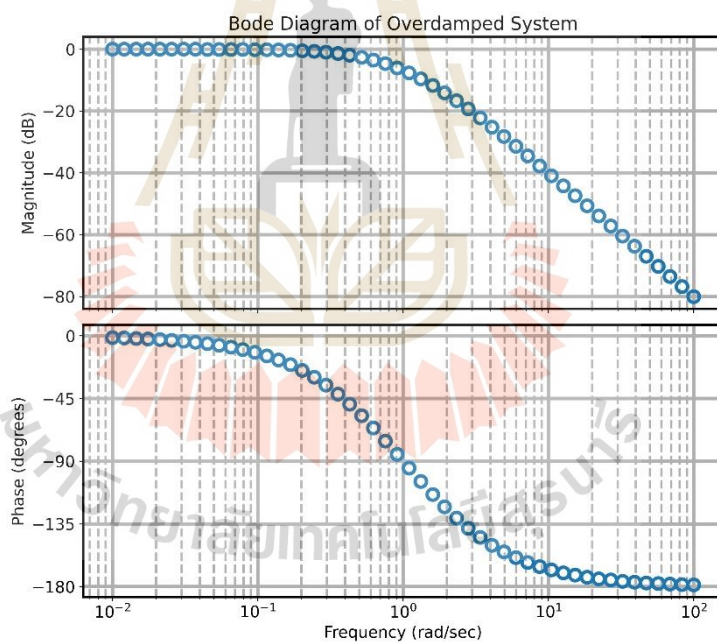
รูปที่ 2.16 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Critically damped



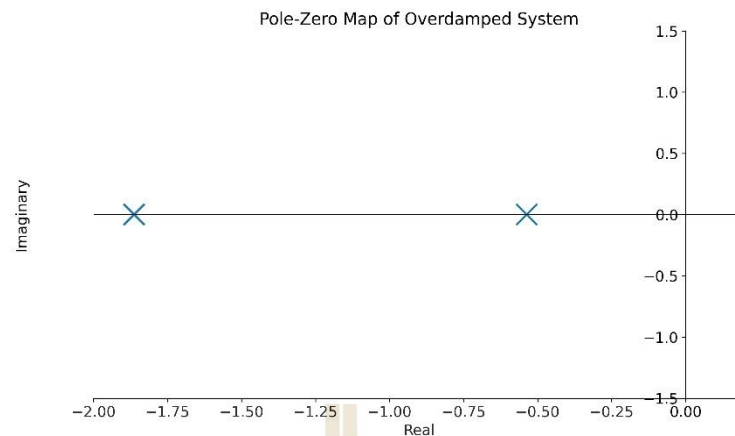
รูปที่ 2.17 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Critically damped

4. ระบบ Overdamped ($\zeta > 1$)

ระบบอันดับสองลักษณะนี้ จะมีอัตราส่วนความหน่วงมากกว่า 1 ส่งผลให้ตำแหน่งโพลของระบบอยู่บนแกนจริงทั้งสองตัวแต่คนละตำแหน่งกัน ระบบนี้จะมีการตอบสนองกับสัญญาณอินพุตแบบขั้นบันไดที่สามารถหารันตีได้ว่าไม่มีการพุ่งเกิน แต่จะมีการตอบสนองที่ช้าที่สุดเมื่อเทียบกับระบบที่มีอัตราส่วนความหน่วงแบบอื่นๆ ในส่วนการตอบสนองทางความถี่แสดงดังรูป 2.18 จะเห็นได้ว่าการตอบสนองทางขนาดที่จุดแบ่งระหว่างการตอบสนองที่ความถี่ต่ำ และความถี่สูง ไม่แสดงพฤติกรรมของการขยายตัว และการตอบสนองทางมุมเฟสที่ตำแหน่ง -90 องศาจะมีความชันน้อยกว่าระบบอันดับสองแบบ Critically damped โดยที่ตำแหน่งโพลของระบบแสดงดังรูปที่ 2.19 ระบบนี้เนื่องจากตำแหน่งโพลทั้งสองตัวอยู่บนแกนจริง เช่นเดียวกับระบบ Critically damped การตอบสนองจึงอยู่ในลักษณะเอ็กโพเนนเชียลเหมือนกัน

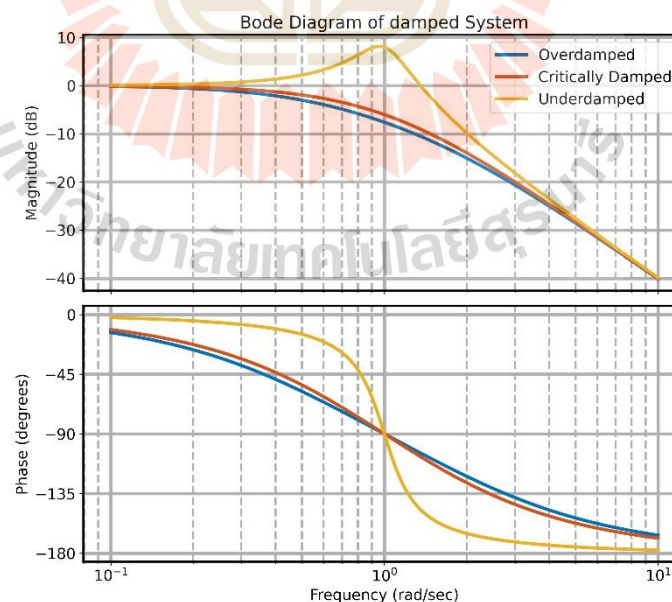


รูปที่ 2.18 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองแบบ Overdamped

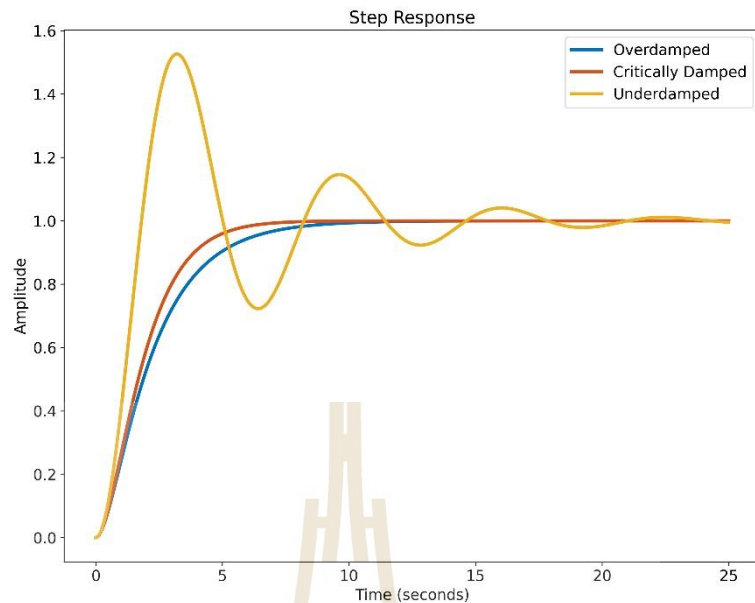


รูปที่ 2.19 แสดงตำแหน่งโพลของระบบอันดับสองแบบ Overdamped

รูปที่ 2.20 แสดงผลการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองที่มีอัตราส่วนความหน่วงทุกรูปแบบ จะเห็นว่าพฤติกรรม การตอบสนองทางความถี่ร่วมกันคือ การตอบสนองทางขนาดที่ความถี่สูงจะมีความชัน -40 เดซิเบลต่อเดเคด การตอบสนองทางมุมเฟสจะอยู่ในช่วงมุม 0 องศา ถึง -180 องศา และตำแหน่งของความถี่ธรรมชาติของระบบจะอยู่ที่มุมเฟส -90 องศา เมื่อพิจารณาเฉพาะระบบอันดับสองแบบ Underdamped จะแสดงการขยายตัวของขนาดที่ตำแหน่งความถี่ธรรมชาติ ในส่วนการตอบสนองทางเวลาของระบบเมื่อป้อนสัญญาณอินพุตแบบขั้นบันได จะแสดงการตอบสนองดังรูปที่ 2.21 จะเห็นได้ว่าระบบมีพฤติกรรมการพุ่งเกิน และการกวัดแกว่งเกิดขึ้น



รูปที่ 2.20 แสดงการตอบสนองทางความถี่ของระบบอันดับสองที่มีอัตราส่วนความหน่วง



รูปที่ 2.21 แสดงการตอบสนองทางเวลาของระบบอันดับสองมีอัตราส่วนความหน่วง

นักวิจัยหลายท่านได้นำเสนอวิธีการประมาณแบบจำลองทางคณิตศาสตร์มากมายดังบทความที่ได้ปริทัศน์วรรณกรรมดังต่อไปนี้

(Levy, 1959) ได้นำเสนอวิธีการหาฟังก์ชันถ่ายโอนด้วยเทคนิคกำลังสองน้อยที่สุด(Least Square) โดยใช้ข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ข้างต้น กำหนดให้ $s = j\omega$

โดยกำหนดให้ $G(s)$ คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบที่ต้องการพิจารณาหาค่าสัมประสิทธิ์ของตัวเศษ $N(s)$ และตัวส่วน $D(s)$ แสดงดังสมการที่ (2.18)

$$G(s) = \frac{N(s)}{D(s)} = \frac{a_0 + a_1(s) + a_2(s)^2 + a_3(s)^3 + \dots + a_n(s)^n}{b_0 + b_1(s) + b_2(s)^2 + b_3(s)^3 + \dots + b_m(s)^m} \quad (2.18)$$

กำหนดให้ $F(s)$ คือ ข้อมูลที่ได้จากการวัดผลตอบสนองทางความถี่ ดังนั้นความแตกต่างระหว่างฟังก์ชันถ่ายโอนกับข้อมูลที่วัดได้จึงสามารถแสดงดังสมการที่ (2.19)

$$\varepsilon(s) = F(s) - \frac{N(s)}{D(s)} \quad (2.19)$$

ทำการคูณสมการที่ (2.19) ทั้งสองข้างด้วย $D(s)$ จะได้สมการที่ (2.20)

$$\varepsilon'(s) = \varepsilon(s)D(s) = F(s)D(s) - N(s) \quad (2.20)$$

พิจารณาให้ $\varepsilon'(s)$ มีค่าเข้าใกล้ 0 เพื่อให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองน้อยที่สุดจะสามารถแสดงดังสมการที่ (2.21)

$$0 = F(s)(b_0 + b_1(s) + b_2(s)^2 + \dots + b_m(s)^m) - (a_0 + a_1(s) + a_2(s)^2 + \dots + a_n(s)^n) \quad (2.21)$$

กำหนดให้ $b_0=1$ จะได้สมการที่ (2.22)

$$0 = F(s)(1 + b_1(s) + b_2(s)^2 + \dots + b_m(s)^m) - (a_0 + a_1(s) + a_2(s)^2 + \dots + a_n(s)^n) \quad (2.22)$$

ทำการคูณสมการที่ (2.22) ตลอดด้วย -1 จะได้สมการที่ (2.23)

$$0 = -F(s)(1 + b_1(s) + b_2(s)^2 + \dots + b_m(s)^m) + (a_0 + a_1(s) + a_2(s)^2 + \dots + a_n(s)^n) \quad (2.23)$$

ทำการคูณ $F(s)$ กระจายเข้าในพจน์ของ b_x จะได้สมการที่ (2.24)

$$0 = -F(s) - F(s)b_1(s) - F(s)b_2(s)^2 - \dots - F(s)b_m(s)^m + (a_0 + a_1(s) + a_2(s)^2 + \dots + a_n(s)^n) \quad (2.24)$$

ย้ายข้าง $F(s)$ จะได้สมการที่ (2.25)

$$F(s) = -F(s)b_1(s) - F(s)b_2(s)^2 - \dots - F(s)b_m(s)^m + a_0 + a_1(s) + a_2(s)^2 + \dots + a_n(s)^n \quad (2.25)$$

จัดรูปสมการใหม่จะได้สมการที่ (2.26)

$$F(s) = a_n(s)^n + \dots + a_2(s)^2 + a_1(s) + a_0 - F(s)b_m(s)^m - F(s)b_2(s)^2 - \dots - F(s)b_1(s) \quad (2.26)$$

จัดรูปสมการ (2.26) ในรูปแบบเมทริกซ์ Least Square จะได้สมการที่ (2.27)

$$Ax = b \quad (2.27)$$

เมทริกซ์ A

$$A = [s_k^n \dots s_k^1 s_k^0 -F(s_k)s_k^m \dots -F(s_k)s_k] \quad (2.28)$$

แทนค่า s_k^0 ด้วย 1 จะได้สมการที่ (2.29)

$$A = [s_k^n \dots s_k^1 1 -F(s_k)s_k^m \dots -F(s_k)s_k] \quad (2.29)$$

เมทริกซ์ x แสดงดังสมการที่ (2.30)

$$x = [a_n \dots a_1 a_0 b_m \dots b_1]^T \quad (2.30)$$

เวกเตอร์ b แสดงดังสมการที่ (2.31)

$$b = [F(s_1) \dots F(s_k)]^T \quad (2.31)$$

ตัวแปร k คือจำนวนจุดข้อมูลที่ทำการวัด

ตัวแปร m คือจำนวนโพล

ตัวแปร n คือจำนวนซีโร่

สำหรับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของการหาแบบจำลองด้วยวิธีดังกล่าวนี้ คือค่าต่ำสุดของความผิดพลาดกำลังสองดังแสดงในสมการที่ (2.32)

$$\min \| \varepsilon \|^2 = \min \left\| F(s) - \frac{N(s)}{D(s)} \right\|^2 = \min \| b - Ax \|^2 \quad (2.32)$$

เนื่องจากโดยปกติจำนวนสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันถ่ายโอนจะน้อยกว่าจำนวนข้อมูลที่ได้จากการวัด และทำให้ไม่สามารถหาคำตอบได้ จึงต้องทำการปรับเมทริกซ์ให้เป็นเมทริกซ์จัตุรัสโดยคูณ A^T ทั้ง 2 ข้างของสมการจะได้สมการที่ (2.33)

$$A^T A x = A^T b \quad (2.33)$$

และหาคำตอบโดยใช้อินเวอร์สมเมทริกซ์แสดงดังสมการที่ (2.34)

$$x = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (2.34)$$

วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ที่ Levy นำเสนอนี้ถือเป็นพื้นฐานในการพัฒนาวิธีการกำลังสองน้อยที่สุดแบบต่างๆ เพื่อให้ได้คำตอบใกล้เคียงกับข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ที่วัดได้จริงมากยิ่งขึ้น

วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบเพิ่มตัวถ่วงน้ำหนัก (Weight Least Square) เป็นวิธีหนึ่งปรับปรุงวิธีการของ Levy โดยฟังก์ชันวัตถุประสงค์จะถูกเพิ่มตัวถ่วงน้ำหนัก (Weight: W) เข้าไปเพื่อปรับน้ำหนักในแต่ละช่วงความถี่ดังสมการที่ (2.35)

$$\min \| Wb - Ax \|^2 \quad (2.35)$$

การถ่วงน้ำหนักทำได้โดยการคูณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักดังแสดงในสมการที่ (2.36)

$$A^T W A x = A^T W b \quad (2.36)$$

และผลเฉลยของสัมประสิทธิ์จะถูกปรับดังสมการที่ (2.37)

$$x = (A^T W A)^{-1} A^T W b \quad (2.37)$$

การสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักมีหลายรูปแบบเช่น (Srisertpol & Rodpai, 2007) ได้วิเคราะห์และออกแบบโปรแกรมสำหรับหาฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของวัสดุยืดหยุ่นหนืดเชิงเส้น ชุดข้อมูลเชิงซ้อนคือผลการตอบสนองของวัสดุพอลิเมอร์ยืดหยุ่นหนืดเชิงเส้น

โดยที่มอดุลัสพลังงานสะสม (Storage Modulus) จะถูกใช้เป็นส่วนข้อมูลในแกนจริงของจำนวนเชิงซ้อน และมอดุลัสการสูญเสีย (Loss Modulus) จะถูกใช้เป็นส่วนข้อมูลในแกนจินตภาพของจำนวนเชิงซ้อน

การสร้างฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักมี 4 รูปแบบดังแสดงในสมการที่ (2.38) ถึง (2.41)

$$w_k = \frac{1}{\omega_k} \quad (2.38)$$

$$w_k = \frac{1}{\omega_k^2} \quad (2.39)$$

$$w_k = \sigma_k^2 \quad (2.40)$$

$$w_k = \frac{1}{\sigma_k^2} \quad (2.41)$$

(Al Mamun, Lee, & Low, 2002) ได้วิเคราะห์และประมาณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของชุดหัวอ่านฮาร์ดดิสก์ไทรฟ์ โดยใช้ covariance Matrix เป็นตัวปรับฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก

(Noda, 2005) ได้วิเคราะห์และประมาณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของชุดผลิตกระแสไฟฟ้า โดยใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักดังสมการที่ (2.42) โดยทำการแบ่งการประมาณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักออกเป็นช่วง ช่วงละ 1000 เฮิร์ตซ์

$$w_k^{(m)} = w_k^{(m-1)} |e_k(x^{(m-1)})| \quad (2.42)$$

(Bañuelos-Cabral, Gutiérrez-Robles, & Gustavsen, 2017) ได้วิเคราะห์และประมาณฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักของชุดผลิตกระแสไฟฟ้าโดยใช้โปรแกรม MATLAB โดยใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักดังสมการที่ (2.43) ถึง (2.48)

$$w_k^{(i)} = w_k^{(i-1)} |e_k^{(i-1)}| \quad (2.43)$$

$$w_k^{(i)} = w_k^{(i-1)} \sqrt{1 + e_k^{(i-1)^2}} - 1 \quad (2.44)$$

$$w_k^{(i)} = w_k^{(i-1)} \frac{1}{|e_k^{(i-1)}|^{p-2}}, p = 1.2 \quad (2.45)$$

$$w_k^{(i)} = w_k^{(i-1)} \frac{e_k^{(i-1)^2}}{1 + e_k^{(i-1)^2}} \quad (2.46)$$

$$w_k^{(i)} = w_k^{(i-1)} \frac{e_k^{(i-1)^2}}{\sqrt{1 + e_k^{(i-1)^2}}} \quad (2.47)$$

$$w_k^{(i)} = w_k^{(i-1)} \frac{|e_k^{(i-1)}|^p}{p}, p = 1.2 \quad (2.48)$$

(Peng & Yanbing, 2017) ได้วิเคราะห์และหาฟังก์ชันถ่ายโอนของชุดขับเคลื่อนกระจกโดยใช้เทคนิค Levenberg-Marquardt Algorithm ซึ่งเป็นวิธีการหาคำตอบของ แบบเกรเดียนต์ (Gradient Based) ที่ผสมผสานระหว่าง วิธีการเคลื่อนลงตามความชันลึกที่สุด (Steepest Gradient Descent) และ วิธีของเกาส์-นิวตัน (Gauss-Newton) วิธีดังกล่าวนี้จะมีพารามิเตอร์ที่เรียกว่า แดมปีง (Damping) ที่มีการปรับตัวอัตโนมัติ เพื่อรักษาสมดุลระหว่างการทำงานทั้งสองวิธี

เมื่อค่าแดมปีงสูง เทคนิคนี้จะทำงานเหมือนวิธีการเคลื่อนลงตามความชันลึกที่สุด และเมื่อค่าแดมปีงต่ำ จะทำงานเหมือนวิธีของเกาส์-นิวตัน โดยแบบจำลองถูกสร้างขึ้นด้วยรูปมาตรฐานของระบบอันดับสองดังสมการที่ (2.2) และทำการเพิ่มตัวเศษในฟังก์ชันถ่ายโอน หรือซีโร เพื่อปรับปรุงความถูกต้องของแบบจำลองให้มากขึ้น ดังสมการที่ (2.50)

$$G(s) = \frac{k}{as^2 + bs + 1} \quad (2.49)$$

$$G(s) = \frac{k + cs}{as^2 + bs + 1} \quad (2.50)$$

(Martí, 1982) ได้แสดงการใช้ข้อมูลขนาดของผลการตอบสนองทางความถี่ เพื่อทำการประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนโดยใช้เส้นกำกับ (Asymptote Line) ของโบเดพล็อต เป็นแนวหมึกในการสร้างแบบจำลอง โดยทฤษฎีนี้จะพิจารณารูปแบบของ โพล และ ซีโร ที่เป็นส่วนจำนวนจริงเท่านั้น ความถูกต้องของการประมาณแบบจำลองด้วยวิธีนี้ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของ โพล และ ซีโร หากตำแหน่งของ โพล และ ซีโร อยู่ใกล้กันมาก จนเกิดพฤติกรรมของ เรโซแนนซ์ จะเกิดการสร้าง โพล และ ซีโร ที่เป็นจำนวนจริงจำนวนมาก รอบๆบริเวณดังกล่าว

(Yamaguchi, Hirata, และ Chee Khiang, 2011) ได้แสดงการประมาณฟังก์ชันถ่ายโอน โดยใช้ข้อมูลผลการตอบสนองทางความถี่ ด้วยคำสั่ง fitsys ในโปรแกรม MATLAB ข้อมูลถูกแบ่ง

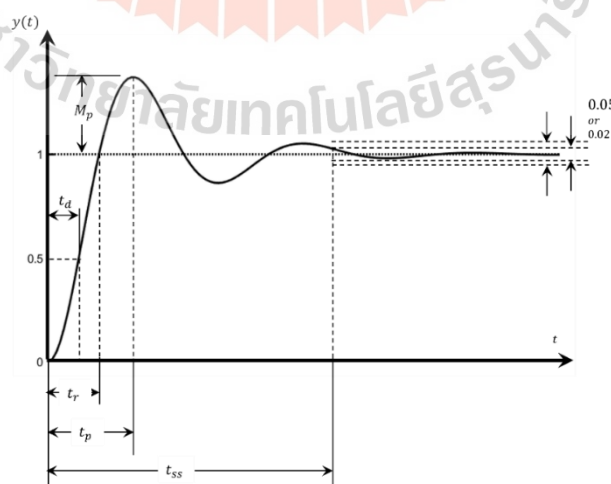
ออกเป็นสองช่วง คือช่วงความถี่ต่ำจะถูกพิจารณาว่าเป็นส่วนแข็งเกร็ง (Rigid Body) ที่เกิดจากอัตราขยายและอินทิเกรเตอร์ $\frac{K}{s^2}$ ส่วนในช่วงความถี่สูง จะการตอบสนองพิจารณาได้ว่ามีลักษณะพฤติกรรมของเรโซแนนซ์ โดยแสดงการประมาณค่า 2 รูปแบบ แบบแรกจะเป็นแบบ Π ของคูโพล และซีโรเชิงซ้อนที่เชื่อมต่อบนขั้วกับส่วนแข็งเกร็ง และรูปแบบที่สอง จะเป็นแบบ Σ ของรูปมาตรฐานของระบบอันดับสองที่ต่อขนานกับส่วนแข็งเกร็ง ในส่วนของตัวถ่วงน้ำหนักของช่วงความถี่สูงที่ใช้ในการประมาณค่า จะใช้ ตัวถ่วงน้ำหนัก ลักษณะการลดลงแบบ 40 เดซิเบลต่อเดเคด โดยทำการเพิ่มน้ำหนักในตำแหน่งที่เกิดเรโซแนนซ์ขนาดเล็ก เพื่อให้เกิดความถูกต้องในการประมาณค่าที่สูงขึ้น

(Kos & Vrančić, 2021) แสดงวิธีการประมาณค่าในแบบจำลอง โดยใช้การประมาณระบบที่มีอันดับสูงด้วยระบบอันดับสองที่ประกอบไปด้วย 5 พารามิเตอร์ คืออัตราขยายดีซี 1 พารามิเตอร์ ซีโร 1 พารามิเตอร์ โพล 2 พารามิเตอร์ และ เวลาหน่วง 1 พารามิเตอร์ ผลการเปรียบเทียบวิธีการประมาณแบบจำลองวิธีอื่นกับวิธีนี้ มีความถูกต้องเป็นที่ยอมรับได้

2.3 การระบุข้อกำหนดของระบบควบคุม

2.3.1 การระบุข้อกำหนดของระบบควบคุมในโดเมนเวลา

สำหรับข้อกำหนดของระบบอันดับสองในโดเมนเวลานั้น จะใช้การตอบสนองของระบบต่อสัญญาณอินพุตแบบขั้นบันได เป็นตัวกำหนดซึ่งสามารถแสดงดังรูปที่ 2.22 ข้อกำหนดแสดงดังนี้



รูปที่ 2.22 การระบุข้อกำหนดการตอบสนองในโดเมนเวลา

เวลาหน่วง (Delay Time: t_d) คือช่วงเวลาที่สัญญาณเอาต์พุตเป็นครั้งแรกของสัญญาณเอาต์พุตสุดท้าย สามารถประมาณค่าได้ดังสมการที่ (2.51)

$$t_d \approx \frac{1 + 0.7\zeta}{\omega_n} \quad (2.51)$$

เวลาไต่ขึ้น (Rise Time: t_r) คือช่วงเวลาที่สัญญาณเอาต์พุตไต่ขึ้นจากขอบล่างถึงขอบบน สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.52)

$$t_r = \frac{\pi + \theta}{\omega_d} \quad (2.52)$$

เวลาที่เกิดขนาดสูงสุด (Peak Time: t_p) คือเวลาที่สัญญาณเอาต์พุตมีขนาดสูงที่สุดเป็นส่วนกลับของ ω_d สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.53)

$$t_p = \frac{\pi}{\omega_d} \quad (2.53)$$

ขนาดพุ่งเกิน (Over Shoot: M_p) คือขนาดสูงสุดที่เกิดค่าเอาต์พุตในขอบเขตสถานะคงตัว โดยขึ้นอยู่กับ ζ เพียงตัวแปรเดียว สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.54)

$$M_p = e^{-\left(\frac{\zeta\pi}{\sqrt{1-\zeta^2}}\right)} \quad (2.54)$$

เวลาคงตัว (Settling Time: t_s) คือเวลาที่เอาต์พุตตอบสนองอยู่ในขอบเขตความผิดพลาดที่กำหนด โดยจะมีอยู่ 2 รูปแบบที่นิยมใช้ สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.55) และ (2.56)

$$2\%, T_s = \frac{-\ln(0.02)}{\zeta\omega_n} \approx \frac{4}{\zeta\omega_n} \quad (2.55)$$

$$5\%, T_s = \frac{-\ln(0.05)}{\zeta\omega_n} \approx \frac{3}{\zeta\omega_n} \quad (2.56)$$

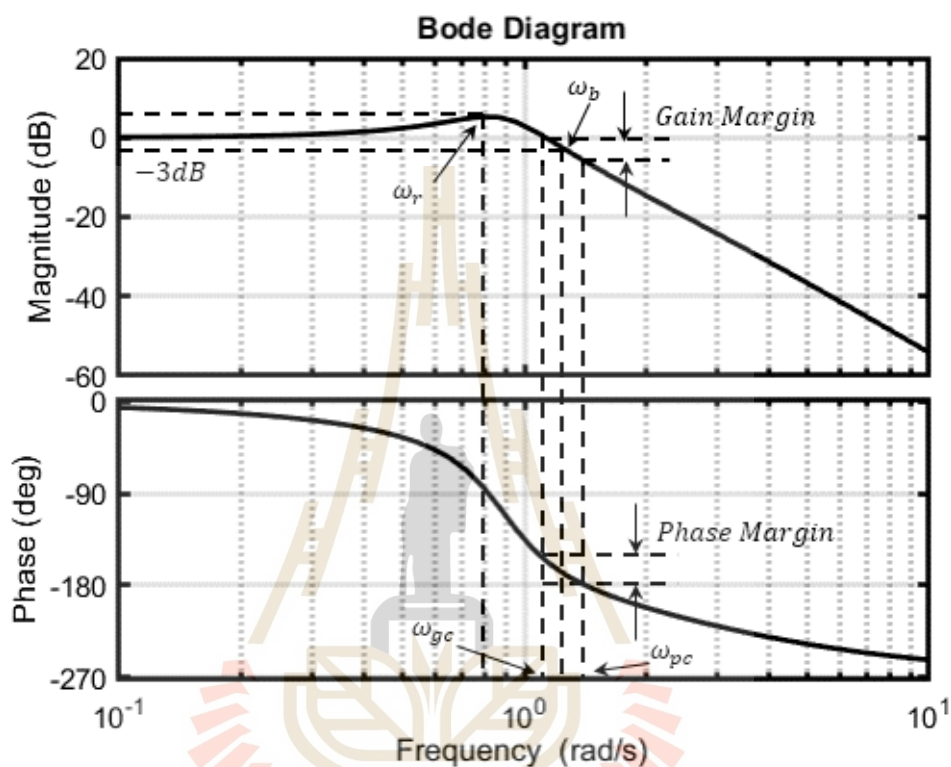
ค่าคงที่เวลา (Time Constant: τ) คือเวลาที่ระบบตอบสนองเป็น 63% ของค่าเอาต์พุตคงที่สุดท้าย โดยระบบอันดับหนึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.57) และระบบอันดับสอง สามารถคำนวณได้ ดังสมการที่ (2.58)

$$1^{st} \text{ Order}, \tau = \frac{1}{a} \quad (2.57)$$

$$2^{nd} \text{ Order}, \tau = \frac{1}{\zeta\omega_n} \quad (2.58)$$

2.3.2 ข้อกำหนดของระบบควบคุมในโดเมนความถี่

สำหรับข้อกำหนดของระบบอันดับสองในโดเมนความถี่นั้น จะใช้การตอบสนองทางความถี่ของระบบต่อสัญญาณอินพุตไซน์ เป็นตัวกำหนดซึ่งสามารถแสดงดังโบเดพล็อตในรูปที่ (2.24) ข้อกำหนดสามารถแสดงดังนี้



รูปที่ 2.23 การระบุข้อกำหนดการตอบสนองในโดเมนความถี่

ขนาดของเรโซแนนซ์ (Resonance Peak Magnitude: M_r) คือขนาดสูงสุดเมื่อความถี่ของสัญญาณอินพุตเท่ากับความถี่ธรรมชาติของระบบ หากอัตราส่วนความหน่วงของระบบอยู่ระหว่าง 0 ถึง 0.707 สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.59) แต่เมื่ออัตราส่วนความหน่วงมากกว่า 0.707 หรือ $\frac{1}{\sqrt{2}}$ ระบบจะไม่แสดงขนาดดังกล่าว เป็นดังสมการที่ (2.60)

$$0 < \zeta \leq 0.707, M_r = \frac{1}{2\zeta\sqrt{1-\zeta^2}} \quad (2.59)$$

$$\zeta > 0.707, M_r = 1, \text{No Resonance peak} \quad (2.60)$$

ความถี่เรโซแนนซ์ (Resonance Frequency: ω_r) คือความถี่อินพุตที่ทำให้เกิดเรโซแนนซ์ หากอัตราส่วนความหน่วงของระบบอยู่ระหว่าง 0 ถึง 0.707 สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.61)

$$0 < \zeta \leq 0.707, \omega_r = \omega_n \sqrt{1 - 2\zeta^2} \quad (2.61)$$

ความถี่แบนด์วิดท์ (Bandwidth Frequency: ω_b) คือช่วงการตอบสนองความถี่ของระบบ หากช่วงความถี่กว้างระบบจะตอบสนองต่อสัญญาณอินพุตได้ดี ค่าความกว้างของความถี่แบนด์วิดท์สามารถใช้ระบุเวลาไต่ขึ้น t_r ทางอ้อมได้ ความกว้างของแบนด์วิดท์จะอยู่ที่ความถี่ เมื่อการตอบสนองทางขนาดลดลง -3 เดซิเบล (70.7%) หากต้องการให้ระบบมีเวลาไต่ขึ้นน้อยสามารถทำได้โดยปรับระบบให้แบนด์วิดท์สูงขึ้น ความถี่แบนด์วิดท์สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.62)

$$\omega_b = \omega_n \sqrt{1 - 2\zeta^2 + \sqrt{(2 - 4\zeta^2 + 4\zeta^4)}} \quad (2.62)$$

ความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ (Gain Cross over Frequency: ω_{gc}) คือความถี่ที่การตอบสนองทางขนาดตัดผ่านขนาด 0 เดซิเบล

ความถี่ที่มุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา (Phase Cross over Frequency: ω_{pc}) คือความถี่ที่การตอบสนองทางมุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา

Gain Margin (G_m) คือ อัตราขยายที่เหลือก่อนที่เฟสจะตัดผ่านมุม -180 องศา ซึ่งเป็นจุดที่สัญญาณเอาต์พุตกลับเฟสกับสัญญาณอินพุต สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.63)

$$G_m = 20 \log \left(\frac{1}{M_{pc}} \right) = 20 \log 1 - 20 \log M_{pc} = -20 \log M_{pc} \quad (2.63)$$

เมื่อ M_{pc} คือขนาดของสัญญาณเอาต์พุตต่อสัญญาณอินพุตที่ตำแหน่งความถี่ที่มุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา

Phase Margin (P_m) คือมุมเฟสที่เหลือก่อนที่การตอบสนองทางขนาดจะตัดผ่านตำแหน่ง 0 เดซิเบล ซึ่งเป็นจุดที่สัญญาณเอาต์พุตขนาดเล็กกว่าอินพุต สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.64)

$$P_m = \phi_{gc} - (-180) = 180^\circ + \phi_{gc} \quad (2.64)$$

เมื่อ ϕ_{gc} คือมุมเฟสสัญญาณเอาต์พุตต่อสัญญาณอินพุตที่ตำแหน่ง ความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์

ความมีเสถียรภาพของระบบสามารถพิจารณาได้จากความสัมพันธ์ความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ และความถี่ที่มุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา หรือพิจารณาจากความสัมพันธ์ของ gain Margin และ Phase Margin โดยที่

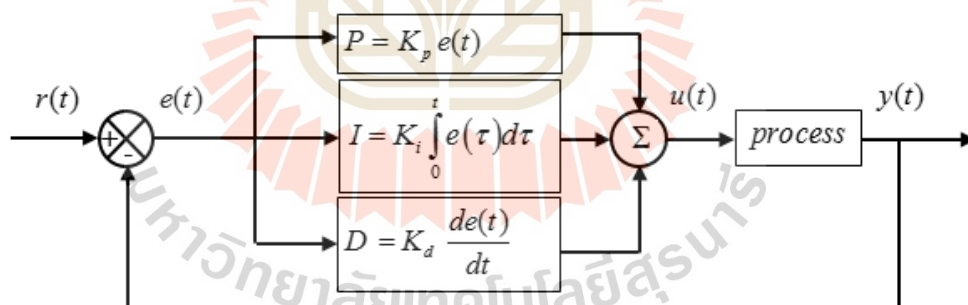
ระบบจะมีเสถียรภาพเมื่อความถี่ที่มุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา สูงกว่าความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ หรือ Gain Margin และ Phase Margin มีค่าเป็นบวก

ระบบจะมีเสถียรภาพแบบ marginal เมื่อความถี่ที่มุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา เท่ากับความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ หรือ Gain Margin และ Phase Margin มีค่าเป็นศูนย์

และระบบจะไม่มีเสถียรภาพเมื่อความถี่ที่มุมเฟสตัดผ่าน -180 องศา ต่ำกว่าความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ Gain Margin และหรือ Phase Margin มีค่าเป็นลบ

2.4 การปรับตัวควบคุมพีไอดี (PID Controller Tuning)

การปรับตัวควบคุมพีไอดีดังรูปที่ 2.24 คือการปรับพารามิเตอร์ K_p K_i K_d เพื่อให้ได้สัญญาณควบคุม $u(t)$ ไปควบคุมกระบวนการและทำให้ความผิดพลาด $e(t)$ ต่ำที่สุด เพื่อให้ได้การตอบสนองของระบบตามต้องการ

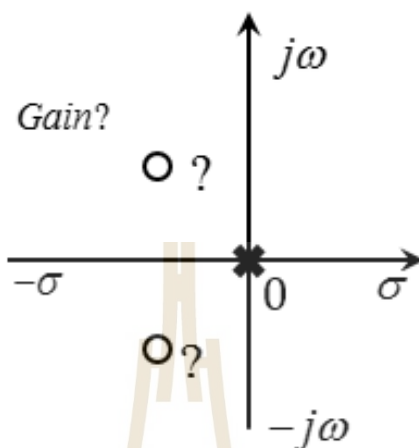


รูปที่ 2.24 แสดงโครงสร้างของระบบควบคุมแบบพีไอดี

สมการของสัญญาณควบคุมแสดงในสมการที่ (2.65) และเมื่อเขียนอยู่ในรูปลาปลาซ ตัวควบคุมพีไอดีจะมีฟังก์ชันถ่ายโอน ที่ประกอบไปด้วย 2 ซีโร่ 1 โพลดังสมการที่ (2.66) ซึ่งโพลถูกกำหนดให้อยู่ที่ตำแหน่งศูนย์ เพื่อทำหน้าที่เป็นอินทิเกรเตอร์

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2.65)$$

$$L(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s = \frac{K_d s^2 + K_p s + K_i}{s} \quad (2.66)$$



รูปที่ 2.25 แสดงการวางตำแหน่งของพีไอดีซีโรเพื่อปรับแต่งทางเดินของรากใน s โดเมน

เมื่อพิจารณาในลาปลาซโดเมนดังสมการที่ (2.66) การปรับตัวควบคุมพีไอดี ก็คือการปรับตำแหน่งของซีโรทั้ง 2 ตัว ร่วมกับการปรับอัตราขยายดังแสดงในรูปที่ 2.25 เพื่อให้ได้ผลตอบสนองตามต้องการ โดยทั่วไปการปรับอัตราขยายแต่ละตัวจะมีผลกระทบดังนี้

การเพิ่มอัตราขยาย K_p จะมีผลกระทบต่อสัญญาณควบคุม $u(t)$ เป็นสัดส่วนกับสัญญาณความผิดพลาด $e(t)$ เมื่อสัญญาณควบคุมมีระดับสูงจะทำให้ ระบบควบคุมวงปิดตอบสนองต่อความผิดพลาดอย่างรวดเร็ว แต่ก็จะทำให้เกิดการฟุ้งเกินด้วย อีกผลกระทบของการเพิ่มอัตราขยาย K_p คือ จะทำให้ค่าผิดพลาดคงตัว (Steady State Error) ลดลงแต่ยังคงหลงเหลืออยู่ไม่สามารถทำให้หมดไปได้

การเพิ่มอัตราขยาย K_d เข้าไปในตัวควบคุมจะช่วยเพิ่มความสามารถให้ตัวควบคุมคาดการณ์ความผิดพลาดที่จะเกิดขึ้นโดยอาศัยความชันของความผิดพลาดในรอบก่อนหน้าและความผิดพลาดในรอบปัจจุบันปรับปรุงสัญญาณควบคุม $u(t)$ ถึงแม้ว่าความผิดพลาด $e(t)$ จะเกิดขึ้นเล็กน้อยก็สามารถใช้ความชัน ดังกล่าวปรับปรุงสัญญาณควบคุม $u(t)$ ได้ อย่างไรก็ตามหากเพิ่ม K_d สูงไป อาจทำให้ระบบตอบสนองกับสัญญาณรบกวนได้

การเพิ่มอัตราขยาย K_i เข้าไปในตัวควบคุมจะช่วยเพิ่มความสามารถให้ตัวควบคุมลดค่าความผิดพลาดคงตัวให้น้อยลง โดยหากมีค่าความผิดพลาดคงตัวเหลืออยู่ ตัวควบคุมจะรวมความผิดพลาด

ในแต่ละรอบและเพิ่มสัญญาณควบคุม $u(t)$ เพื่อให้สัญญาณความผิดพลาด $e(t)$ ลดลง. อย่างไรก็ตามการรวมความผิดพลาดดังกล่าวมีข้อเสียที่อาจทำให้ระบบเกิดการตอบสนองที่ช้าลงต่อสัญญาณอินพุตที่เปลี่ยนไป และส่งผลให้ระบบเกิดการกวัดแกว่งเพิ่มขึ้น เพราะในขณะที่สัญญาณความผิดพลาดเปลี่ยนทิศทางไปแล้วยังคงต้องรอให้ผลรวมของความผิดพลาดลดลง (Unwind)

หลักการโดยทั่วไปของการปรับแต่งตัวควบคุมพีไอดี คือทดสอบการตอบสนองเดิมและดูว่าส่วนใดที่ต้องทำการปรับปรุงตามรายละเอียดดังนี้

เพิ่มอัตราขยาย K_p เพื่อปรับปรุงเวลาไต่ขึ้นให้เร็วขึ้น

เพิ่มอัตราขยาย K_d เพื่อปรับปรุงการพุ่งเกินให้ลดลง

เพิ่มอัตราขยาย K_i เพื่อปรับปรุงค่าผิดพลาดคงตัวให้ลดลง

ปรับแต่งอัตราขยายแต่ละตัวจนกระทั่งได้ผลตอบสนองตรงตามข้อกำหนด

ผลโดยทั่วไปของการปรับอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดีสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 แสดงผลตอบสนองของการปรับตัวควบคุมพีไอดี

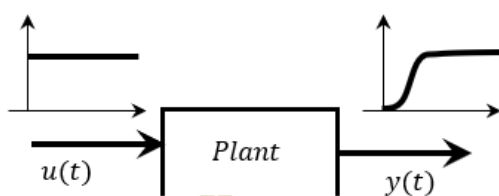
การตอบสนอง วงปิด	เวลาไต่ขึ้น	ค่าพุ่งเกิน	เวลาคงตัว	ความผิดพลาดใน สถานะคงตัว
K_p	ลดลง	เพิ่มขึ้น	เปลี่ยนแปลง เล็กน้อย	ลดลง
K_i	ลดลง	เพิ่มขึ้น	เพิ่มขึ้น	ลดลง
K_d	เปลี่ยนแปลง เล็กน้อย	ลดลง	ลดลง	ไม่เปลี่ยนแปลง

นักวิจัยหลายท่านได้นำเสนอวิธีการปรับตัวควบคุมพีไอดีมากมายดังบทความที่ได้ปริทัศน์วรรณกรรมดังต่อไปนี้

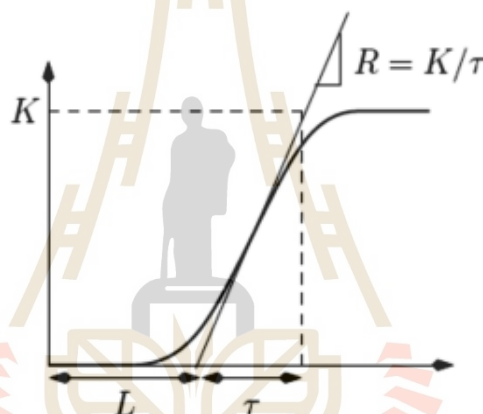
(Ziegler & Nichols, 1942) แสดงการหาอัตราขยายของตัวควบคุม โดยแบ่งได้ 2 วิธี คือ-วิธีปฏิบัติการของกระบวนการ (Process Reaction Curve) และ วิธีวัฏจักรสุดท้าย (Ultimate Cycle Method)

สำหรับวิธีการหาอัตราขยายของตัวควบคุมด้วยวิธีปฏิบัติการของกระบวนการ สามารถทำได้โดยกระตุ้นระบบวงเปิดด้วยสัญญาณอินพุตแบบขั้นบันไดดังรูปที่ 2.26 การตอบสนองของระบบจะมี

ลักษณะเป็นเส้นโค้งตัว S และทำการหาความสัมพันธ์ดังรูปที่ 2.27 โดยที่เวลาหน่วง และค่าคงที่ของเวลา หาได้จากการลากเส้นสัมผัสให้ติดกับเส้นโค้งการตอบสนองรูปตัว S แล้วทำการคำนวณค่าอัตราขยายพีไอดี โดยใช้ตารางที่ 2.2 ซึ่งอยู่ในรูปมาตรฐานเวลา (Time Standard Form)



รูปที่ 2.26 แสดงการกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณแบบขั้นบันได



รูปที่ 2.27 แสดงผลตอบสนองของระบบเมื่อถูกกระตุ้นด้วยสัญญาณแบบขั้นบันได

$$G(s) = \frac{K e^{-Ls}}{Ts + 1} \quad (2.67)$$

เมื่อ L คือเวลาหน่วง

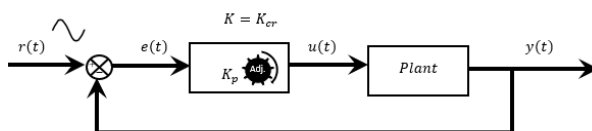
τ คือค่าคงที่เวลา

โดยระบบจะถูกประมาณด้วยรูปแบบระบบอันดับ 1 ที่มีเวลาหน่วงเป็นส่วนประกอบเพิ่ม (First Order Plus Dead Time: FOPDT) ดังสมการที่ (2.67)

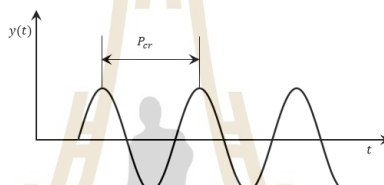
ตารางที่ 2.2 แสดงการปรับตัวควบคุมด้วยวิธีปฏิกิริยาของกระบวนการ

ชนิดตัวควบคุม	K_p	τ_i	τ_d
P	$1/RL$	∞	0
PI	$0.9/RL$	$3L$	0
PID	$1.2/RL$	$2L$	$0.5L$

สำหรับวิธีการหาอัตราขยายของตัวควบคุมด้วยวิธีการวงจรถัดท้าย สามารถทำได้โดย กระตุ้นระบบวงปิดด้วยสัญญาณอินพุตแบบไซน์ดังรูปที่ 2.28 และทำการเพิ่มอัตราขยาย K_p จนกระทั่งระบบเกิดการกวัดแกว่งคงตัว แล้วทำการวัดอัตราขยายวิกฤติ K_{cr} และคาบเวลาวิกฤติ P_{cr} แล้วทำการคำนวณค่าอัตราขยายพีไอดี โดยใช้ตารางที่ 2.3



รูปที่ 2.28 แสดงการกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์



รูปที่ 2.29 การตอบสนองด้วยการกระตุ้นระบบด้วยสัญญาณไซน์

ตารางที่ 2.3 แสดงการปรับตัวควบคุมด้วยวิธีวงจรถัดท้าย

ชนิดตัวควบคุม	K_p	τ_i	τ_d
P	$0.5K_{cr}$	∞	0
PI	$0.45K_{cr}$	$0.83P_{cr}$	0
PID	$0.6K_{cr}$	$0.5P_{cr}$	$0.125P_{cr}$

ทั้งวิธีปฏิกิริยาของกระบวนการ และวิธีวงจรถัดท้ายถือเป็นวิธีที่นิยมใช้ในการปรับตัวควบคุมเพื่อใช้หาอัตราขยายพีไอดีเริ่มต้นของระบบ และยังคงใช้งานอยู่ในปัจจุบัน รวมทั้งนิยมใช้เป็น ตัวเปรียบเทียบกับวิธีการปรับตัวควบคุมแบบอื่นๆ

(Ogata, 2010) แสดงการหาอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดี โดยใช้วิธีการค้นหาค่าตอบทีละค่าในช่วงที่กำหนดวิธีการดังกล่าวเป็นการค้นหาค่าตอบ ด้วยวิธีพื้นฐานที่สุด และสามารถค้นหาค่าตอบในช่วงที่ระบุได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดด้วย เนื่องจากวิธีนี้ต้องทำการค้นหาค่าตอบ จากทุกความเป็นไปได้ ในช่วงขอบเขตการหาค่าตอบ ซึ่งอาจส่งผลให้เกิดการประมวลผลสูงและอาจใช้เวลานาน จึง

จำเป็นต้องกำหนดช่วงของการค้นหาค่าตอบให้แคบที่สุด ซึ่งจำเป็นต้องใช้ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญในการกำหนดช่วงดังกล่าว

(Rashid & Hussain, 2021) ได้แสดงการปรับตัวควบคุมพีไอดี ในระบบการควบคุมความเร็วของมอเตอร์ผ่านการจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยทำการเปรียบเทียบระหว่างวิธีการของ Ziegler-Nichols ซึ่งให้ผลตอบสนองที่รวดเร็ว และ Chien-Hrones-Reswick ที่ให้ผลตอบสนองแบบค่าพุ่งเกินต่ำ โดยใช้ MATLAB PID

(Kosareva, Zenkin, Kirilenko, & Kapitonov, 2019) แสดงวิธีการค้นหาค่าตอบของอัตราขยายพีไอดีแบบ Gradient Descent สำหรับการควบคุมการเคลื่อนที่โดรน วิธีนี้แสดงให้เห็นว่าไม่มีการพุ่งเกินขณะบินขึ้น และมีเวลาการเข้าสู่ค่าสถานะคงตัวและเวลาไต่ขึ้นที่รวดเร็ว อย่างไรก็ตาม เนื่องจากการปรับแต่งตัวควบคุมแบบออนไลน์ การกำหนดค่าเริ่มต้นของตัวควบคุม และอัตราการเรียนรู้จึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อเสถียรภาพในการควบคุม

(Rajesh & Ananda, 2015) แสดงวิธีการค้นหาค่าตอบของอัตราขยายพีไอดี ด้วยวิธีการกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) ซึ่งถูกนำมาใช้ในการควบคุมตำแหน่งกล้องของยานพาหนะทางอากาศไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicle: UAV) เนื่องจากเป็นวิธีการเชิงวิวัฒนาการจึงจำเป็นต้องประเมินความเหมาะสมของสมาชิกทั้งหมดของชุดค่าตอบ ทำให้การตั้งค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อความเร็วในการค้นหาค่าตอบ

(Mugisha, Munyazikwiye, & Karimi, 2015) แสดงเทคนิคในการปรับแต่งอัตราขยายพีไอดี โดยใช้ตรรกะฟัซซี่ (Fuzzy Logic) ในระบบการควบคุมอุณหภูมิ แม้ว่าเวลาไต่ขึ้น และเวลาคงตัวจะสูงกว่าเมื่อเทียบกับวิธีของ Ziegler-Nichols แต่จะให้การตอบสนองที่ไม่พบเหตุการณ์การพุ่งเกิน ซึ่งมีความสำคัญอย่างยิ่งในการหลีกเลี่ยงการทำลายคุณสมบัติของวัสดุอันเนื่องจากการให้อุณหภูมิที่สูงเกินไป

(Li K. , 2013) แสดงเทคนิคในการปรับแต่งอัตราขยายพีไอดี โดยการสร้างสมการสำหรับอัตราส่วนแอมพลิจูดวงจรเปิดและการเลื่อนเฟส โดยทำการวิเคราะห์การตอบสนองทางความถี่เพื่อใช้เป็นไปตามเกณฑ์ในการหาอัตราขยายแต่ละตัว อย่างไรก็ตามข้อจำกัดของวิธีนี้คือต้องอาศัยความเชี่ยวชาญอย่างมากในการปรับค่าการปรับตัวควบคุมเมื่อลักษณะของระบบเปลี่ยนแปลง (Venkateswarlu, Raju, & Seshadri, 2014) แสดงวิธีการที่สอดคล้องกันบนระบบอันดับหนึ่ง

2.5 วิธีการเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm)

เป็นวิธีการแบบวิวัฒนาการที่ถูกพัฒนาขึ้นโดยเลียนแบบหลักการวิวัฒนาการและการคัดเลือกทางธรรมชาติของกลุ่มสิ่งมีชีวิต ตามทฤษฎีของชาลส์ ดาร์วิน ในปัจจุบันนิยมนำมาใช้ในการหาค่าที่เหมาะสม สำหรับปัญหาที่มีความซับซ้อนรวมถึงการปรับอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดีด้วย โดยขั้นตอนพื้นฐานของวิธีการนี้ประกอบด้วย

2.5.1 การคัดเลือก (Selection)

การคัดเลือกเป็นตัวดำเนินการที่คัดสรรคู่ของประชากรพ่อแม่ เพื่อนำไปสู่ประชากรลูกในรอบการคำนวณถัดไป สำหรับวิธีที่นิยมใช้วิธีหนึ่ง คือการคัดเลือกด้วยวิธีวงล้อ roulette โดยทำการแบ่งพื้นที่วงกลมออกเป็นเซกเตอร์ย่อยจำนวนเท่ากับผลเฉลยที่จะถูกเลือก การให้ขนาดของเซกเตอร์จะต่างกันขึ้นอยู่กับค่าโอกาสในการถูกเลือก ดังรูปที่ 2.32 ค่าโอกาสในการถูกเลือกสามารถคำนวณได้จากค่าความเหมาะสมของสมาชิกในประชากร โดยกำหนดให้ค่าความเหมาะสมที่มีค่ามากกว่าหมายถึงผลเฉลยที่ดีกว่า และควรมีโอกาสถูกเลือกมากกว่า สมการในการหาโอกาสในการถูกเลือกสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.68) กระบวนการคัดเลือกสามารถทำได้โดยการตั้งเข็มชี้ตำแหน่งที่ด้านใดด้านหนึ่งของวงล้อ จากนั้นทำการหมุนวงล้อแบบสุ่ม เมื่อวงล้อหยุด เซกเตอร์ที่อยู่ตรงเข็มชี้จะได้รับการคัดเลือก จากหลักการนี้จะทำให้สมาชิกในประชากรที่มีค่าเหมาะสมมากกว่าย่อมมีโอกาสที่จะถูกเลือกมากกว่า เพราะมีแถบเซกเตอร์ใหญ่กว่าสมาชิกตัวอื่น

$$P(g_i) = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (2.68)$$

เมื่อ $P(g_i)$ คือ โอกาสในการเลือกผลเฉลย g_i

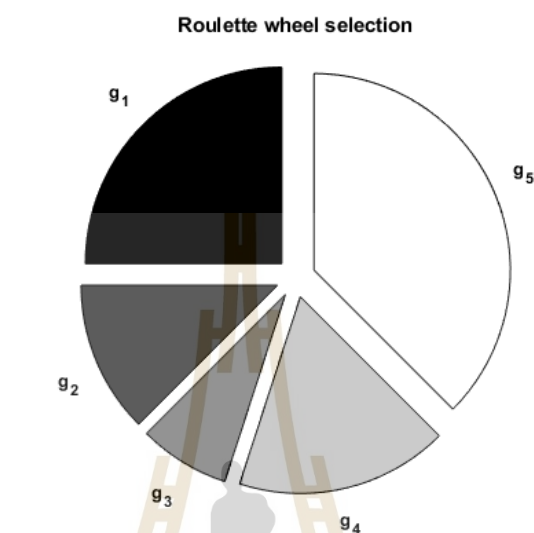
f_i คือ ค่าความเหมาะสมของผลเฉลย g_i

N คือ ขนาดของประชากร

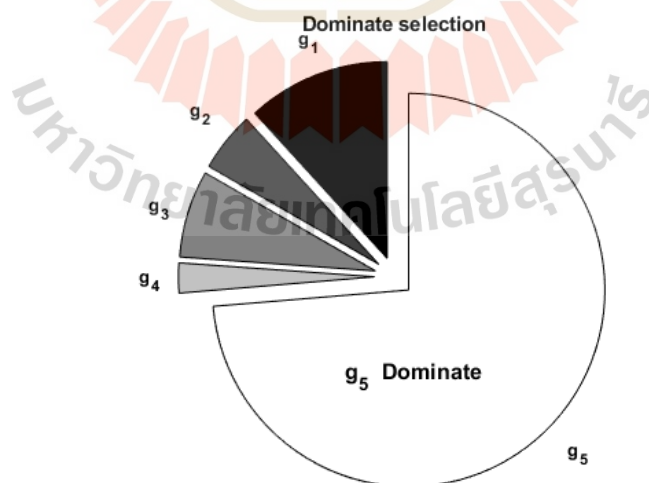
อย่างไรก็ตามเมื่อมีสมาชิกตัวใดตัวหนึ่งมีความเหมาะสมมากกว่าสมาชิกตัวอื่นสูงมาก จะทำให้เกิดการครอบงำ (Dominate) สมาชิกตัวอื่น แสดงดังรูปที่ 2.31 ซึ่งไม่เป็นผลดีต่อกระบวนการเชิงพันธุกรรม เพราะทำให้เกิดการลู่เข้าผลเฉลยก่อนเวลาอันควร (Premature Convergence)

การแก้ปัญหานี้ทำได้โดยทำการจัดอันดับของสมาชิกด้วยค่าความเหมาะสม โดยกำหนดให้ r_s คืออันดับของสมาชิก ซึ่งสมาชิกที่มีความเหมาะสมมากที่สุดจะมีอันดับสูงสุด ส่วนสมาชิกตัวที่มีความเหมาะสมน้อยที่สุดจะมีอันดับ r_s เท่ากับ 1 และปรับสมการเพื่อให้ค่าโอกาสของการถูกเลือกเป็นดังสมการที่ (2.69) วิธีการดังกล่าวนี้จะช่วยลดปัญหาการลู่เข้าก่อนเวลาอันสมควรได้ แสดงดังรูป

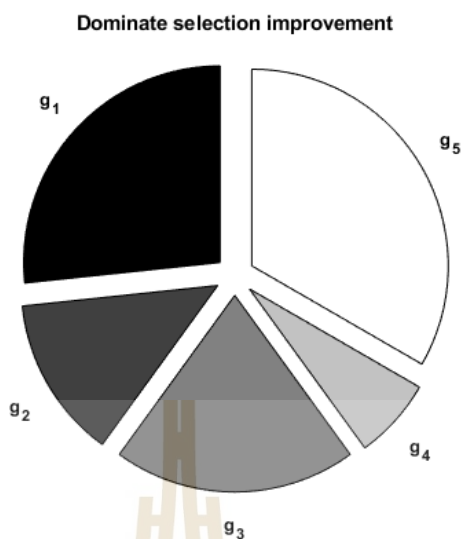
ที่ 2.32 (บุริรัตน์, 2556) จะเห็นว่าสัดส่วนของประชากรถูกปรับให้มีโอกาสถูกเลือกใกล้เคียงกันมากขึ้น ตรงกับวัตถุประสงค์ของวิธีการเชิงพันธุกรรม ที่ต้องการความหลากหลายของชุดประชากรในการหาคำตอบในแต่ละรอบ



รูปที่ 2.30 วงล้อรูเลตต์ของตัวดำเนินการคัดเลือก



รูปที่ 2.31 ปัญหาการครอบงำ

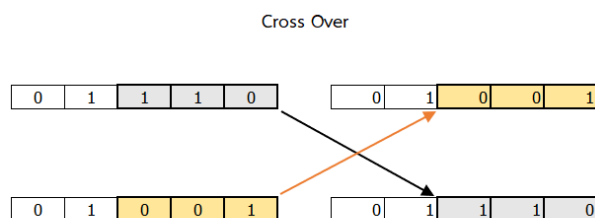


รูปที่ 2.32 การแก้ปัญหาการครอบงำ

$$P(g_i) = \frac{2r_s}{N(N+1)} \quad (2.69)$$

2.5.2 การถ่ายทอดพันธุกรรม (Cross over)

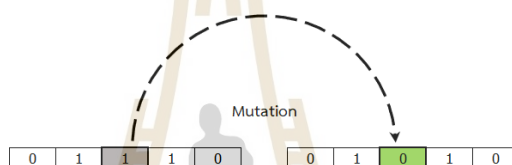
การถ่ายทอดพันธุกรรม เป็นตัวดำเนินการเชิงพันธุกรรมหลักของขั้นตอนวิธีการเชิงพันธุกรรม โดยจะมีรูปแบบคล้ายการผสมพันธุ์ของคู่พ่อแม่ของสิ่งมีชีวิต โดยทำการเลือกตำแหน่งจุดตัดโครโมโซมของชุดพ่อแม่ด้วยการสุ่ม เพื่อแยกโครโมโซมนี้ออกเป็น 2 ส่วน จากนั้นทำการสร้างประชากรลูกชุดที่ 1 โดยใช้ส่วนแรกของโครโมโซมพ่อแม่ชุดที่ 1 และมีโครโมโซมส่วนหลังเป็นของพ่อแม่ชุดที่ 2 เช่นเดียวกันประชากรลูกที่ 2 จะมีโครโมโซมส่วนแรกเป็นของโครโมโซมพ่อแม่ชุดที่ 2 และมีโครโมโซมส่วนหลังเป็นของพ่อแม่ชุดที่ 1 ดังรูปที่ 2.33



รูปที่ 2.33 การดำเนินการถ่ายทอดพันธุกรรม

2.5.3 การกลายพันธุ์ (Mutation)

การกลายพันธุ์ เป็นตัวดำเนินการเชิงพันธุกรรมที่เลียนแบบธรรมชาติของสิ่งมีชีวิต เมื่อมีการผสมพันธุ์ระหว่างคู่ของพ่อแม่จะมีโอกาสที่ผลผลิตที่ได้คือประชากรลูกจะมียีน (Gene) บางส่วนมีความแตกต่างไปจากยีนของพ่อแม่ ในการคำนวณเชิงตัวเลขนั้น การดำเนินการกลายพันธุ์ ถูกใช้เพื่อป้องกันการลู่เข้าสู่คำตอบก่อนเวลาอันควร ที่เกิดจากผลของตัวดำเนินการถ่ายทอดพันธุกรรมเพียงอย่างเดียว การสร้างการกลายพันธุ์ในผลเฉลยแบบเลขฐานสอง สามารถทำได้โดยการสุ่มเลือกตำแหน่งที่ต้องการเปลี่ยนแปลงยีน จากนั้นทำการเปลี่ยน อลิเมนต์ ที่เลือกนั้นในรูปแบบกลับด้าน เช่น ถ้าเดิมค่าอิลิเมนต์เป็น 1 ให้ทำการเปลี่ยนเป็น 0 ถ้าเดิมค่าอิลิเมนต์เป็น 0 ให้ทำการเปลี่ยนเป็น 1 ดังรูปที่ 2.34



รูปที่ 2.34 การดำเนินการกลายพันธุ์

เมื่อทำการค้นหาคำตอบด้วยตัวดำเนินการหลักทั้ง 3 จนครบจำนวนรอบที่ตั้งไว้เรียบร้อยแล้ว จะหยุดทำงานและจะได้ผลเฉลย หรือเข้าใกล้ผลเฉลยมากที่สุด (Near Optimal Solutions)

(Meena และ Devanshu, 2017) ได้แสดงวิธีการหาอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดีกับ ฟังก์ชันถ่ายโอนอันดับ 3 ด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม ผลการทดลองได้ประสิทธิภาพสูงเมื่อเทียบกับ วิธีการปรับแต่งแบบดั้งเดิมของ Ziegler และ Nichols

โดยทั่วไปแล้วปัญหาในการปรับตัวควบคุมในกระบวนการผลิต มักจะมีความซับซ้อนและมี ฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลายอย่าง (Multi Objective Function) วิธีพื้นฐานในการหาคำตอบ คือการรวมฟังก์ชันวัตถุประสงค์ทั้งหมด โดยการใช้ตัวถ่วงน้ำหนัก (Weighted Sum Method) วิธีการดังกล่าวนี้จะให้ผลคำตอบที่ดี เมื่อกำหนดตัวถ่วงน้ำหนักอย่างเหมาะสมโดยอาศัยประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ หรือจากการทดลองปรับตัวถ่วงน้ำหนักจนได้ค่าที่เหมาะสม

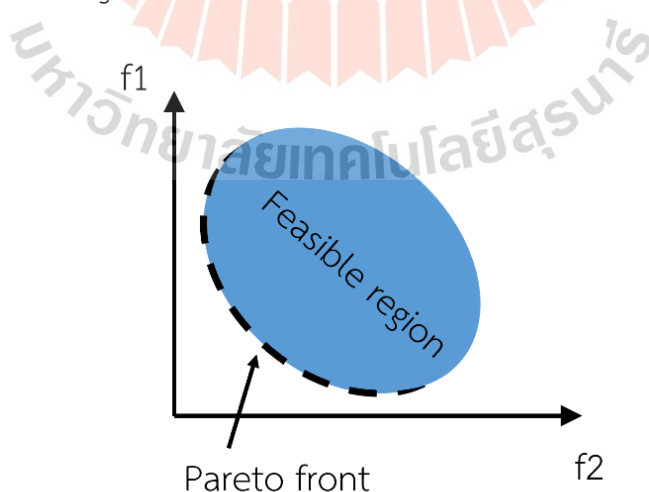
(Jayachitra & Vinodha, 2014) ได้แสดงวิธีการหาอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดี ด้วย วิธีการเชิงพันธุกรรม ในระบบของถังปฏิกรณ์ผสมต่อเนื่อง (Continuous Stirred Tank Reactor: CSTR) ฟังก์ชันวัตถุประสงค์คือการรวมค่าความผิดพลาดในแต่ละรูปแบบ ดังนี้ ปริพันธ์ความผิดพลาด

กำลังสอง (Integral Squared Error: ISE) ปริพันธ์ความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Integral Absolute Error: IAE) ปริพันธ์ของเวลาคูณความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Integral of Time-weighted Absolute Error: ITAE) และผลการควบคุมแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถทนต่อสัญญาณรบกวนอย่างมีประสิทธิภาพ วิธีการนี้สามารถลดความซับซ้อนของปัญหาหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์ได้

(Brunton, 2018) ได้แสดงวิธีการหาอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดีของระบบอันดับสาม ด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม โดยทำการรวม 2 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็นฟังก์ชันวัตถุประสงค์เดียว ซึ่งประกอบด้วยความผิดพลาดจากการตอบสนองอินพุตขั้นบันไดน้อยที่สุด และใช้สัญญาณควบคุมน้อยที่สุด โดยสร้างตัวถ่วงน้ำหนัก Q เพื่อปรับน้ำหนักของคุณภาพการตอบสนอง และตัวถ่วงน้ำหนัก R เพื่อปรับน้ำหนักความพยายามของสัญญาณควบคุม วิธีการนี้สามารถลดความซับซ้อนของปัญหาหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์ได้เช่นกัน

อีกหนึ่งวิธีที่ได้รับความนิยมคือ วิธีการเชิงพันธุกรรมสำหรับหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์แบบ NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) วิธีการนี้จะเป็นการเลือกคำตอบบนขอบหน้าของพาเรโต (Pareto Front) โดยคำตอบที่ได้นั้นจะเป็นชุดคำตอบที่ไม่มีคำตอบอื่นครอบงำเลย กลุ่มคำตอบนี้จะถูกเรียกว่าเซตกลุ่มคำตอบที่เหมาะสมที่สุด (Pareto Optimal Set) ดังรูปที่ 2.35

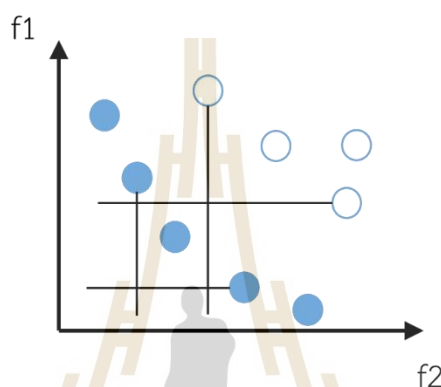
ปัญหาโดยทั่วไปของการสร้างขอบหน้าของพาเรโต คือ ขนาดของประชากรใหม่มีมากกว่าจำนวนประชากรที่ใช้ในการประมวลผลในรอบถัดไป จึงต้องคัดกรองจำนวนประชากรให้มีขนาดที่ถูกต้อง ตัวดำเนินการที่ถูกเพิ่มเข้ามาเพื่อคัดเลือกชุดคำตอบ สำหรับสร้างขอบหน้าของพาเรโตคือ ระยะห่างฝูงชน (Crowding Distance) และการคัดเลือกอภิชน (Elitism)



รูปที่ 2.35 แสดงขอบหน้าของพาเรโต

2.5.4 ระยะห่างฝูงชน (Crowding Distance)

ระยะห่างฝูงชน เป็นตัวดำเนินการที่ทำหน้าที่คัดกรองผลเฉลยบางตัวออกจากกลุ่มผลเฉลย โดยที่ยังคงความหลากหลายของชุดคำตอบในเจเนอเรชันถัดไป โดยระยะห่างฝูงชน คำนวณจากผลรวมด้านกว้างและด้านยาวของกล่องสี่เหลี่ยมดังแสดงในรูปที่ 2.36 เมื่อคำตอบมีระยะห่างจากฝูงชนไกลมาก ย่อมสร้างความหลากหลายให้กับประชากรในเจเนอเรชันถัดไป จึงสมควรถูกเลือกเป็นสมาชิกในการประมวลผลรุ่นถัดไป



รูปที่ 2.36 แสดงการคำนวณระยะห่างจากฝูงชน

2.5.5 การคัดเลือกอภิชน (Elitism)

การคัดเลือกอภิชน เป็นตัวดำเนินการเพื่อเก็บชุดประชากรที่ให้คำตอบที่ดีที่สุด ในชุดประชากรถัดไปเพื่อเป็นการการันตีว่ายังคงมีชุดคำตอบที่ดีที่สุดบนขอบหน้าพาเรโต

(Deb, Pratap, Agarwal, & Meyarivan, 2002) ได้นำเสนอการค้นหาคำตอบของระบบที่มีหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์ โดยอาศัยหลักการของขอบหน้าพาเรโตวิธีการดังกล่าวนี้ถูกประยุกต์ใช้ในหลากหลายรูปแบบ เนื่องจากสามารถลดปัญหาการหาตัวถ่วงน้ำหนักจากการรวมหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็นฟังก์ชันเดียว

(Yegireddy & Panda, 2014) ได้นำเสนอการปรับอัตราขยายพีไอดี ด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรมหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์แบบ NSGA-II ในระบบควบคุมแรงดัน (Automatic Voltage Regulator: AVR) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการควบคุมแรงดันและกระแส ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ประกอบด้วยปริพันธ์ของเวลาคุณความผิดพลาดสัมบูรณ์ เวลาการเข้าสู่สถานะคงตัว และค่าพุงเกิน

(Qiang, Xuhua, Ting, Xiaoxia, & Jianpei, 2019) แสดงการเพิ่มประสิทธิภาพแบบหลายเป้าหมายด้วย NSGA-II ในระบบการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ นอกจากนี้ (Xu, 2014) ยังแสดงการปรับตัวควบคุมพีไอดีในระบบนำทาง เพื่อช่วยลดข้อผิดพลาด และค่าฟังก์ชัน ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วิธีการหาคำตอบด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรมแบบ NSGA-II จะถูกนำมาใช้ในกระบวนการปรับอัตราขยายของตัวควบคุมในงานวิจัยนี้

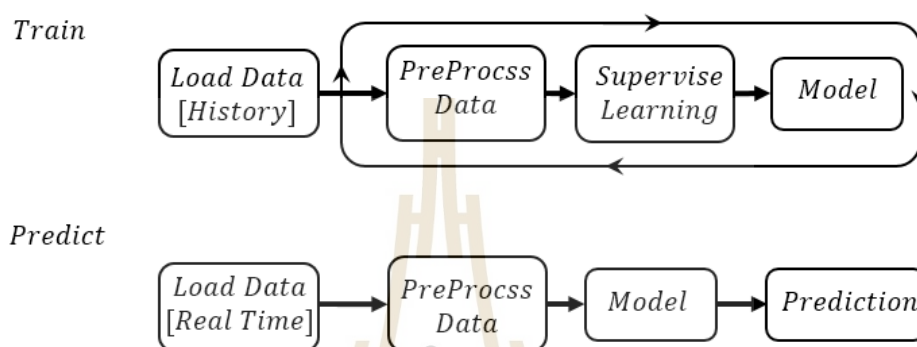
2.6 ระบบการคัดแยกและปัญญาประดิษฐ์

ตามหลักการแล้วตัวควบคุมพีไอดีคงที่ค่าหนึ่งจะสามารถใช้ได้กับระบบที่มีคุณลักษณะ หรือกรอบของฟังก์ชันถ่ายโอนช่วงหนึ่ง หากสมมติในระบบดังกล่าวมีการเปลี่ยนแปลงเกนขอบเขตที่กำหนดไว้ จะทำให้ตัวควบคุมดังกล่าวมีประสิทธิภาพลดลงและไม่สามารถชดเชยความผิดพลาดที่เกิดขึ้นได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องปรับตัวควบคุมใหม่เพื่อให้รองรับกับระบบที่เปลี่ยนไป

หนึ่งในวิธีการปรับตัวควบคุมที่ได้รับความนิยม คือการปรับตัวควบคุมแบบอัตโนมัติตามคุณลักษณะของระบบที่เปลี่ยนไป (Adaptive Controller Tuning) ซึ่งทำได้ด้วยการปรับอัตราขยายพีไอดี โดยใช้การตอบสนองหรือแบบจำลองระบบที่ดีเป็นตัวอ้างอิงแล้วทำการปรับอัตราขยายของตัวควบคุมแบบอัตโนมัติ จนกว่าความแตกต่างระหว่างระบบที่อ้างอิงกับระบบจริงจะลดลง หรือใช้ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างการทำงาน เป็นฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในการค้นหาคำตอบของอัตราขยายเพื่อลดความผิดพลาดดังกล่าวให้น้อยที่สุด วิธีการดังกล่าวนี้มีประสิทธิภาพสูงในการลดความผิดพลาด แต่จะทำให้เวลาในกระบวนการเขียนสัญญาณมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นมาก

ดังนั้นเพื่อการสร้างระบบคัดแยกที่มีความรวดเร็ว จึงเป็นที่มาของการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) แบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ชนิดมีผู้สอน (Supervised Learning) ในการคัดแยกระบบตามประสิทธิภาพ และเลือกอัตราขยายที่เหมาะสมตามที่จัดกลุ่มไว้ โดยการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนการสอน (Training Process) และขั้นตอนการคาดการณ์ (Predict Process) ดังรูปที่ 2.37 กลุ่มข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุตของข้อมูลจะถูกเรียกว่าฟีเจอร์ (Feature) ส่วนกลุ่มรูปแบบของข้อมูลที่ต้องการคัดแยกจะถูกเรียกว่าเลเบล (Label) ข้อมูลจะถูกแบ่งเพื่อการสอน (Train Set) และทดสอบ (Test Set) ในขั้นแรกข้อมูลจะถูกจัดเตรียมและประมวลผลเบื้องต้น (Data Preparation) เพื่อให้ข้อมูลมีความถูกต้องและอยู่ในรูปแบบที่นำไปใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่นการจัดการข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์สูญหายบางฟีเจอร์ การลดมิติของข้อมูลเพื่อตัดฟีเจอร์ที่ไม่มีผลกระทบต่อแบบจำลองออก

ในขั้นตอนการสอนจะเริ่มด้วยการเลือกข้อมูลพีเจอร์และเลเบลมาเป็นข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องตามลำดับ และทำการเลือกรูปแบบของโมเดลที่ต้องการให้คอมพิวเตอร์สร้าง และเริ่มทำการสอนโมเดลด้วยชุดข้อมูลการสอน เมื่อได้โมเดลแล้วจะมีการประเมินความถูกต้องของโมเดลก่อนการนำไปใช้งาน หากความถูกต้องของแบบจำลองไม่ได้ตามเป้าหมาย จะมีการปรับข้อมูลหรือเปลี่ยนโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องให้มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น



รูปที่ 2.37 หลักการของการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง

ในขั้นตอนการคาดการณ์จะทำเช่นเดียวกับชุดทดสอบ แต่จะนำข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง ณ เวลาที่ทำการคาดการณ์มาใช้ และต้องมีการติดตามประเมินประสิทธิภาพของโมเดลเป็นระยะ หากตรวจพบว่าประสิทธิภาพลดลงควรพิจารณาปรับปรุงโมเดล

นักวิจัยหลายท่านได้นำเสนอวิธีการ สร้างระบบการคัดแยกไว้มากมายดังบทความที่ได้ปริทัศน์วรรณกรรมดังต่อไปนี้

(Naderi และ Khorasani, 2017) นำเสนอระบบการวินิจฉัยที่ใช้ข้อมูลจากการตอบสนองทางความถี่เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีของ Markov เพื่อตรวจสอบความเสียหาย (Fault Detection) และแยกแยะความเสียหาย (Fault Isolation) ของเครื่องยนต์ในระบบการบิน ความแตกต่างระหว่างข้อมูลจริง และแบบจำลองถูกใช้เป็นระดับในการตัดสินใจความเสียหาย เมื่อใช้จำนวนพารามิเตอร์ในการประมาณค่าระบบเท่ากับ 100 ผลความถูกต้องสูงมาก ข้อดีของวิธีการลักษณะนี้คือลดความยุ่งยากของการใช้ทักษะระดับสูงของผู้เชี่ยวชาญ เพื่อวิเคราะห์ทุกชิ้นส่วนของเครื่องยนต์

(Abdallah, และคนอื่นๆ, 2018) แสดงการใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบแผนภูมิต้นไม้ (Decision Tree) ในการระบุความเสียหายของกังหันลมไฟฟ้า เพื่อตรวจสอบว่ามีความเสียหายเกินข้อกำหนดหรือไม่ ข้อมูลดังกล่าวถูกใช้เป็นเลเบลของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง รูปแบบที่ใช้คือ

การรวมโมเดลหลายตัวเพื่อทำการหาคำตอบ (Ensemble Bagged Decision Tree Classifier) สำหรับข้อมูลอินพุตที่ใช้ คืออุณหภูมิชุดเกียร์ที่กักหน้ลม กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ ความแตกต่างของกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้สูงสุดกับกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้เฉลี่ย ความเร็วรอบสูงสุดของเจนเนอเรเตอร์ ความแตกต่างของความเร็วรอบสูงสุดของเจนเนอเรเตอร์สูงสุดกับความเร็วรอบเฉลี่ย มุมปรับแก้ใบพัด และความแตกต่างของความเร็วรอบสูงสุดของใบพัดกับความเร็วเฉลี่ย ประโยชน์ของโมเดลการเรียนรู้แบบแผนภูมิต้นไม้ คือ่ง่ายต่อการวิเคราะห์ และสืบย้อนกลับ เพื่อหาปัญหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นซึ่งสามารถนำมาใช้ในการพัฒนาฐานข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อทำระบบตรวจสอบความเสียหาย และแจ้งให้เจ้าหน้าที่ทำการซ่อมบำรุงได้อย่างรวดเร็ว

(Simongyi และ Chongstitvatana, 2018) แสดงวิธีการคัดแยกความผิดปกติในการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์โดยใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบเวกเตอร์ค้ำยัน (Support Vector Machine: SVM) โดยกำหนดให้ลักษณะการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ เป็นเลเบลของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง 2 เลเบล ข้อมูลเลเบลแรกจะเป็นกลุ่มของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่มีการประกอบชิ้นส่วนทุกชิ้นส่วนสมบูรณ์ และกลุ่มที่สองจะเป็นกลุ่มที่ชิ้นส่วนบางชิ้นส่วนประกอบไม่สมบูรณ์ โดยข้อมูลพีเจอร์ของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง คือกระแสที่จ่ายให้กับชุดบังคับการเคลื่อนที่หัวอ่านเขียนในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ผลการคัดแยกกลุ่มของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ทั้งสองกลุ่มแสดงความถูกต้อง 100% เมื่อใช้จำนวนข้อมูลการสอน 500 ไดรฟ์

(Asadi Majd, Samet, & Ghanbari, 2017)แสดงการตรวจสอบและคัดแยกรูปแบบความเสียหายของระบบส่งกำลังไฟฟ้า โดยใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบ k-NN ด้วยโปรแกรม MATLAB กระแสและความยาวของสายส่งในระบบ 3 เฟส และค่ากระแสชั่วขณะของระบบไฟฟ้า ถูกใช้เป็นข้อมูลอินพุตในการตรวจสอบการเกิดความผิดปกติ รูปแบบความเสียหาย 9 รูปแบบถูกใช้เป็นเลเบล ผลการคัดแยกเมื่อเปรียบเทียบกับระบบคัดแยกอื่นๆ ความถูกต้องในระบบการคัดแยกด้วยวิธีนี้มีความถูกต้องสูง และใช้เวลาไม่นานมาก

(Kammerer, และคนอื่นๆ, 2021) ได้แสดงการคัดแยกรูปแบบความสั่นสะเทือน ของมอเตอร์ โดยใช้ข้อมูลจากเซ็นเซอร์วัดความเร่ง เป็นข้อมูลอินพุตและกำหนดรูปแบบของความสั่นสะเทือนแบ่งออกเป็น 6 ระดับเป็นข้อมูลเลเบล โมเดลการเรียนรู้แบบแผนภูมิต้นไม้ และโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้ เพื่อการคัดแยกรูปแบบความเสียหาย งานวิจัยนี้มีการปรับข้อมูลอินพุตให้เหมาะสม จึงช่วยทำให้ผลของการคัดแยกมีความถูกต้องสูง

(Mamuya, Lee, Shen, Shafiullah, และ Kuo, 2020) แสดงการตรวจสอบ และคัดแยกรูปแบบความเสียหายของระบบสายส่งไฟฟ้าแบบ Radial ข้อมูลอินพุตคือข้อมูลจากกระแสซึ่งถูก

วิเคราะห์และเปลี่ยนด้วยวิธีการเวฟเลต (Wavelet) เพื่อคัดแยกลักษณะความเสียหายในแต่ละเฟสของระบบไฟฟ้า 3 เฟส 11 รูปแบบ ออกจากระบบปกติ โมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ถูกนำมาใช้งานคือโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron) ผลการคัดแยกมีความถูกต้องสูงมาก

(Abdelilah, Mohammed, และ Mohamed, 2020) แสดงวิธีการตรวจสอบความเสียหายบนแผ่นโซล่าเซลล์ด้วยวิธีการ k-Mean โดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายความร้อนที่ถ่ายด้วยโดรนเป็นข้อมูลอินพุต ทำให้ลดเวลาในการวิเคราะห์จุดความร้อนที่ส่งผลให้แผ่นโซล่าเซลล์เสียหาย

(Umbrajkaar, Krishnamoorthy, และ Dhumale, 2020) แสดงวิธีการคัดแยกรูปแบบการเยื้องศูนย์ของมอเตอร์ในแต่ละรูปแบบ โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบเวกเตอร์ค้ำยัน และ โครงข่ายประสาทเทียม ใช้ข้อมูลจากตัววัดความเร่งเป็นข้อมูลอินพุต และใช้รูปแบบของการเยื้องศูนย์ในแต่ละจุดเป็นข้อมูลเอาต์พุต ผลการคัดแยกมีความถูกต้องสูงมากทั้งสองวิธี

(Li และ Ukil, 2021) แสดงวิธีการคัดแยกความเสียหายในระบบส่งไฟฟ้าแรงสูงแบบวีเอสซี เพื่อป้องกันความเสียหาย จากการตอบสนองแบบชั่วขณะของกระแสที่มีขนาดสูงมาก โดยใช้ข้อมูลจากตัวรองความถี่สูง วิธีการดังกล่าวถูกเปรียบเทียบกับ วิธีอื่นๆ มีค่าความถูกต้องเป็นที่ยอมรับได้

(Nasser, Azar, Humaidi, Al-Mhdawi, และ Ibraheem, 2021) แสดงวิธีการคัดแยก และระบุความเสียหายของวงจรไฟฟ้าแบบอนาล็อก โดยวิธีการฟัซซี่ลอจิก (Fuzzy Logic) เพื่อคัดแยกรูปแบบความเสียหายของวงจรไฟฟ้า 11 รูปแบบ ออกจากวงจรที่ทำงานปกติ ข้อมูลอินพุต ที่ใช้คือค่าทางสถิติต่างๆของข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ ผลการคัดแยกมีความถูกต้องมาก

(Al-Ameri, และคนอื่นๆ, 2023) แสดงวิธีการคัดแยกรูปแบบความเสียหายของมอเตอร์ในระบบ 3 เฟสโดยใช้ข้อมูลทางสถิติของข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ของมอเตอร์ที่มีพฤติกรรมความผิดปกติ เช่น ขดลวดช็อตรอบ และขดลวดขาดในแต่ละเฟส ความถูกต้องของการคัดแยกเป็นที่ยอมรับได้

(Wanglomklang, Chommaungpuck, Chamniprasart, และ Srisertpol, 2022) แสดงวิธีการคัดแยกความเสียหายบนชุดดูดหัวอ่านเขียนในขั้นตอนการประกอบหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ เพื่อคัดแยกความเสียหายของชุดดูด 3 รูปแบบ ออกจากชุดดูดที่ทำงานได้ตามปกติ ข้อมูลภาพของชุดดูดหัวอ่านเขียนถูกประมวลผล และใช้เป็นข้อมูลอินพุตของโมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียม ผลการคัดแยกมีความถูกต้องสูงมาก

(Chommuangpuck, Wanglomklang, Tantrairatn, & Srisertpol, 2020) แสดงวิธีการคัดแยกความเสียหายของมอเตอร์แบบเส้นตรงในเครื่องติดกาวหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

(Auto Core Adhesive Machine: ACAM) ด้วยโมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียม ที่สร้างขึ้นจากซอฟต์แวร์ MATLAB เพื่อปรับแก้สัญญาณป้อนกลับ โดยการใช้ผลของตัวสังเกตการณ์ (Observer) เป็นข้อมูลอินพุต และข้อมูลความเสียหาย 11 รูปแบบถูกกำหนดให้เป็นเลเบล จำนวนข้อมูลในแต่ละลักษณะความเสียหายถูกเก็บ 50 ชุดข้อมูล รวมเป็น 550 ชุดข้อมูล โดยทำการแบ่งข้อมูลสำหรับการฝึกสอน การตรวจสอบ และการทดสอบในอัตราส่วน 70:15:15 ตามลำดับ ผลการคัดแยกมีความถูกต้องสูง

2.6.1 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการคัดแยกปัญหาที่มีความซับซ้อนสูงแบบมีผู้สอน ที่นิยมใช้คือการจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) โดยโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้น (Layers) ต่างๆ ที่ประสานกันและมีหน้าที่เรียนรู้และปรับค่าน้ำหนัก (Weight) และไบอัส (Bias) เพื่อให้ความผิดพลาดระหว่างการเรียนรู้ลดลง โครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานจะประกอบด้วย

ชั้นนำเข้า (Input Layer) สำหรับชั้นแรกนี้มีหน้าที่ในการรับข้อมูล เชิงตัวเลข เข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั่วไปจำนวนโนนด (Node) ของชั้นนำเข้าจะเท่ากับจำนวน ตัวแปร ที่ได้ทำการคัดเลือกจากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเรียบร้อยแล้ว

ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ชั้นนี้ประกอบด้วยโนนดหลายๆ โนนดที่ทำหน้าที่คำนวณและเรียนรู้โดยอัตโนมัติ. โดยปกติจะมีหลายชั้นซ่อนในโครงข่ายเพื่อปรับแต่งความซับซ้อนของโมเดลการเรียนรู้

ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) ชั้นนี้ จะใช้ในการส่งผลลัพธ์ออกจากโครงข่าย เช่นการจำแนกประเภทของภาพ การทำนายตัวเลข จำนวนโนนด จะเท่ากับจำนวนรูปแบบที่ต้องการจำแนก

ค่าน้ำหนักและไบอัส ในระบบปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมแสดงในรูปที่ 2.41 จะถูกปรับเพื่อให้เกิดฟังก์ชันสูญเสียต่ำที่สุด หรือเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องมากที่สุดนั่นเอง

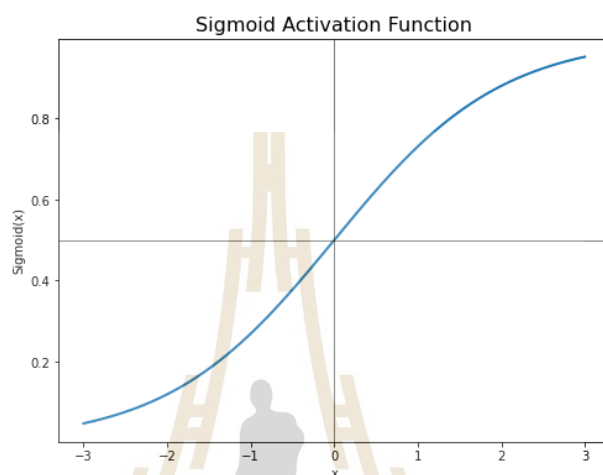
ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ฟังก์ชันนี้ใช้ในการปรับผลลัพธ์ที่ออกมาจากแต่ละโนนด เพื่อให้ผลลัพธ์มีความหมายตรงกับรูปแบบที่ต้องการจำแนก ซึ่งมีหลายรูปแบบ ยกตัวอย่างเช่น Sigmoid ReLU หรือ Tanh ดังแสดงในรูปที่ 2.38 ถึง 2.40 และ สมการที่ (2.70) ถึง (2.72)

$$Sigmoid(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (2.70)$$

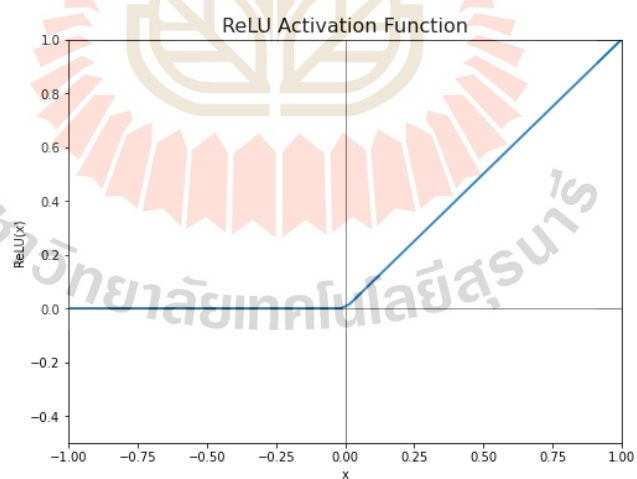
$$\text{Relu: } R(x) = \max(0, x) \quad (2.71)$$

$$\text{Tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.72)$$

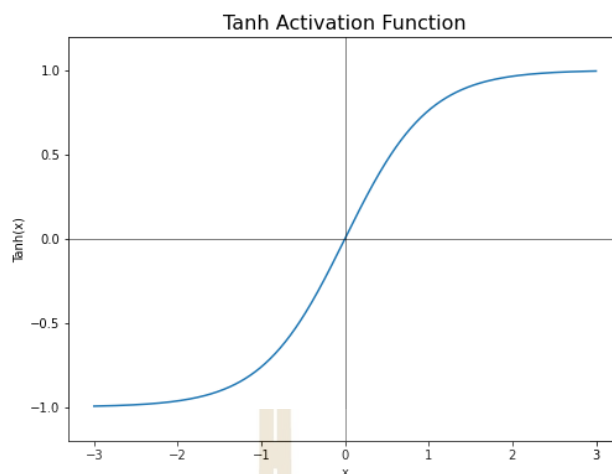
โดยที่ x คือค่าอินพุต



รูปที่ 2.38 ฟังก์ชันกระตุ้น Sigmoid



รูปที่ 2.39 ฟังก์ชันกระตุ้น ReLU

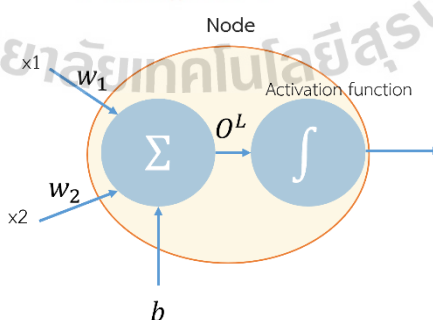


รูปที่ 2.40 แสดงฟังก์ชันกระตุ้น Tanh

ในขั้นตอนการสอนจะมีกระบวนการหลักภายใน 2 กระบวนการ เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง คือการคำนวณไปด้านหน้า (Forward Path) และการคำนวณย้อนกลับ (Backward Propagation)

การคำนวณไปด้านหน้า เป็นการคำนวณผลลัพธ์ของโหนดดังแสดงรูปที่ 2.41 แสดงโหนด 2.41 ในแต่ละชั้นโดยใช้ค่าน้ำหนักและไบอัส ที่กำหนดหรือสุ่มค่าขึ้นมาในรอบการคำนวณแรก และจะถูกปรับในรอบถัดไป โดยผลลัพธ์ของแต่ละโหนดจะคำนวณดังสมการที่ (2.73)

$$y = f(W \cdot X + b) \quad (2.73)$$



รูปที่ 2.41 แสดงโหนดและส่วนประกอบในโครงข่ายประสาทเทียม

การคำนวณย้อนกลับ เป็นการใช้ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการคำนวณไปด้านหน้า แสดงดังสมการที่ (2.74) ที่เป็นรูปแบบดัดแปลงของค่าผิดพลาดกำลังสอง เพื่อปรับสัมประสิทธิ์ของค่าน้ำหนัก

และไบอัส สามารถแสดงดังสมการที่ (2.75) และ (2.77) โดยอาศัยกฎลูกโซ่ (Chain Rule) ดังสมการที่ (2.76) และ (2.78) ร่วมกับทิศทางกลับของเกรเดียนต์ (Negative Gradient) เมื่อ η คืออัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

$$e = \frac{1}{2}(\text{target} - y)^2 \quad (2.74)$$

$$w' = w - \eta \frac{\partial e}{\partial w} \quad (2.75)$$

เมื่อ

$$\frac{\partial e}{\partial w} = \frac{\partial e}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial o} \cdot \frac{\partial o}{\partial w} \quad (2.76)$$

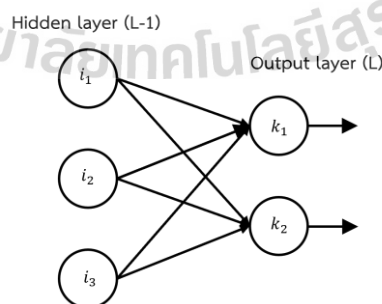
$$b' = b - \eta \frac{\partial e}{\partial b} \quad (2.77)$$

เมื่อ

$$\frac{\partial e}{\partial b} = \frac{\partial e}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial o} \cdot \frac{\partial o}{\partial b} \quad (2.78)$$

เมื่อนำจำนวนโหนดมาต่อเป็นลักษณะโครงข่าย การหา $\frac{\partial e}{\partial w}$ และ $\frac{\partial e}{\partial b}$ เพื่อปรับค่าน้ำหนักและไบอัส ในขั้นตอนการคำนวณย้อนกลับ จะแบ่งการคำนวณได้เป็นสองส่วน คือการคำนวณย้อนกลับของชั้นเอาต์พุตและการคำนวณย้อนกลับของชั้นซ่อน (สงวนสิทธิ์, 2562)

การคำนวณสามารถพิจารณาจากรูปที่ 2.42 เอาต์พุตจากชั้นซ่อน ($L-1$) จะถูกกำหนดเป็นอินพุตของชั้นเอาต์พุต (L) แสดงดังสมการที่ (2.79) และเอาต์พุตที่ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นแล้วจะแสดงดังสมการที่ (2.80) ความผิดพลาดจะถูกพิจารณาดังสมการที่ (2.81)



รูปที่ 2.42 แสดงการคำนวณย้อนกลับในชั้นเอาต์พุต

$$\text{input} = a_i^{L-1}, \forall i \quad (2.79)$$

$$\text{Output} = a_k^L = f(O_k^L) = f\left(\sum_i w_{ki}^L a_i^{L-1} + b_k^L\right) \quad (2.80)$$

$$\text{Error} = e = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - a_k^L)^2 \quad (2.81)$$

การหาอนุพันธ์ย่อยของความผิดพลาดเทียบกับค่าน้ำหนักจะใช้กฎลูกโซ่หาโดยในส่วนแรก $\frac{\partial e}{\partial O_k^L}$ ยังไม่สามารถหาค่าได้จึงแทนค่าด้วยตัวแปร δ_k^L และทำการหาอนุพันธ์ย่อยของ $\frac{\partial O_k^L}{\partial w_{ki}^L}$ ได้ผลคือ a_i^{L-1} ดังนั้นเกรเดียนต์ของความผิดพลาดเทียบกับค่าน้ำหนัก สามารถแสดงดังสมการที่ (2.82)

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ki}^L} = \frac{\partial e}{\partial O_k^L} \frac{\partial O_k^L}{\partial w_{ki}^L} = \delta_k^L \frac{\partial (\sum_i w_{ki}^L a_i^{L-1} + b_k^L)}{\partial w_{ki}^L} = \delta_k^L a_i^{L-1} \quad (2.82)$$

ในส่วนอนุพันธ์ย่อยของความผิดพลาดเทียบกับค่าไบอัส จะใช้กฎลูกโซ่เช่นเดียวกัน โดยในส่วนแรก $\frac{\partial e}{\partial O_k^L}$ ยังไม่สามารถหาค่าได้จึงแทนค่าด้วยตัวแปร δ_k^L และทำการหาอนุพันธ์ย่อยของ $\frac{\partial O_k^L}{\partial b_k^L}$ ได้ผลคือ 1 ดังนั้นเกรเดียนต์ของความผิดพลาดเทียบกับค่าไบอัส สามารถแสดงดังสมการที่ (2.83)

$$\frac{\partial e}{\partial b_k^L} = \frac{\partial e}{\partial O_k^L} \frac{\partial O_k^L}{\partial b_k^L} = \delta_k^L \frac{\partial (\sum_i w_{ki}^L f(O_k^{L-1}) + b_k^L)}{\partial b_k^L} = \delta_k^L \quad (2.83)$$

ในขั้นตอนการหาอนุพันธ์ย่อยของความผิดพลาดเทียบกับเอาต์พุต δ_k^L นั้น สามารถใช้กฎลูกโซ่ได้เช่นกัน ในส่วนแรกจะเป็นการหาอนุพันธ์ย่อยของค่ากำลังสองคลาดเคลื่อนเฉลี่ยดัดแปลงซึ่งจะได้เท่ากับ $(a_k^L - t_k)$ ในส่วนหลังจะเป็นอนุพันธ์ย่อยของฟังก์ชันกระตุ้น $f'(O_k^L)$

$$\delta_k^L = \frac{\partial e}{\partial O_k^L} = \frac{\partial e}{\partial a_k^L} \frac{\partial a_k^L}{\partial O_k^L} = (a_k^L - t_k) \frac{\partial f(O_k^L)}{\partial O_k^L} = (a_k^L - t_k) f'(O_k^L) \quad (2.84)$$

ในกรณีที่ฟังก์ชันกระตุ้นคือ Sigmoid ฟังก์ชัน จะทำให้อนุพันธ์ย่อย $f'(O_k^L)$ มีค่าเท่ากับ $a_k^L(1 - a_k^L)$ จึงทำให้ผลของ δ_k^L แสดงดังสมการที่ (2.85)

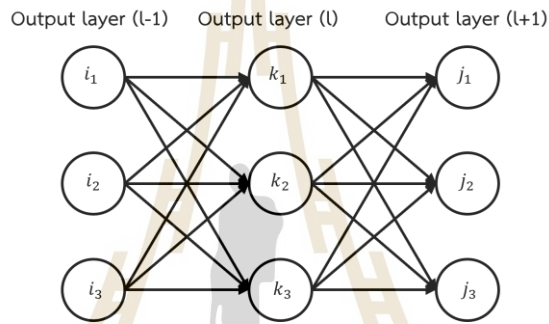
$$\delta_k^L = (a_k^L - t_k) a_k^L (1 - a_k^L) \quad (2.85)$$

ดังนั้นการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสในชั้นเอาต์พุตนี้จึงสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (2.86) และ (2.87)

$$w'_{ki} = w_{ki} - \eta \delta_k^l a_i^{l-1} \quad (2.86)$$

$$b'_k = b_k - \eta \delta_k^l \quad (2.87)$$

การคำนวณกลับในชั้นซ่อน สามารถพิจารณาได้ดังรูปที่ 2.43



รูปที่ 2.43 แสดงการคำนวณย้อนกลับในชั้นซ่อน

$$\text{input} = a_i^{l-1}, \forall i \quad (2.88)$$

$$\text{Output} = a_k^l = f(O_k^l) = f\left(\sum_i w_{ki}^l a_i^{l-1} + b_k^l\right) \quad (2.89)$$

ในขั้นตอนการหาอนุพันธ์ย่อยของความผิดพลาดเทียบกับค่าน้ำหนักและไบอัสในส่วนหลังของกฎลูกโซ่ยังคงมีสมการแบบเดิมซึ่งแสดงดังสมการที่ (2.90) และ (2.91)

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ki}^l} = \frac{\partial e}{\partial O_k^l} \frac{\partial O_k^l}{\partial w_{ki}^l} = \delta_k^l \frac{\partial (\sum_i w_{ki}^l a_i^{l-1} + b_k^l)}{\partial w_{ki}^l} = \delta_k^l a_i^{l-1} \quad (2.90)$$

$$\frac{\partial e}{\partial b_k^l} = \frac{\partial e}{\partial O_k^l} \frac{\partial O_k^l}{\partial b_k^l} = \delta_k^l \frac{\partial (\sum_i w_{ki}^l f(O_k^{l-1}) + b_k^l)}{\partial b_k^l} = \delta_k^l \quad (2.91)$$

แต่ในขั้นตอนการหาส่วนแรก δ_k^l นั้น กฎลูกโซ่จะเปลี่ยนไปเป็นผลรวมของโหนดทั้งหมดของชั้นเอาต์พุตถัดไป จะสังเกตได้ว่า $\frac{\partial e}{\partial o_j^{l+1}}$ ก็คืออนุพันธ์ย่อยของชั้นก่อนหน้าที่ถูกส่งกลับมานั่นเอง กำหนดให้มีค่าเท่ากับ δ_j^{l+1} ในส่วนหลังหาได้เป็น $\frac{\partial(\sum_i w_{ki}^l a_i^{l-1} + b_k^l)}{\partial o_k^l} = w_{jk}^{l+1} f'(o_k^l)$ ดังนั้นจึงสามารถแสดงส่วนแรกได้ดังสมการที่ (2.92)

$$\begin{aligned}\delta_k^l &= \frac{\partial e}{\partial o_k^l} = \sum_j \frac{\partial e}{\partial o_j^{l+1}} \frac{\partial o_j^{l+1}}{\partial o_k^l} = \sum_j \delta_j^{l+1} \frac{\partial(\sum_i w_{ki}^l a_i^{l-1} + b_k^l)}{\partial o_k^l} \\ &= \sum_i \delta_k^{l+1} w_{jk}^{l+1} f'(o_k^l)\end{aligned}\quad (2.92)$$

และกรณีที่ฟังก์ชันกระตุ้นก่อนหน้าคือ Sigmoid จะทำให้อนุพันธ์ย่อย $f'(o_k^l)$ มีค่าเท่ากับ $a_k^l(1 - a_k^l)$ จึงทำให้ผลของ δ_k^l แสดงดังสมการที่ (2.93)

$$\delta_k^l = a_k^l(1 - a_k^l) \sum_i \delta_k^{l+1} w_{jk}^{l+1} \quad (2.93)$$

$$w'_{ki} = w_{ki} - \eta \delta_k^l a_i^{l-1} \quad (2.94)$$

$$b'_k = b_k - \eta \delta_k^l \quad (2.95)$$

เมื่อทำการจัดโครงสร้างของชั้นและโหนด ดังตัวอย่างดังรูปที่ 2.44 (Mazur, 2015) จะได้โครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยในตัวอย่างประกอบไปด้วยชั้นอินพุตขนาด 2 โหนด ชั้นซ่อนขนาด 2 โหนด 1 ชั้น และชั้นเอาต์พุตขนาด 2 โหนด การกำหนดค่าเริ่มต้นสัมประสิทธิ์ของตัวแปรน้ำหนักและตัวแปรไบอัส อาจใช้วิธีสุ่มค่าหรือกำหนดค่าลงไปก็ได้ การปรับค่าน้ำหนักและไบอัส จะทำซ้ำจนกระทั่งครบจำนวนรอบการทำงานที่กำหนดไว้ ก็จะสามารถหาน้ำหนักและไบอัส ที่เหมาะสมได้

สำหรับฟังก์ชันสูญเสียที่นิยมใช้ สำหรับปัญหาการคัดแยกคือ Cross Entropy Loss แสดงดังสมการที่ (2.97)

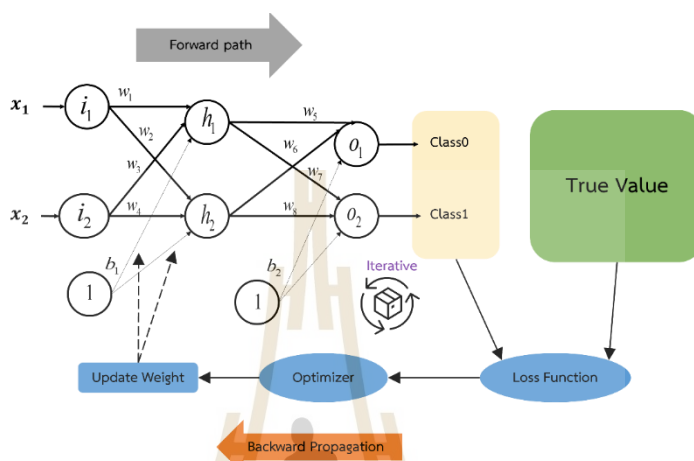
$$CE(y, p) = - \sum_{c=1}^M y_{o,c} \log(p_{o,c}) \quad (2.96)$$

เมื่อ M คือ จำนวนกลุ่มที่ต้องการจำแนก

y คือ เอาต์พุตจริงที่ปรับให้อยู่ในรูป One Hot Encoding

p คือ ความน่าจะเป็นในการคาดการณ์แต่ละกลุ่มที่เอาต์พุตจากโมเดล

จากสมการ (2.96) จะเห็นได้ว่า หากโมเดลทำนายแต่ละกลุ่มถูกต้องด้วยความน่าจะเป็นสูง จะทำให้ฟังก์ชันสูญเสียต่ำ หมายถึงโมเดลทำนายได้อย่างถูกต้องแบบมั่นใจ แต่หากทำนายถูกต้องแต่ความน่าจะเป็นต่ำ จะส่งผลให้ฟังก์ชันสูญเสียมีค่ามาก หมายถึงโมเดลทำนายได้อย่างถูกต้องแบบไม่มั่นใจ และหากทำนายผิดด้วยความน่าจะเป็นสูง ฟังก์ชันสูญเสียก็จะมากเช่นกัน



รูปที่ 2.44 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2.6.2 การประเมินผลโมเดลการเรียนรู้

การประเมินความถูกต้องของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ในรูปแบบการจำแนกข้อมูล นิยมประเมินผลด้วยเมทริกซ์ประเมินผล (Confusion Matrix) และเส้นโค้ง ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) โดยเมทริกซ์ความสับสน เป็นเครื่องมือสำคัญในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในงานการจำแนกข้อมูลโดยใช้ตารางในการแสดงผลการจำแนก ดังแสดงในรูปที่ 2.45 โดยจะมีข้อมูลภายใน 4 ชุด ดังนี้

True Positive (TP) จำนวนของข้อมูลที่โมเดลทำนายถูกต้องว่าเป็น Positive โดยจะเกิดขึ้นในกรณีที่โมเดลทำนาย Positive และข้อมูลเป็น Positive

True Negative (TN) จำนวนของข้อมูลที่โมเดลทำนายถูกต้องว่าเป็น Negative โดยจะเกิดขึ้นในกรณีที่โมเดลทำนาย Negative และข้อมูลเป็น Negative

False Positive (FP) จำนวนของข้อมูลที่โมเดลทำนายผิดเป็น Positive โดยจะเกิดขึ้นในกรณีที่โมเดลทำนาย Positive แต่ข้อมูลจริงเป็น Negative

False Negative (FN) จำนวนของข้อมูลที่โมเดลทำนายผิดเป็น Negative โดยจะเกิดขึ้นในกรณีที่โมเดลทำนาย Negative แต่ข้อมูลจริงเป็น Positive

		Predict Class	
Actual Class	TP	FN Type II Error	Recall TP/(TP+FN)
	FP Type I Error	TN	Specify TN/(TN+FP)
	Precision TP/(TP+FP)	Negative Predictive TN/(TN+FN)	Accuracy TP+TN/(#data)

รูปที่ 2.45 แสดงเมทริกซ์ประเมิณผล

ข้อมูลในเมทริกซ์ประเมิณผล สามารถนำมาคำนวณเพื่อหาตัวชี้วัดประสิทธิภาพอื่นๆ ได้ เช่น Accuracy Precision Recall F1-Score และอื่นๆ ดังแสดงในสมการที่(2.97) ถึง (2.100)

ความถูกต้อง (Accuracy) คือ อัตราส่วนของจำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกแบบ True Positives และ True Negative ต่อจำนวนข้อมูลทั้งหมด เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดล โดยบ่งบอกถึงความถูกต้องในการจำแนกกลุ่มข้อมูลดังสมการที่ (2.97) หาก Accuracy สูงแสดงว่าโมเดลมีความถูกต้องสูง

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.97)$$

Precision คืออัตราส่วนของจำนวนข้อมูล Positives ที่ทำนายถูก ต่อจำนวนข้อมูลที่ถูกทำนายว่าเป็น Positives ทั้งหมด แสดงดังสมการที่ (2.98) หาก Precision สูง แสดงว่าโมเดลมีความแม่นยำสูง

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{TP}{PP} \quad (2.98)$$

Recall คือ อัตราส่วนของจำนวนข้อมูล Positives ที่ทำนายถูก ต่อจำนวนข้อมูลจริงที่เป็น Positive แสดงดังสมการที่ (2.99) หาก Recall สูงแสดงถึงโมเดลมีความสามารถในการจดจำข้อมูล Positive ได้ดี

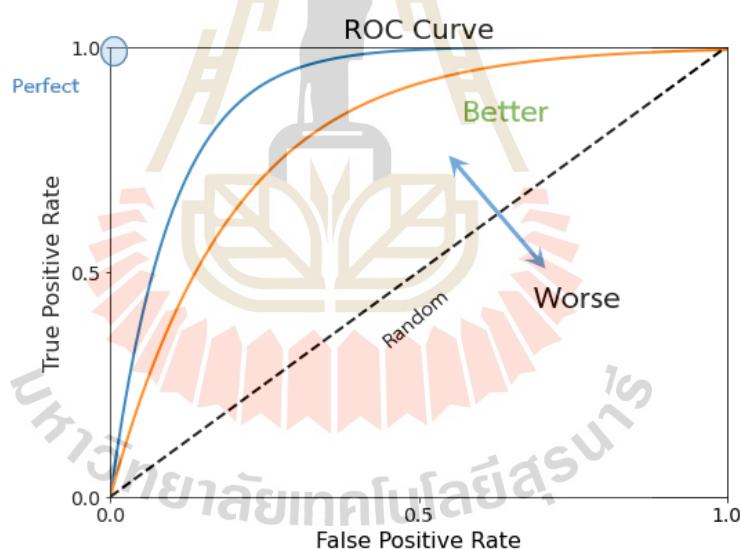
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P} \quad (2.99)$$

F1-Score เป็นตัวชี้วัดความสมดุลระหว่าง Precision และ Recall ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกกลุ่มข้อมูล ค่า F1-score จะช่วยในการประเมินความสามารถใน

การระบุคลาส Positive และความแม่นยำในการจำแนก Positive ของโมเดล โดยมีความสำคัญในกรณีที่กลุ่มข้อมูล Positive และกลุ่มข้อมูล Negative มีการแจกแจงไม่สมดุลกัน

$$F1 - Score = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (2.100)$$

เส้นโค้ง ROC (Receiver operating characteristic) แสดงดังรูปที่ 2.46 เป็นกราฟที่ใช้ในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโมเดลในการจำแนกข้อมูล โดยการแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง True Positive Rate (TPR) และ False Positive Rate (FPR) การคำนวณเส้นโค้ง ROC นั้นจะทำการปรับค่า threshold ในการตัดสินใจว่าข้อมูลควรจะถูกจำแนกเป็น Positive หรือ Negative โดยที่แกน X คือ FPR และแกน Y คือ TPR โดยมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 เมื่อพื้นที่ใต้กราฟ AUC (Area Under the Curve) มีค่าเท่ากับ 1 แสดงถึงประสิทธิภาพของโมเดลที่สูงที่สุด (Perfect Classifier) และหากโมเดลมีความสามารถในการจำแนกกลุ่มข้อมูลเท่ากับการเดาสุ่ม จะแสดงดังเส้น Random



รูปที่ 2.46 แสดงเส้นโค้ง ROC

True Positive Rate (TPR) คือค่าเดียวกันกับ Recall

False Positive Rate (FPR) คืออัตราส่วนของจำนวนข้อมูล False Positive ที่ทำนายถูกต้องต่อข้อมูล Negative จริงทั้งหมด แสดงดังสมการที่ (2.101) FPR จะเป็นตัวชี้วัดโมเดลทำนายผิดว่าข้อมูลเป็น Positive ในบางครั้งเรียกว่าอัตราการเกิดสัญญาณหลอก

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} = \frac{FP}{N} \quad (2.101)$$

จากการปฏิศัณ्नวรรณกรรม ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้องทั้ง 3 ส่วนมีรายละเอียดดังนี้

การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์แบบฟังก์ชันถ่ายโอน มีหลายเทคนิคที่นักวิจัยหลายท่านนำเสนอ ยกตัวอย่างเช่น วิธีการสร้างฟังก์ชันถ่ายโอนโดยใช้กฎทางฟิสิกส์ หรือใช้ข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ประมาณฟังก์ชันถ่ายโอนด้วยมือ วิธีการกำลังสองน้อยที่สุด วิธีการแบบกราฟวิธีการแบบเกรเดียนซ์ โดยในขั้นตอนดำเนินงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการกำลังสองน้อยที่สุด แบบปรับตัวถ่วงน้ำหนักอัตโนมัติ ร่วมกับการแบ่งช่วงประมาณแบบจำลองในช่วงเรโซแนนซ์ และเมื่อได้ผลของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ จะทำให้ทราบถึงพฤติกรรมและความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ที่มีผลต่อประสิทธิภาพของระบบ

การปรับอัตราขยายของตัวควบคุมมีหลายเทคนิคที่นิยมแพร่หลายในปัจจุบัน เพื่อให้ระบบทำงานอย่างเหมาะสมและมีประสิทธิภาพสูงสุด. โดยมีทั้งแบบที่ไม่ต้องใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ และแบบที่ต้องใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ การปรับโดยใช้แบบจำลองจะช่วยลดเวลาจากการลองผิดลองถูกลงได้ ในการดำเนินงานวิจัยนี้จะมุ่งเน้นใช้วิธีการเชิงพันธุกรรมในการปรับอัตราขยายพีไอดี โดยใช้แบบจำลองที่ประมาณได้ในขั้นตอนก่อนหน้า

การสร้างระบบคัตแบกมีหลายเทคนิคที่ถูกนำมาใช้ในปัจจุบัน เช่น การใช้ข้อมูลทางสถิติ การใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบแผนภูมิต้นไม้ แบบเวกเตอร์คำย่น และแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยในการดำเนินงานวิจัยนี้จะมุ่งเน้นใช้โมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมในการคัตแบกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณโดยใช้ข้อมูลที่เกิดขึ้นระหว่างการเขียนสัญญาณเป็นข้อมูลอินพุต

การดำเนินงานวิจัยทั้ง 3 ส่วน จะแสดงวิธีดำเนินการวิจัยในบทถัดไป

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

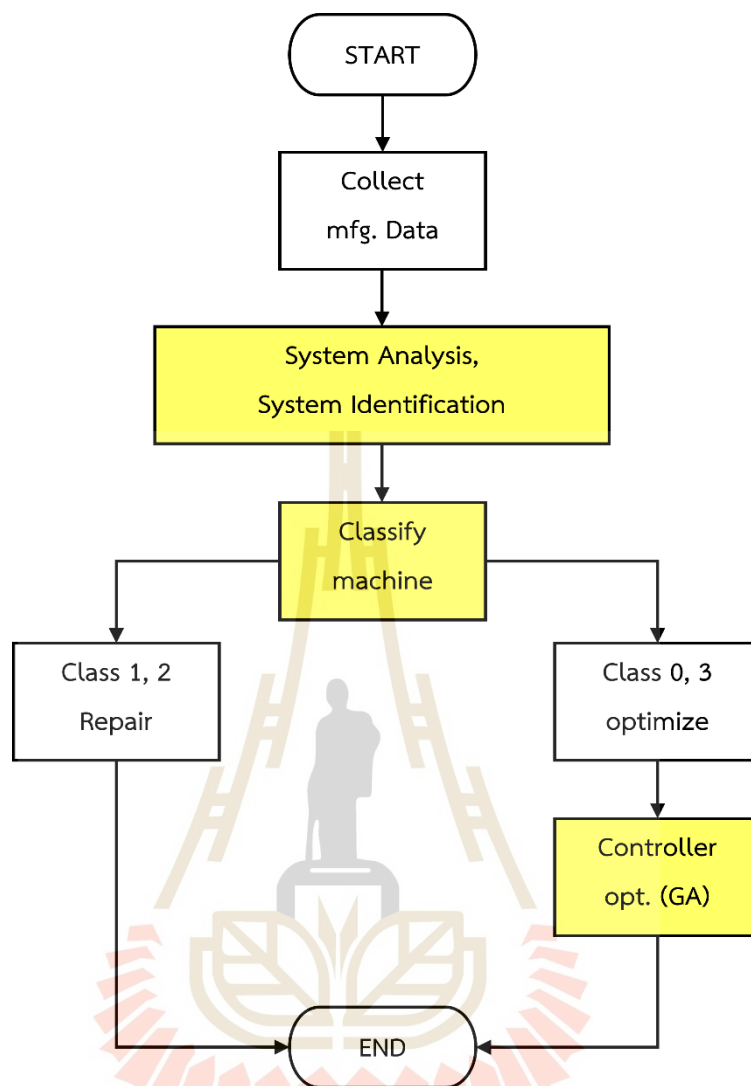
3.1 บทนำ

ในบทที่ 3 นี้ ผู้วิจัยจะแสดงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยโดยใช้ข้อมูลที่ได้ศึกษาเกี่ยวกับทฤษฎีการประมาณแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ การปรับอัตราขยายของตัวควบคุม และการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจากบทก่อนหน้า รวมทั้งทำการวิเคราะห์รูปแบบของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในเครื่องเขียนสัญญาณที่ไม่เป็นไปตามข้อกำหนดของกระบวนการผลิต และส่งผลให้เกิดงานเสียในกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

สาเหตุของความผิดพลาดดังกล่าวเกิดจากการสึกหรอของชิ้นส่วนในอุปกรณ์ควบคุมตำแหน่ง โดยความเสียหายดังกล่าวจะถูกระบุด้วยรหัสความเสียหาย G Code 001525: Spiral PES DFT Contents out of limit หากชิ้นส่วนของเครื่องเขียนสัญญาณเสียหายแบบรุนแรงเครื่องเขียนสัญญาณดังกล่าวจำเป็นต้องถูกคัดแยกและทำการซ่อมบำรุง แต่หากการสึกหรอดังกล่าวไม่รุนแรงเครื่องเขียนสัญญาณจะยังคงใช้งานต่อไปได้อีกระยะหนึ่ง แต่จำเป็นต้องปรับอัตราขยายของตัวควบคุมเพื่อชดเชยการสึกหรอที่เกิดขึ้น

ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย เริ่มจากการเก็บข้อมูลจากกระบวนการผลิต เพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูล สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ และเลือกฟีเจอร์ที่เหมาะสมต่อระบบการคัดเลือก เพื่อใช้ในการแบ่งกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ โดยกลุ่มที่ 1 และกลุ่มที่ 2 จะถูกคัดแยกเพื่อทำการซ่อมบำรุง ในขณะที่กลุ่มที่ 0 และกลุ่มที่ 3 จะถูกคัดแยกเพื่อหาอัตราขยายของตัวควบคุมที่เหมาะสม โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่หาได้จากขั้นตอนก่อนหน้า สำหรับฟลวชาร์ตการทำงานในบทนี้แสดงดังรูปที่ 3.1

สำหรับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ จะใช้รูปแบบฟังก์ชันถดถอยที่ถูกประมาณค่าสัมประสิทธิ์ด้วยเทคนิคกำลังสองน้อยที่สุดแบบถ่วงน้ำหนัก (Weight Least Square: WLS) ส่วนการปรับอัตราขยายของตัวควบคุมจะใช้เทคนิคการหาค่าเหมาะที่สุดแบบวิวิธวิธีทางพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) และในส่วนของการคัดแยกประสิทธิภาพของเครื่องเขียนสัญญาณจะใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)



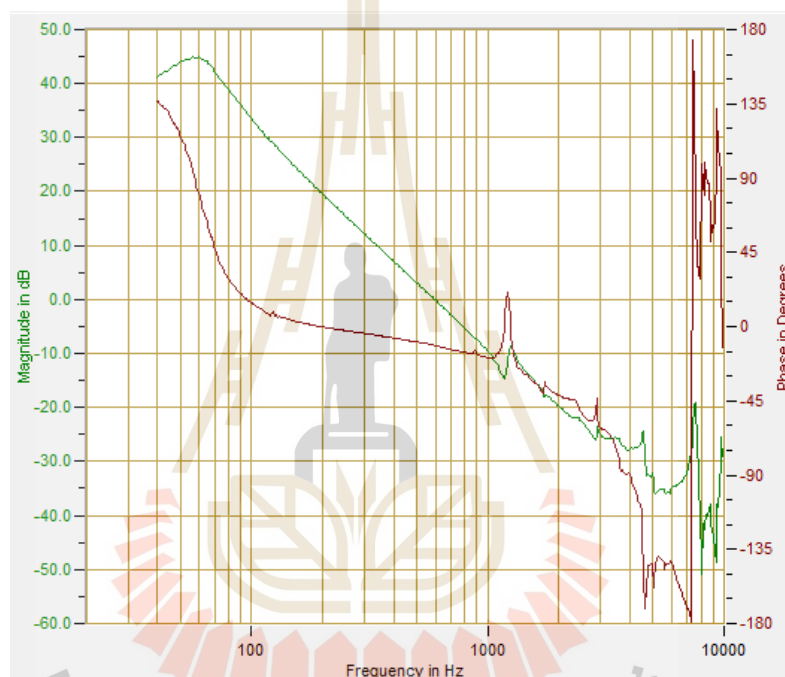
รูปที่ 3.1 โฟลวชาร์ตการทำงาน

3.2 การเตรียมเครื่องมือเพื่อเก็บข้อมูลการตอบสนองของเครื่องเขียนสัญญาณ

การเตรียมเครื่องเขียนสัญญาณเพื่อเก็บข้อมูลการตอบสนองทางความถี่แสดงดังรูปที่ 3.2 จะเริ่มต้นด้วยขั้นตอนการนำฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์บรรจุในชุดจับยึดที่เรียกว่า Seed Cell จากนั้นใช้โปรแกรม WinSTW ควบคุมการจับยึดฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ และทำการเชื่อมต่อชุดจ่ายไฟและชุดติดต่อสื่อสารผ่านทางคอนเนคเตอร์ของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

ทำการเปิดโปรแกรม MicroE System Motion Control และเลือกการทดสอบในรูปแบบการตอบสนองทางความถี่ โดยกำหนดแรงดันของสัญญาณไซน์อินพุตเท่ากับ 0.4 โวลต์ (ยอด้ถึงยอด้) ต่อมาเลือกการเก็บข้อมูล 200 จุดต่อเดเคด และกำหนดช่วงความถี่ในการเก็บข้อมูลการตอบสนองที่ช่วง 40 จนถึง 9000 เฮิรตซ์

ทำการกดปุ่ม Bode เครื่องเขียนสัญญาณจะเริ่มทำการเก็บข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ในช่วงที่กำหนดดังแสดงในรูปที่ 3.4 ใช้เวลาประมาณ 5 นาที แล้วทำการบันทึกไฟล์โดยใช้นามสกุล bod เก็บไว้ เพื่อทำการระบุตัวลักษณะของระบบต่อไป และหยุดการทำงานของโปรแกรมทั้งสอง

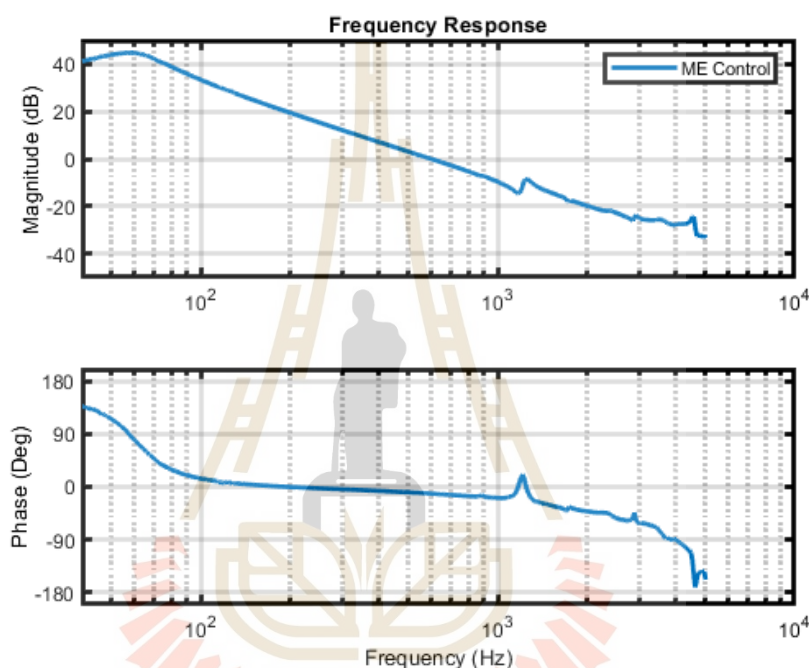


รูปที่ 3.4 โปรแกรม MicroE System Motion Control

ตัวอย่างของไฟล์การตอบสนองทางความถี่ 5 ตำแหน่งแรกแสดงดังรูปที่ 3.5 ข้อมูล Point คือ ลำดับของการเก็บข้อมูล ข้อมูล Freq แสดงความถี่ที่ใช้กระตุ้น ข้อมูล Mag แสดงการตอบสนองทางขนาด และ Phase แสดงการตอบสนองทางมุมเฟส เมื่อนำไฟล์การตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณมาพล็อตลงกราฟเขมิล็อกในแบบ Unwrap Phase สามารถแสดงดังรูปที่ 3.6 จะสังเกตได้ว่าการตอบสนองทางมุมเฟสถูกปรับยกขึ้น 180 องศา เพื่อให้่ายต่อการอ่านค่า Phase Margin

Point	Freq	Mag	Phase
0	40.008	112.91	137
1	40.457	115.99	137
2	40.917	120.35	135
3	41.387	121.56	134
4	41.868	123.51	134
5	42.361	126.05	133

รูปที่ 3.5 ไฟล์ผลการตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณ



รูปที่ 3.6 การตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณ

3.3 วิธีการระบุอัตลักษณ์ของระบบ

การระบุอัตลักษณ์ของระบบในงานวิจัยนี้จะเริ่มด้วยการปรับข้อมูลมูเมเฟสในรูปที่ 3.6 ซึ่งแสดงในรูปของ Phase Margin ให้เป็นการตอบสนองแบบมูเมเฟสโดยทำการปรับเฟสลดลง ดังแสดงในรูปที่ 3.7 จากผลตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สามารถสร้างโดยการรวมฟังก์ชันถ่ายโอนที่ความถี่ต่ำและความถี่สูงเข้าด้วยกัน

การพิจารณาที่ความถี่ต่ำ เมื่อทำการเปลี่ยนหน่วยแกนนอนของกราฟเขมิล็อกจากเฮิร์ตซ์เป็นเรเดียนต่อวินาทีดังรูปที่ 3.7 จะสังเกตเห็นการตอบสนองทางขนาดของเครื่องเขียนสัญญาณมีขนาดเพิ่มขึ้นในช่วง 300 ถึง 400 เรเดียนต่อวินาที. และเปลี่ยนแปลงลดลง 40 เดซิเบลต่อเดเคดในช่วงความถี่สูง ในขณะที่การตอบสนองทางมูเมเฟสมีการเปลี่ยนแปลงจาก 0 องศา เป็น -180 องศา จาก

พฤติกรรมการตอบสนองดังกล่าวสามารถประมาณแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในช่วงความถี่ต่ำได้ด้วยรูปมาตรฐานของระบบอันดับสองดังแสดงในสมการที่ (3.1)

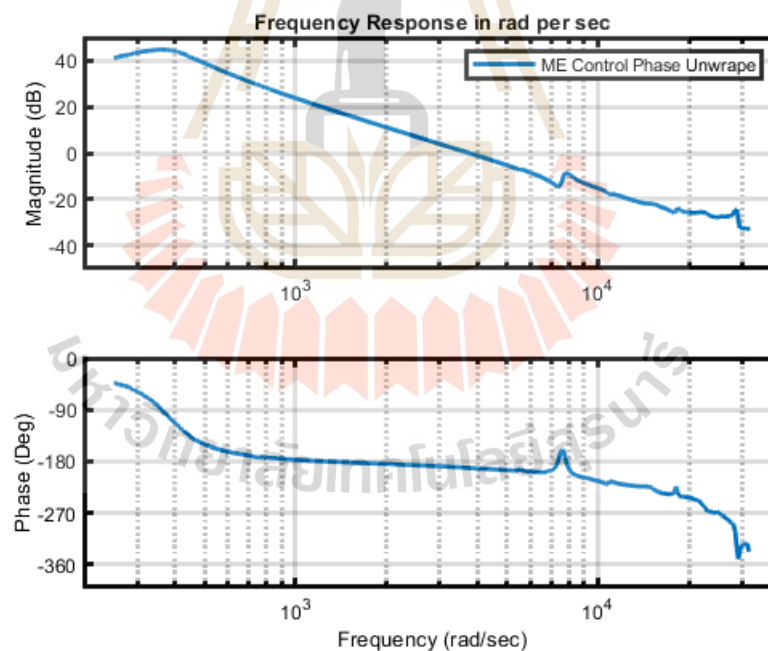
$$G(s)_{\text{Second Order Std. Form}} = \frac{K_{ac}\omega_0^2}{s^2 + 2\zeta_0\omega_0s + \omega_0^2} \quad (3.1)$$

โดยที่ ω_0 คือความถี่ธรรมชาติ

ζ_0 คืออัตราส่วนความหน่วง

K_{ac} คืออัตราขยายดีซี

เนื่องจากการเก็บข้อมูลการตอบสนองทางความถี่จำเป็นต้องเชื่อมต่อชุดขยายสัญญาณเข้ากับชุดควบคุมตำแหน่ง จึงทำให้อัตราขยายดีซีในสมการที่ (3.1) คืออัตราขยายของชุดควบคุมตำแหน่ง และชุดขยายสัญญาณร่วมกัน และเนื่องจากการวิเคราะห์ส่วนใหญ่ในกระบวนการผลิต ใช้หน่วยของความถี่เป็นเฮิรตซ์ การวิเคราะห์หลังจากนี้จะทำการปรับหน่วยความถี่ของ โปเดพล็อตเป็นเฮิรตซ์ด้วย

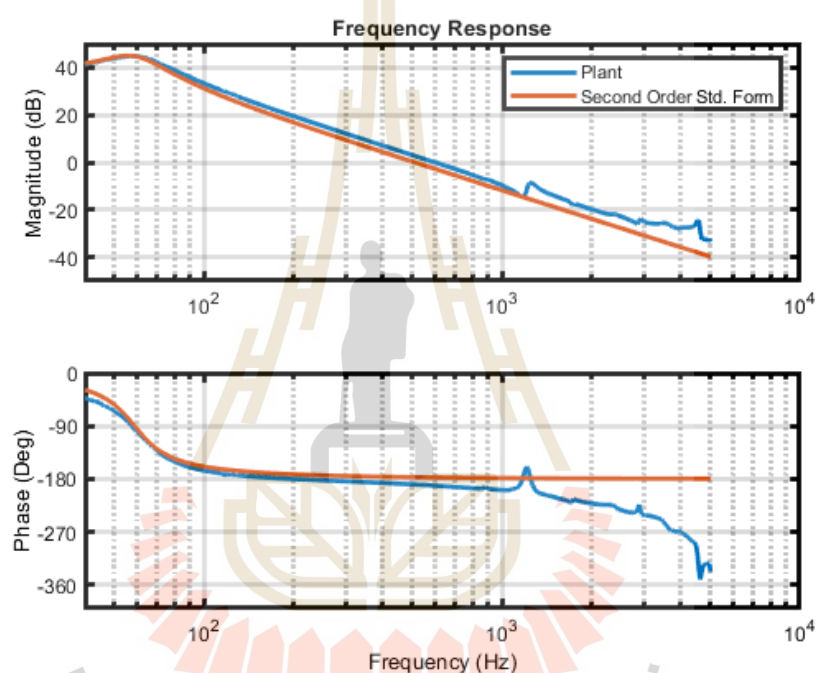


รูปที่ 3.7 แสดงผลการปรับการตอบสนองทางมูเมเฟส

เมื่อทำการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยสมการที่ (2.37) โดยใช้รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนดังสมการที่ (3.1) จะได้ผลแสดงดังรูปที่ 3.8 และสัมประสิทธิ์แสดงดังสมการที่ (3.2) โดยที่ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักแสดงดังรูปที่ 3.9

จะสังเกตเห็นว่าแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในรูปมาตรฐานของระบบอันดับสองที่ได้ มีความสอดคล้องกับข้อมูลการตอบสนองทางขนาดที่วัดได้จริง อย่างไรก็ตามข้อมูลการตอบสนองทางมุมเฟส แสดงความแตกต่างในช่วงความถี่สูง ซึ่งเป็นพฤติกรรมของการหน่วงเวลา

$$G(s)_{\text{Second Order Std. Form}} = \frac{75 \times 369^2}{s^2 + 2 \times 0.22 \times 369s + 369^2} \quad (3.2)$$

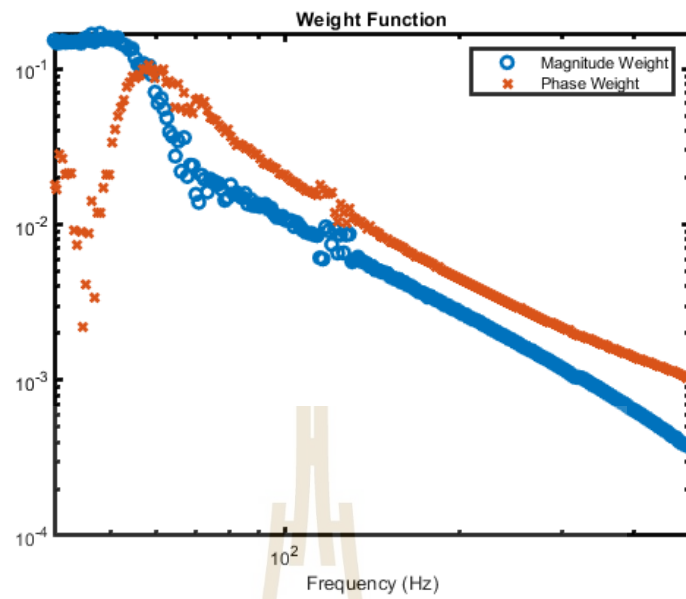


รูปที่ 3.8 แสดงผลการระบุอัตลักษณ์ของระบบที่ความถี่ต่ำ

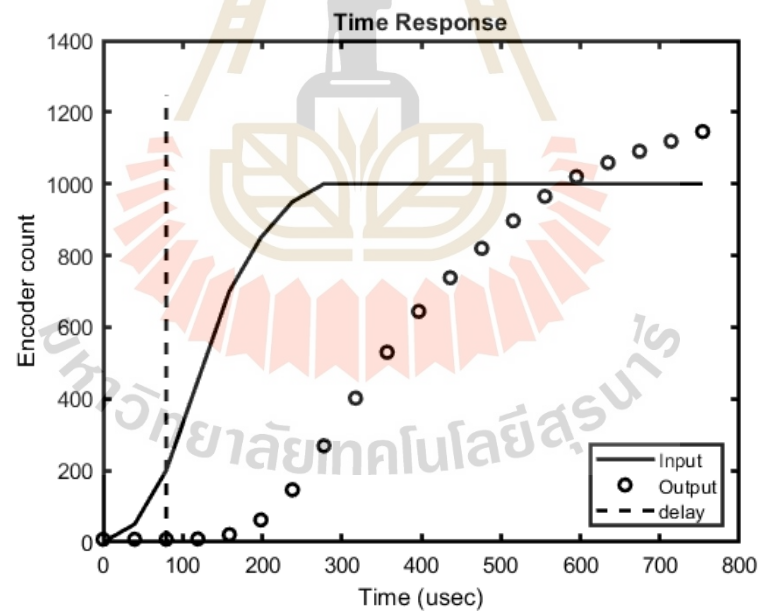
เมื่อสังเกตการตอบสนองทางเวลาของเครื่องเขียนสัญญาณดังรูปที่ 3.10 จะสังเกตเห็นว่า สามารถประมาณค่าเวลาหน่วงในช่วง 39.6 ถึง 79.4 ไมโครวินาที ดังนั้นสมการที่ (3.1) จึงถูกเพิ่มเวลาหน่วง t_d เป็นสมการที่ (3.3) เพื่อปรับปรุงแบบจำลองในส่วนมุมเฟสที่ความถี่สูง

$$G(s)_{\text{delay}} = e^{(-t_d \times s)} \times \frac{K_{dc} \omega_0^2}{s^2 + 2\zeta_0 \omega_0 s + \omega_0^2} \quad (3.3)$$

เมื่อทำการประมาณค่าด้วยวิธีภาคตัดทอง (Golden Section Method: GSM) สามารถประมาณค่าของเวลาหน่วงได้ที่ 65 ไมโครวินาที สมประสิทธิ์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ แสดงดังสมการที่ (3.4) ความถูกต้องของแบบจำลองในส่วนมุมเฟสถูกปรับปรุงแสดงดังรูปที่ 3.11

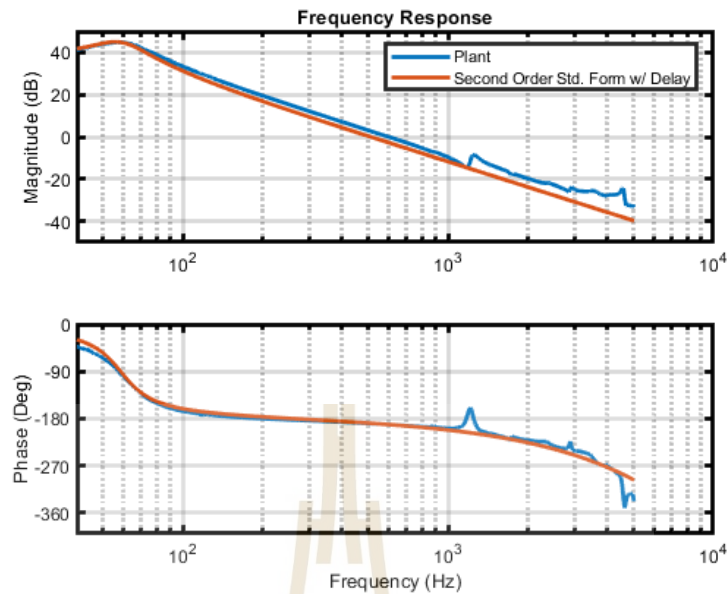


รูปที่ 3.9 แสดงฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักที่ความถี่ต่ำ



รูปที่ 3.10 แสดงเวลาหน่วงการเคลื่อนที่ของชุดควบคุมตำแหน่ง

$$G(s)_{\text{delay}} = e^{(-65 \times 10^{-6}s)} \times \frac{75 \times 369^2}{s^2 + 2 \times 0.22 \times 369s + 369^2} \quad (3.4)$$



รูปที่ 3.11 แสดงการปรับปรุงมูเฟส ด้วยการเพิ่มเวลาหน่วง

เมื่อพิจารณาที่ความถี่สูงในช่วง 500 เฮิร์ตซ์ ขึ้นไปเครื่องเขียนสัญญาณแสดงพฤติกรรมของขนาดเพิ่มขึ้นหลายตำแหน่ง ซึ่งเกิดจากการกระแทกกันของชุดหัวอ่านเขียนกับชุดควบคุมตำแหน่ง ที่ประมาณ 1000 ถึง 2000 เฮิร์ตซ์ และการบิดตัวของชุดควบคุมตำแหน่งเองที่ความถี่สูง ประมาณ 5000 เฮิร์ตซ์ พฤติกรรมดังกล่าวถูกรวมเรียกว่า เรโซแนนซ์ การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ในช่วงความถี่สูงจะยังคงใช้สมการที่ (2.37) เป็นหลัก โดยรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอนจะใช้รูปแบบผลคูณของคู่อิโรรและโพลเชิงซ้อน ซึ่งเหมาะกับการอธิบายพฤติกรรมของเรโซแนนซ์ดังแสดงในสมการที่ (3.5) จำนวนของเรโซแนนซ์จะถูกกำหนดด้วยวิธีการหาจำนวนยอดที่เกิดขึ้นในช่วงความถี่ 500 ถึง 6000 เฮิร์ตซ์ แสดงดังรูปที่ 3.12 ซึ่งสามารถแบ่งจำนวนเรโซแนนซ์ได้ 6 แบบจำลอง เนื่องจากขนาดของเรโซแนนซ์สูงย่อมส่งผลกระทบต่อการทำงานของแบบวงปิดมากกว่าจึงควรให้ความสำคัญในการประมาณค่าแบบจำลองเป็นลำดับแรก ดังแสดงในรูปที่ 3.13 และรูปที่ 3.14 แสดงเรโซแนนซ์ที่ประมาณค่าได้

$$G(s)_{\text{Resonance}} = \prod_{r=1}^N \frac{s^2 + 2\zeta_{nr}\omega_{nr}s + \omega_{nr}^2}{s^2 + 2\zeta_{dr}\omega_{dr}s + \omega_{dr}^2} \quad (3.5)$$

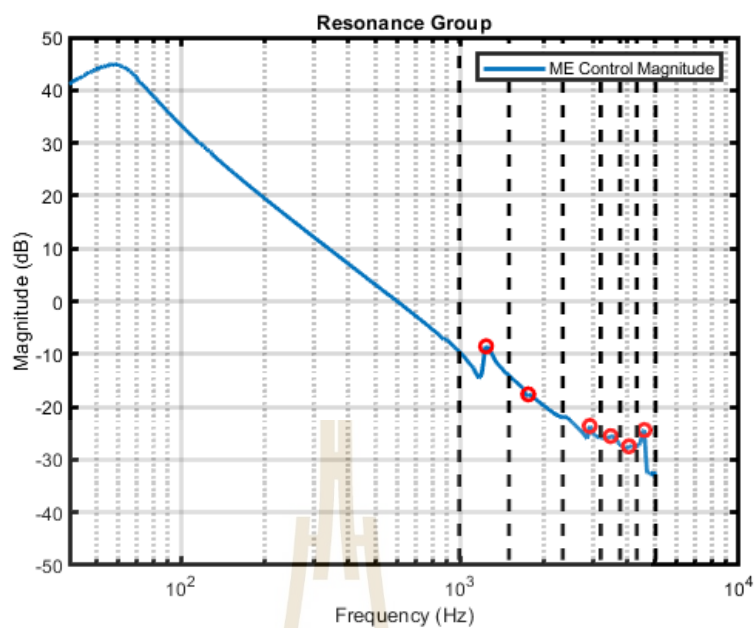
โดยที่ ω_{nr} คือความถี่ธรรมชาติของคู่อิโรรเชิงซ้อน

ζ_{nr} คืออัตราส่วนการหน่วงของคู่อิโรรเชิงซ้อน

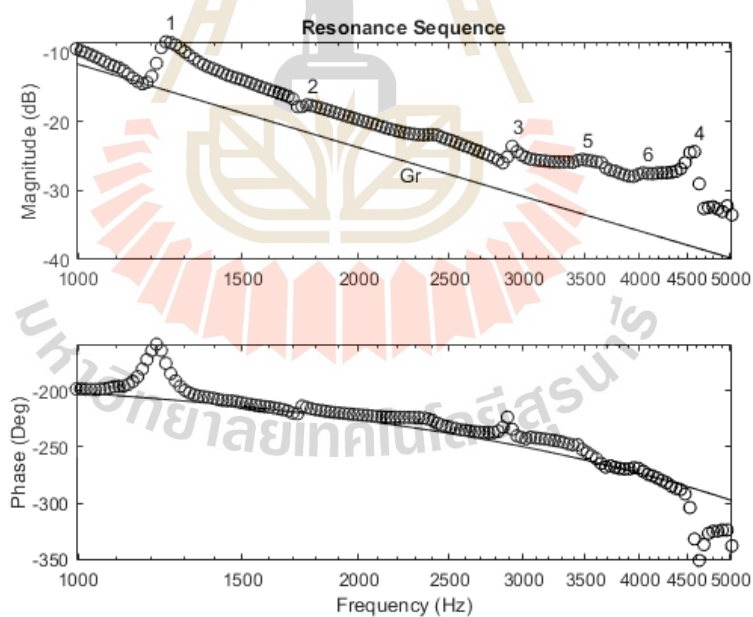
ω_{dr} คือความถี่ธรรมชาติของโพลเชิงซ้อน

ζ_{dr} คืออัตราส่วนการหน่วงของโพลเชิงซ้อน

N คือจำนวนเรโซแนนซ์

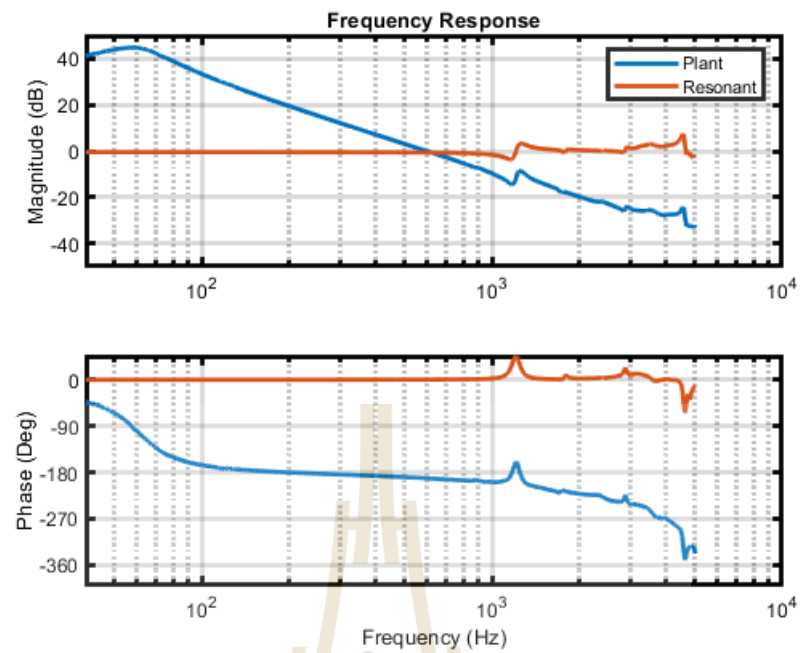


รูปที่ 3.12 แสดงการแบ่งกลุ่มข้อมูลเพื่อหาแบบจำลองที่ความถี่สูง

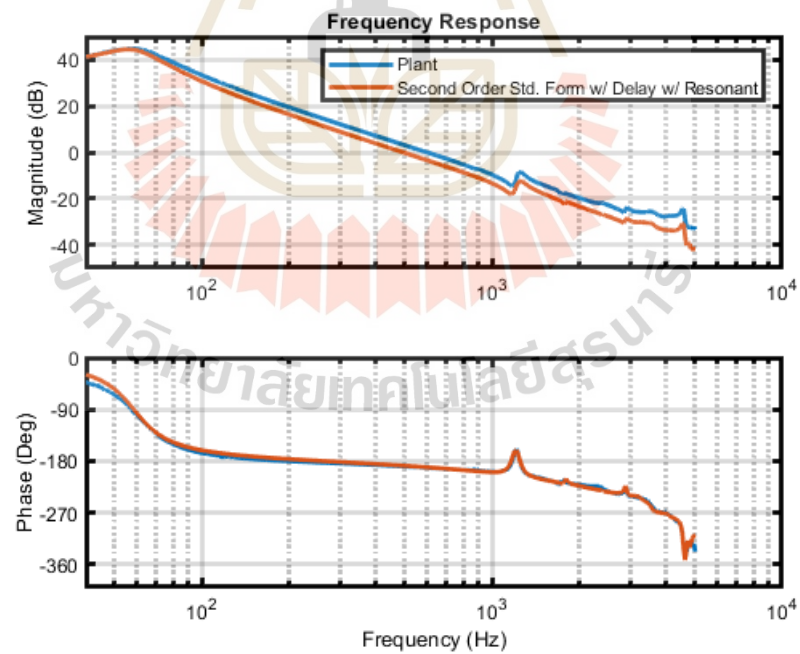


รูปที่ 3.13 แสดงลำดับการหาแบบจำลองที่ความถี่สูง

รูปที่ 3.15 แสดงการเปรียบเทียบข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ที่วัดได้ และแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในช่วงความถี่สูง สังเกตได้ว่าแบบจำลองมีความถูกต้องมากขึ้น และสัมประสิทธิ์รวมของเรโซแนนซ์แสดงดังสมการที่ (3.6) ถึง (3.11)



รูปที่ 3.14 แสดงแบบจำลองที่ความถี่สูง



รูปที่ 3.15 แสดงแบบจำลองตลอดช่วงความถี่

$$Gf_1(s) = \frac{s^2 + 566s + 5.6e^7}{s^2 + 570s + 5.9e^7} \quad (3.6)$$

$$Gf_2(s) = \frac{s^2 + 197s + 1.3e^8}{s^2 + 221s + 1.3e^7} \quad (3.7)$$

$$Gf_3(s) = \frac{s^6 + 3876s^5 + 9.7e^8s^4 + 2.2e^{12}s^3 + 3.0e^{17}s^2 + 3.0e^{20}s + 3.1e^{25}}{s^6 + 3561s^5 + 9.8e^8s^4 + 2.0e^{12}s^3 + 3.1e^{13}s^2 + 2.8e^{20}s + 3.2e^{25}} \quad (3.8)$$

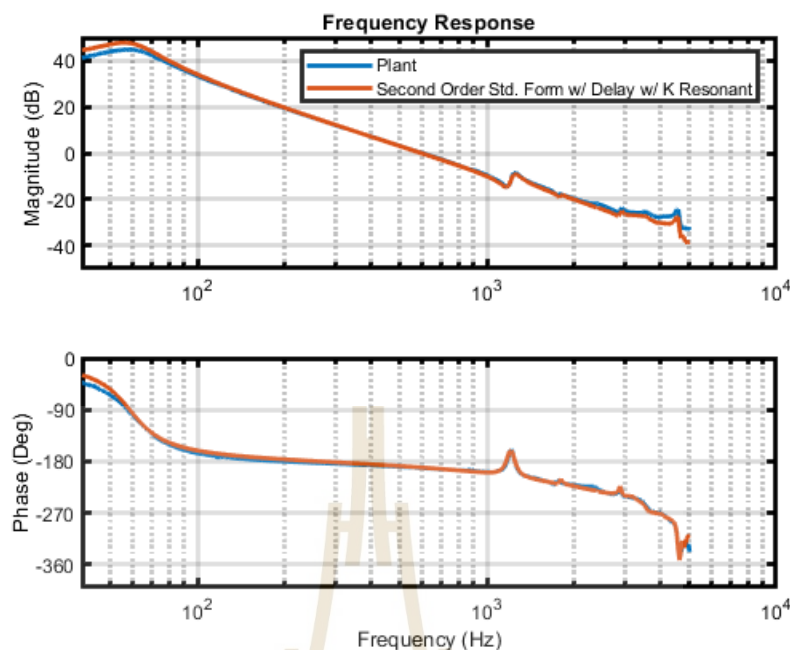
$$Gf_4(s) = \frac{s^2 + 1194s + 5.0e^8}{s^2 + 1005s + 5.0e^8} \quad (3.9)$$

$$Gf_5(s) = \frac{s^4 + 1744s^3 + 1.8e^9s^2 + 1.5e^{12}s + 7.9e^{17}}{s^4 + 1366s^3 + 1.7e^9s^2 + 1.2e^{12}s + 7.5e^{17}} \quad (3.10)$$

$$Gf_6(s) = \frac{s^2 + 921s + 6.3e^8}{s^2 + 898s + 6.4e^8} \quad (3.11)$$

เมื่อพิจารณาตลอดช่วงความถี่ของรูปที่ 3.15 จะสังเกตว่าการตอบสนองทางขนาดของแบบจำลอง และข้อมูลจริงมีความแตกต่างกันตลอดช่วงความถี่ แต่ข้อมูลการตอบสนองทางมุมเฟสมีความสอดคล้องกัน เพื่อทำการปรับปรุงแบบจำลองให้มีความถูกต้องมากขึ้นโดยไม่ส่งผลกระทบต่อผลตอบสนองของแบบจำลองทางมุมเฟสจึงทำการปรับสมการที่ (3.5) ด้วยการเพิ่มอัตราขยายที่ช่วงความถี่เรโซแนนซ์ดังสมการที่ (3.12) โดย k_{res} เท่ากับ 1.5 หาได้จากวิธีการภาคตัดทองเช่นเดียวกับการหาเวลาหน่วงในช่วงความถี่ต่ำ ผลแสดงดังรูปที่ 3.16

$$G(s)_{Resonance} = k_{res} \times \prod_{r=1}^N \frac{s^2 + 2\zeta_n \omega_{nr} s + \omega_{nr}^2}{s^2 + 2\zeta_r \omega_{dr} s + \omega_{dr}^2} \quad (3.12)$$



รูปที่ 3.16 แสดงการปรับปรุงอัตราขยายของแบบจำลอง

เมื่อทำการรวมสัมประสิทธิ์ของทุกแบบจำลอง สามารถแสดงดังสมการที่ (3.13)

$$G(s) = e^{(-65 \times 10^{-6}s)} \times \frac{75 \times 369^2}{s^2 + 2 \times 0.22 \times 369s + 369^2} \times 1.5 \frac{a_{18}s^{18} + a_{17}s^{17} \dots \dots \dots + a_1s + a_0}{b_{18}s^{18} + b_{17}s^{17} \dots \dots \dots + b_1s + b_0} \quad (3.13)$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} a_{18} &= 1 \quad a_{17} = 8549 \quad b_{18} = 1 \quad b_{17} = 7578 \\ a_{16} &= 4.1e16 \quad a_{15} = 3.0e13 \quad b_{16} = 4.1e9 \quad b_{15} = 2.7e13 \\ a_{14} &= 7.0e18 \quad a_{13} = 4.4e22 \quad b_{14} = 6.9e18 \quad b_{13} = 3.9e22 \\ a_{12} &= 6.6e27 \quad a_{11} = 3.4e31 \quad b_{12} = 6.6e27 \quad b_{11} = 3.1e23 \\ a_{10} &= 3.8e36 \quad a_9 = 1.6e40 \quad b_{10} = 3.7e36 \quad b_9 = 1.4e40 \\ a_8 &= 1.3e45 \quad a_7 = 4.2e48 \quad b_8 = 1.3e35 \quad b_7 = 3.8e48 \\ a_6 &= 2.9e53 \quad a_5 = 6.3e56 \quad b_6 = 2.9e53 \quad b_5 = 5.9e56 \\ a_4 &= 3.6e61 \quad a_3 = 4.9e64 \quad b_4 = 3.6e61 \quad b_3 = 4.7e63 \\ a_2 &= 2.3e69 \quad a_1 = 1.5e72 \quad b_2 = 2.2e69 \quad b_1 = 1.4e72 \\ a_0 &= 5.4e76 \quad b_0 = 5.8e76 \end{aligned}$$

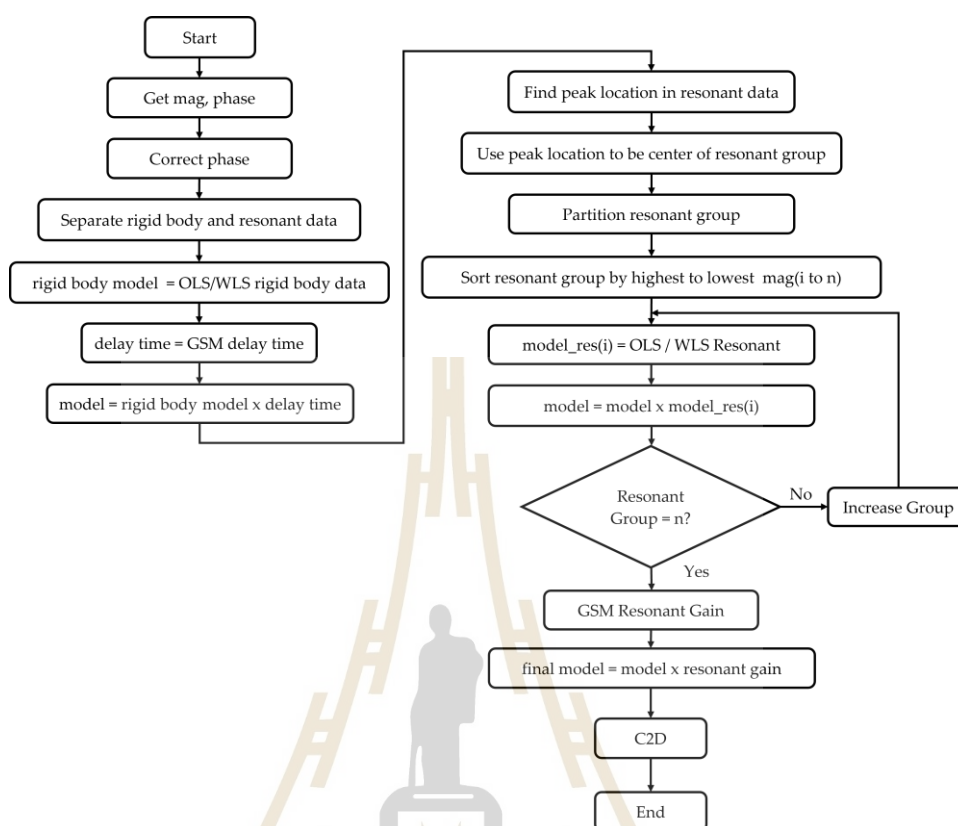
โดยทั่วไปตัวควบคุมที่ใช้ในงานอุตสาหกรรมจะเป็นแบบดิจิตอล เราสามารถปรับแบบจำลองในสมการที่ (3.13) จากแบบจำลองในรูปแบบเวลาต่อเนื่อง เป็นรูปแบบเวลาไม่ต่อเนื่องได้ ในงานวิจัยนี้ใช้วิธีการแปลงแบบจำลองชนิดการคงสถานะอันดับศูนย์ (Zero Order Hold: ZOH) ดังแสดงในสมการที่ (3.14)

$$G(z) = z^{-2} \times \frac{0.001013z^2 + 0.01165z + 0.003311}{z^2 - 1.944z + 0.9337} \times 1.5 \frac{a_{18}z^{18} + a_{17}z^{17} \dots + a_1z + a_0}{b_{18}z^{18} + b_{17}z^{17} \dots + b_1z + b_0} \quad (3.14)$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} a_{18} &= 1 \quad a_{17} = -17.4 \quad b_{18} = 1 \quad b_{17} = -11.9 \\ a_{16} &= 103.8 \quad a_{15} = -409.4 \quad b_{16} = 71.6 \quad b_{15} = -283.3 \\ a_{14} &= 1192 \quad a_{13} = -2713 \quad b_{14} = 827 \quad b_{13} = -1886 \\ a_{12} &= 4992 \quad a_{11} = -7584 \quad b_{12} = 3478 \quad b_{11} = -5292 \\ a_{10} &= 9634 \quad a_9 = -1e4 \quad b_{10} = 7205 \quad b_9 = -7205 \\ a_8 &= 9300 \quad a_7 = -7067 \quad b_8 = 650 \quad b_7 = -4945 \\ a_6 &= 4490 \quad a_5 = -2355 \quad b_6 = 3142 \quad b_5 = -1648 \\ a_4 &= 998.7 \quad a_3 = -331 \quad b_4 = 698.3 \quad b_3 = -231.1 \\ a_2 &= 80.9 \quad a_1 = -13.1 \quad b_2 = 56.5 \quad b_1 = -91.4 \\ a_0 &= 1.1 \quad b_0 = 0.7 \end{aligned}$$

โฟลวชาร์ตแสดงขั้นตอนการระบุอัตลักษณ์ของระบบแสดงได้ดังรูปที่ 3.17

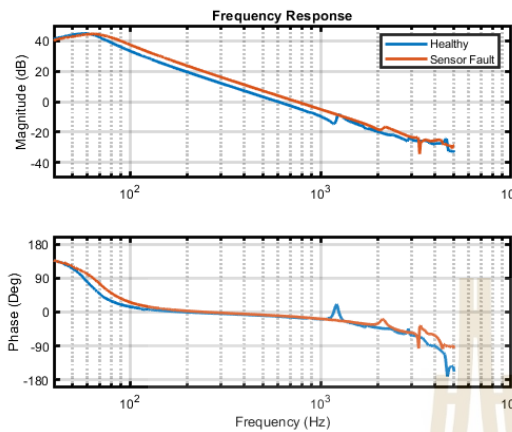


รูปที่ 3.17 แสดงขั้นตอนการหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

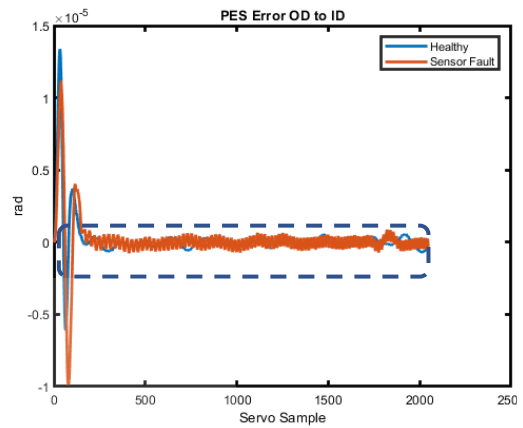
3.4 การวิเคราะห์การตอบสนองทางเวลาและความถี่

ในกระบวนการผลิตถึงแม้จะใช้เครื่องเขียนสัญญาณชนิดเดียวกันในการเขียนสัญญาณอ้างอิง แต่เครื่องเขียนสัญญาณแต่ละเครื่องจะมีเอกลักษณ์ที่แตกต่างกันออกไป ข้อมูลสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากการระบุอัตลักษณ์ของระบบ จะช่วยให้สามารถวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงประสิทธิภาพของเครื่องเขียนสัญญาณแต่ละกลุ่มได้ และแบบจำลองดังกล่าวยังสามารถประยุกต์ใช้ในการปรับอัตราขยายของตัวควบคุม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการเขียนสัญญาณได้อีกด้วย รูปที่ 3.18 แสดงการตอบสนองของเครื่องเขียนสัญญาณที่ทำงานได้ตรงตามเงื่อนไขของกระบวนการผลิต เปรียบเทียบกับเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุด ในรูปที่ 3.18 (ก) แสดงให้เห็นว่าเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดมีขนาดสูงกว่าเครื่องเขียนสัญญาณที่เขียนสัญญาณได้ตรงตามเงื่อนไขของกระบวนการผลิต และรูปที่ 3.18 (ข) จะเห็นได้ว่าความผิดพลาดของตำแหน่ง มีลักษณะกวัดแกว่งตลอดช่วงการเคลื่อนที่ของหัวอ่านเขียน เมื่อทำการระบุอัตลักษณ์

ของระบบ จะเห็นได้ว่าสมการในช่วงความถี่ต่ำมีอัตราขยายดีซีเพิ่มขึ้นจาก 75 เป็น 83 จากอัตราขยายดีซีที่เพิ่มขึ้นดังกล่าว จึงทำให้ผลกระทบของสัญญาณรบกวนที่ความถี่สูงเด่นชัดมากขึ้น



(ก)



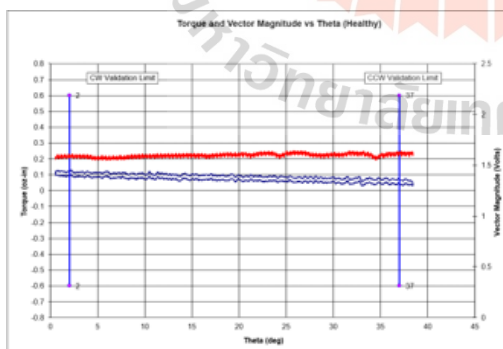
(ข)

รูปที่ 3.18 แสดงพฤติกรรมของเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุด

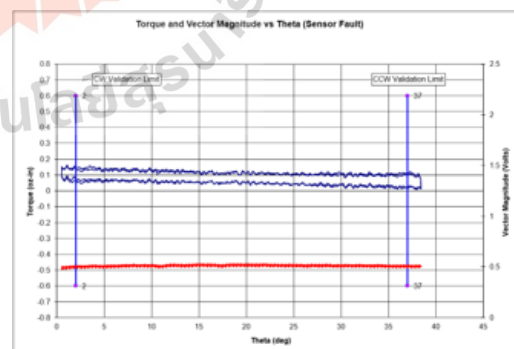
รูปที่ 3.19 แสดงการเปรียบเทียบแรงดันที่วัดได้จากเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่ง จะเห็นได้ว่าแรงดันของเซ็นเซอร์ที่ชำรุดลดลงจาก 1.5 โวลต์ เป็น 0.5 โวลต์ จากแรงดันที่ลดลงระบบจึงถูกรบกวนได้ง่าย

$$G(s)_{Healthy} = \frac{75 \times 369^2}{s^2 + 2 \times 0.22 \times 369s + 369^2} \quad (3.15)$$

$$G(s)_{sensor\ fault} = \frac{83 \times 426^2}{s^2 + 2 \times 0.25 \times 426s + 426^2} \quad (3.16)$$



(ก)



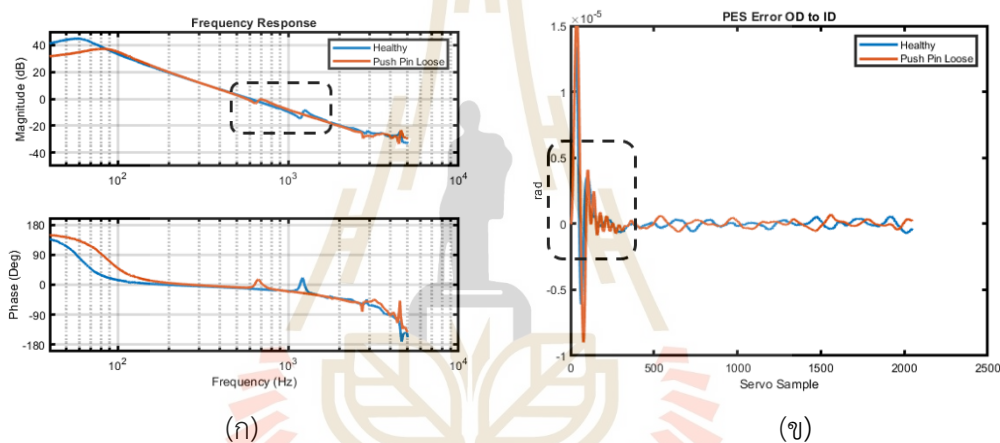
(ข)

รูปที่ 3.19 แสดงการเปรียบเทียบแรงดันของเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งที่ปกติและแบบชำรุด

รูปที่ 3.20 แสดงการตอบสนองของเครื่องเขียนสัญญาณที่ทำงานได้ตรงตามเงื่อนไขของกระบวนการผลิตเปรียบเทียบกับเครื่องเขียนสัญญาณที่ชุดควบคุมตำแหน่งหลวมคลอน จะเห็นได้ว่ารูปที่ 3.20 (ก) นั้นตำแหน่งของเรโซแนนซ์ที่ 1 เปลี่ยนจากประมาณ 1200 เป็น 600 เฮิรตซ์ และเกิดการกวัดแกว่งในช่วงเริ่มต้นของการเคลื่อนที่สูงมาก พฤติกรรมดังกล่าวเกิดจากชุดควบคุมตำแหน่งหลวม และกระทบกับชุดอ่านเขียน

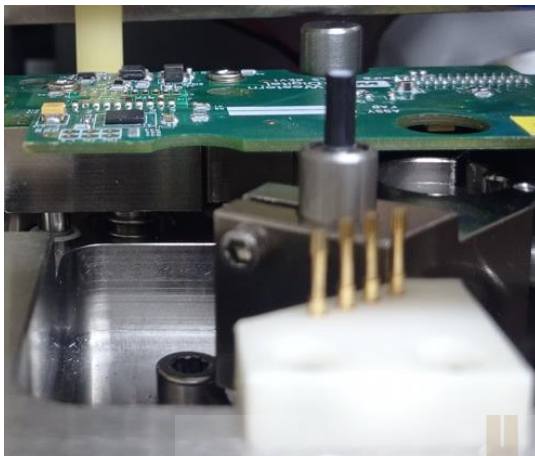
$$Gf_1(s)_{healthy} = \frac{s^2 + 566s + 5.6e^7}{s^2 + 570s + 5.9e^7} \quad (3.17)$$

$$Gf_1(s)_{push\ pin\ loose} = \frac{s^2 + 280s + 1.6e^7}{s^2 + 266s + 1.7e^7} \quad (3.18)$$

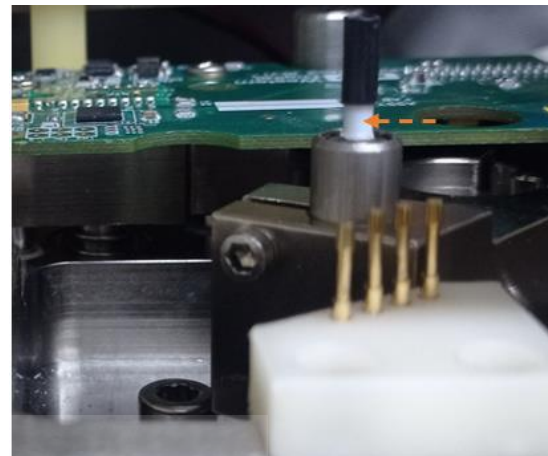


รูปที่ 3.20 แสดงพฤติกรรมของเครื่องเขียนสัญญาณที่ชุดควบคุมตำแหน่งหลวมคลอน

เมื่อระบุอัตลักษณ์ของระบบที่ตำแหน่งเรโซแนนซ์ที่ 1 ของเครื่องเขียนสัญญาณที่ทำงานปกติเปรียบเทียบกับเครื่องเขียนสัญญาณที่มีอาการหลวมคลอนจะได้ดังสมการที่ (3.17) และ (3.18) ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าตำแหน่งโพลและซีโรเชิงซ้อนของเครื่องเขียนสัญญาณที่หลวมคลอนต่ำกว่าเครื่องเขียนสัญญาณที่มีประสิทธิภาพดี และรูปที่ 3.21 แสดงจุดหลวมคลอนของชุดควบคุมตำแหน่ง โดย รูปที่ 3.21 (ก) แสดงเครื่องที่ทำงานได้ปกติ และรูปที่ 3.21(ข) แสดงตำแหน่งหลวมคลอน



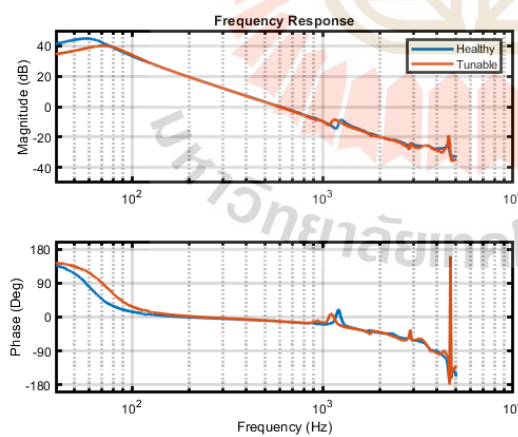
(ก)



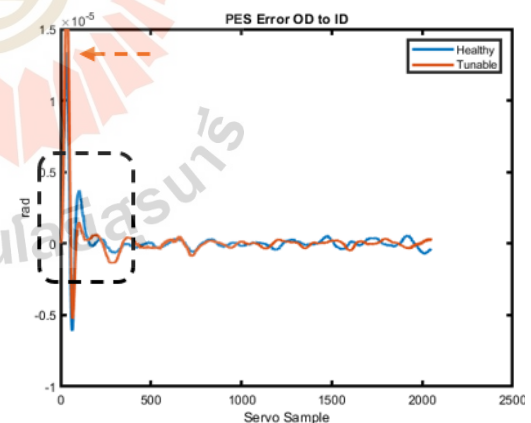
(ข)

รูปที่ 3.21 แสดงการเปรียบเทียบจุดหลวมคลอนของชุดแกนผลึก

รูปที่ 3.22 แสดงการตอบสนองของเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความผิดพลาดตำแหน่งเกินข้อกำหนดแต่ไม่แสดงความเสียหายชัดเจนในชิ้นส่วนภายในเครื่องเขียนสัญญาณ ในรูปที่ 3.22 (ก) จะสังเกตได้ว่าพฤติกรรมการตอบสนองใกล้เคียงกับเครื่องเขียนสัญญาณที่มีประสิทธิภาพดี อย่างไรก็ตาม ความถี่ธรรมชาติขยับเข้าใกล้ความเร็วของมอเตอร์ ส่งผลให้ความสั่นสะเทือนจากการหมุนของมอเตอร์มีผลต่อขนาดความผิดพลาดที่สูงขึ้น และแสดงในรูปที่ 3.22 (ข)



(ก)



(ข)

รูปที่ 3.22 แสดงพฤติกรรมของเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความผิดพลาดเกินข้อกำหนด

ตารางที่ 3.1 แสดงลักษณะการตอบสนองทางความถี่และเวลาของเครื่องเขียนสัญญาณที่ทำการวิเคราะห์ รวมทั้งแนวทางในการปรับปรุงแก้ไข

ตารางที่ 3.1 แสดงกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่ทำการวิเคราะห์

กลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ	การตอบสนองทางความถี่	การตอบสนองทางเวลา	การแก้ไข
กลุ่ม 0 ปกติ	การตอบสนองแบบวงเปิด ตรงตามข้อกำหนดของ กระบวนการผลิต	ความผิดพลาดต่ำตลอด ช่วงการเคลื่อนที่ของชุด หัวอ่านเขียน	ปรับปรุง คุณภาพการ เขียนสัญญาณ ให้ดียิ่งขึ้น
กลุ่ม 1 เซ็นเซอร์ระบุ ตำแหน่งชำรุด	การตอบสนองทางขนาดสูง กว่ากลุ่ม 0 ตลอดช่วงความถี่	ความผิดพลาดสูงตลอด ช่วงการเคลื่อนที่ของ หัวอ่านเขียน	เปลี่ยนเซ็นเซอร์ ระบุตำแหน่ง
กลุ่ม 2 ชุดแกนผลึกเหลว	ความถี่เรโซแนนซ์ที่ 1 เปลี่ยนจาก 1200 ไป 600 เฮิรตซ์	ความผิดพลาดในช่วง เริ่มต้นการเคลื่อนที่สูง	เปลี่ยนชุดแกน ผลึกหัวอ่าน เขียน
กลุ่ม 3 ปรับปรุงได้	ความถี่ธรรมชาติใกล้เคียงกับ ความเร็วมอเตอร์	การตอบสนองช้า ความ ผิดพลาดสูงที่ความถี่ต่ำ	ปรับอัตรา ขยายตัวควบคุม

เมื่อทำการแปลงฟูรีเยแบบไม่ต่อเนื่องโดยใช้ข้อมูล รูปที่ 3.18(ข) 3.20(ข) และ 3.22(ข) จะได้ผลดังรูปที่ 3.23 ตามรายละเอียดดังนี้

เครื่องเขียนสัญญาณที่มีประสิทธิภาพแสดงด้วยเส้นสีน้ำเงิน

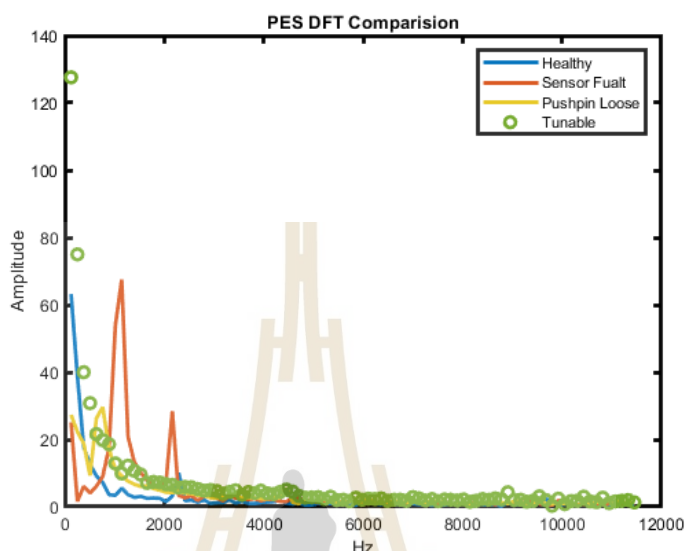
เครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดแสดงด้วยเส้นสีส้ม

เครื่องเขียนสัญญาณที่มีอาการหลวมคลอนแสดงด้วยเส้นสีเหลือง

เครื่องเขียนสัญญาณที่มีการตอบสนองช้าแสดงด้วยเครื่องหมายวงกลมสีเขียว

จากรูปที่ 3.23 เครื่องเขียนสัญญาณที่ทำงานได้ปกติมีขนาดของความผิดพลาดโดยรวมต่ำตลอดช่วงความถี่ ส่วนเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุด มีขนาดความผิดพลาดสูงที่ความถี่ประมาณ 1200 และ 2000 เฮิรตซ์ ซึ่งเป็นผลกระทบจากสัญญาณรบกวน ในขณะที่เครื่องเขียนสัญญาณที่มีอาการหลวมคลอนของชุดควบคุมตำแหน่ง มีขนาดความผิดพลาดสูงที่ความถี่

ประมาณ 600 เฮิร์ตซ์ เป็นผลกระทบจากการกระทบกับชุดหัวอ่านเขียน และสุดท้ายเครื่องเขียนสัญญาณที่มีการตอบสนองช้าไม่แสดงพฤติกรรมของเรโซแนนซ์แต่แสดงขนาดฮาร์โมนิกที่ความถี่ต่ำสูงกว่าเครื่องเขียนสัญญาณปกติ



รูปที่ 3.23 แสดงการเปรียบเทียบฮาร์โมนิกของเครื่องเขียนสัญญาณแต่ละกลุ่ม

3.5 วิธีการดำเนินการสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์

3.5.1 การจัดเตรียมข้อมูลจากกระบวนการผลิต

ในกระบวนการสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์นั้น การรวบรวมและจัดเตรียมข้อมูลมีความสำคัญอย่างยิ่ง งานเสียที่เกิดขึ้นถูกระบุด้วยระดับของความผิดพลาดของฮาร์โมนิก จากข้อมูลการวิเคราะห์ระบบแสดงให้เห็นว่าลักษณะความผิดพลาดดังกล่าวสามารถเชื่อมโยงได้กับการเปลี่ยนแปลงของอัตราขยายดีซี ความถี่ธรรมชาติ และลักษณะของเรโซแนนซ์ที่ 1 ในฟังก์ชันถ่ายโอน อย่างไรก็ตามการหาฟังก์ชันถ่ายโอนเพื่อนำมาใช้จัดกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณในทางปฏิบัติ จำเป็นต้องใช้เวลาส่วนหนึ่งในการกระตุ้นระบบเพื่อให้ระบบที่ต้องการพิจารณาแสดงอัตลักษณ์ของระบบออกมา มีแนวโน้มทำให้เวลาที่ใช้ในการเขียนสัญญาณเพิ่มขึ้น งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ข้อมูลความผิดพลาดที่เกิดขึ้นขณะหัวอ่านเขียนเคลื่อนที่มาเป็นข้อมูลหลักในการพิจารณา เนื่องจากข้อมูลดังกล่าวถูกบันทึกลงหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ทันทีหลังจากที่มีการขยับหัวอ่านเขียนเคลื่อนที่ และจากการวิเคราะห์ข้อมูลทางความถี่ และเวลาร่วมกัน แสดงให้เห็นว่าทั้งสองโดเมนมีความสัมพันธ์กัน จึงเลือกใช้ความผิดพลาดที่ถูกเก็บไว้ในรูปแบบล็อกไฟล์ (Log file) มาใช้ในกระบวนการวิเคราะห์

แบ่งกลุ่มประสิทธิภาพของเครื่องเขียนสัญญาณทั้ง 4 กลุ่มดังแสดงในตารางที่ 3.1 จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ ในงานวิจัยนี้ประกอบด้วย ข้อมูลจากการเขียนสัญญาณจำนวน 486 ไตรฟ์ แบ่งเป็น

ข้อมูลจากกลุ่มเครื่องที่มีประสิทธิภาพการทำงานเป็นปกติ (Healthy) จำนวน 198 ไตรฟ์ ข้อมูลจากกลุ่มเครื่องที่แสดงพฤติกรรมของเซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุด (Sensor Fault) จำนวน 106 ไตรฟ์ ข้อมูลจากกลุ่มเครื่องที่แสดงพฤติกรรมการหลวมคลอนของชุดหลัก (Push Pin Loose) จำนวน 78 ไตรฟ์ และสุดท้ายข้อมูลจากเครื่องที่แสดงพฤติกรรมความผิดพลาดลดลงช้า แต่มีแนวโน้มสามารถปรับปรุงได้ (Tunable) จำนวน 104 ไตรฟ์ ข้อมูลความผิดพลาดของตำแหน่งจากโดเมนเวลาจะถูกแปลงเป็นโดเมนความถี่ ด้วยวิธีการแปลงฟูรีเยแบบไม่ต่อเนื่อง ดังสมการที่ (3.19) และ (3.20)

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \left[\cos\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) - i \sin\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \right] \quad (3.19)$$

โดยที่ X_k คือ DFT ที่รวมการตอบสนองทางขนาดและมุมเฟสในแต่ละฮาร์โมนิก

x_n คือ ความผิดพลาดในโดเมนเวลา

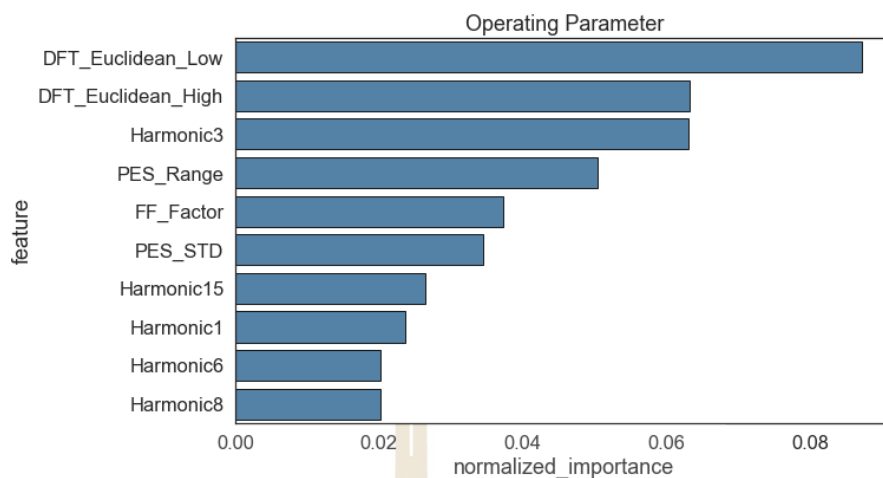
N คือ จำนวนการสุ่มข้อมูล

n คือ รอบการสุ่มปัจจุบัน

k คือ ลำดับของฮาร์โมนิก

$$amp = \frac{\sqrt{real(X_k)^2 + imaginary(X_k)^2}}{N} \quad (3.20)$$

ข้อมูลทั้งหมดจะถูกจัดให้อยู่ในรูปของชุดข้อมูล (Data set) เพื่อให้ง่ายต่อการวิเคราะห์ด้วยกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง เนื่องจากจำนวนความผิดพลาดที่เกิดขึ้นมีมากกว่า 200 รูปแบบ การนำข้อมูลทั้งหมดมาใช้เป็นอินพุตของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ จะทำให้โมเดลมีขนาดใหญ่ และประมวลผลช้า จึงจำเป็นต้องลดขนาดของข้อมูลเพื่อเลือกข้อมูลที่มีความสำคัญต่อระบบการคัดแยกมาเป็นข้อมูลอินพุต โดยการเตรียมข้อมูลมีรายละเอียดดังต่อไปนี้ ลำดับแรกข้อมูลจะถูกสลับแบบสุ่ม และใช้โมดูล Feature Selector ในโปรแกรม Python ในการจัดเตรียมข้อมูล (Koehrsen, 2022) ข้อมูลที่มีตัวแปรไม่ครบถ้วน ตัวแปรที่ข้อมูลมีค่าซ้ำเพียงค่าเดียว ตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่นมากกว่า 95% จะถูกลบออกจากชุดข้อมูล เมื่อขนาดของตัวแปรลดลงจะทำการเรียงลำดับความสำคัญของแต่ละตัวแปรที่มีต่อกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณ โดยใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Light GBM ผลระดับความสำคัญแสดงดังรูปที่ 3.24 การกระจายตัวและพฤติกรรมของตัวแปร 10 อันดับแรก ที่เกี่ยวข้องกับความผิดพลาดขณะขับหัวอ่านเขียน สามารถอธิบายได้ดังรูปที่ 3.25 ถึง 3.34

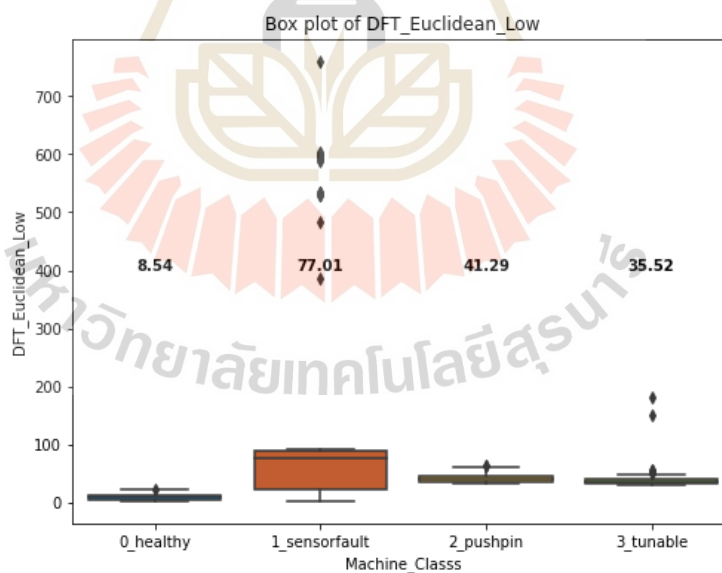


รูปที่ 3.24 แสดงความสำคัญของข้อมูลในกระบวนการผลิตที่มีผลต่อกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ

DFT Euclidean Low

รูปที่ 3.25 แสดงตัวแปรที่มีความสำคัญสูงสุดคือ DFT Euclidean Low ซึ่งคำนวณจากข้อมูลของฮาร์โมนิกที่ความถี่ 600 จนถึง 1500 เฮิรตซ์ แสดงดังสมการที่ (3.21)

$$DFT_{Low} = \sqrt{amp_{600}^2 + \dots + amp_{1500}^2} \quad (3.21)$$



รูปที่ 3.25 แสดงบ็อกพล็อตของ DFT Euclidean Low

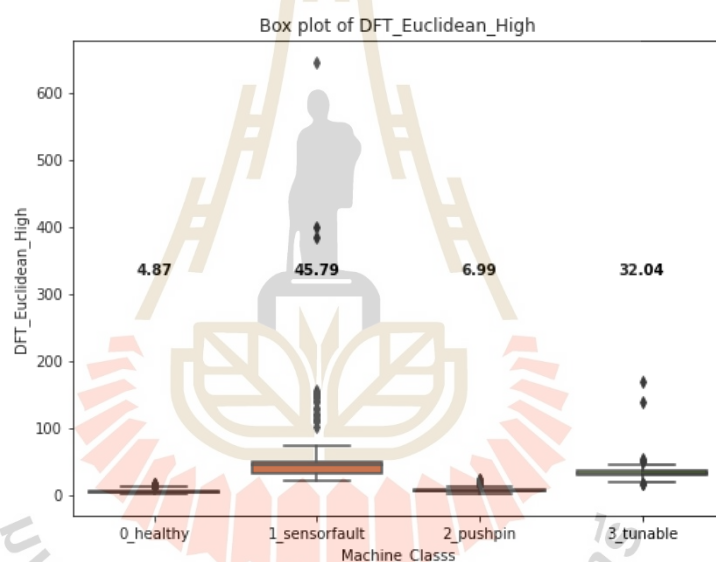
จะสังเกตเห็นว่าค่ามัธยฐานของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่มีประสิทธิภาพต่ำกว่ากลุ่มอื่น และการกระจายตัวกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดสูงกว่ากลุ่มของเครื่อง

เขียนสัญญาณอื่นๆ ตัวแปรดังกล่าวนี้ มีแนวโน้มสามารถใช้ในการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณทั้งสองกลุ่มออกจากกันได้

DFT Euclidean High

รูปที่ 3.26 แสดงการกระจายตัวของตัวแปร DFT Euclidean High ซึ่งคำนวณจากข้อมูลของฮาร์โมนิกที่ความถี่ 1500 จนถึง 3000 เฮิรตซ์ แสดงดังสมการที่ (3.22) ตัวแปรนี้มีความสำคัญเช่นเดียวกับตัวแปร DFT Euclidean Low โดยจะมีประโยชน์สำหรับการคัดแยกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความผิดปกติในช่วงความถี่สูง

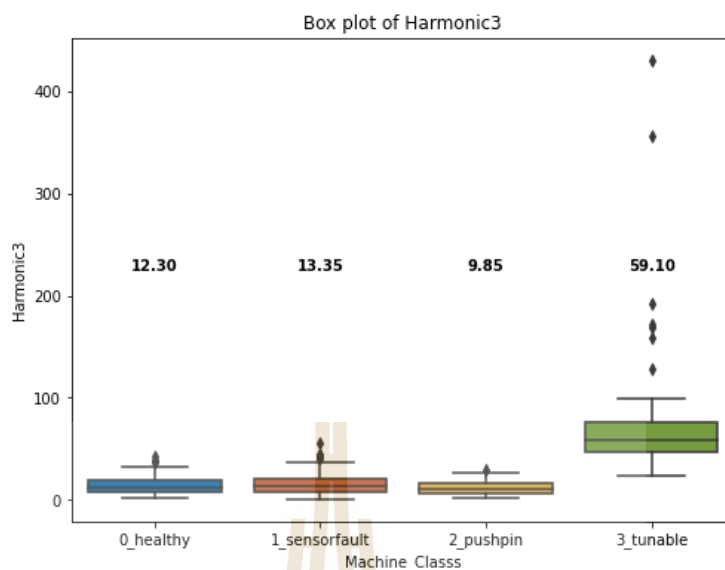
$$DFT_{Hi} = \sqrt{amp_{1500}^2 + \dots + amp_{3000}^2} \quad (3.22)$$



รูปที่ 3.26 แสดงบ็อกพล็อตของ DFT Euclidean High

Harmonic 3

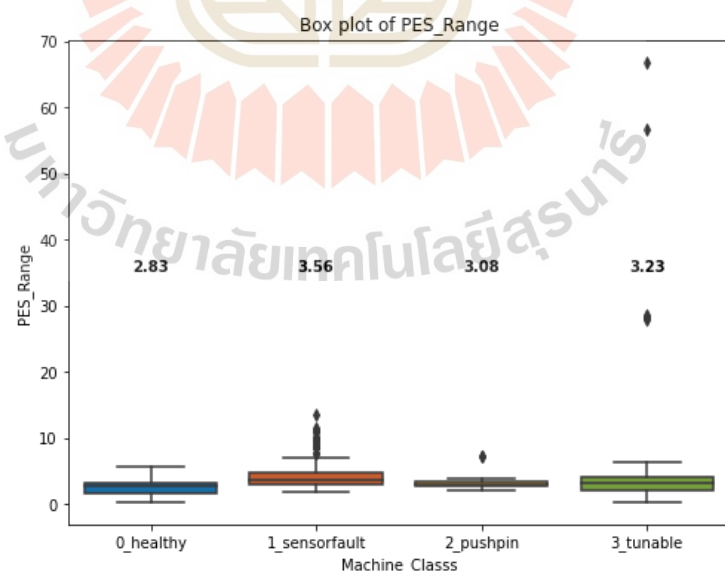
รูปที่ 3.27 แสดงการกระจายตัวของฮาร์โมนิกที่ 3 ซึ่งคำนวณจากสมการที่ (3.20) จะสังเกตได้ว่า ค่ามัธยฐานของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่ตอบสนองช้า มีค่าสูงกว่ากลุ่มอื่นจากพฤติกรรมดังกล่าวสอดคล้องกับการวิเคราะห์ทางความถี่ดังรูปที่ 3.22 และ 3.23 ตัวแปรดังกล่าวมีแนวโน้มสามารถใช้คัดแยกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นสะเทือนของมอเตอร์และคงเหลือความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำในปริมาณที่สูงออกจากกลุ่มอื่นได้



รูปที่ 3.27 แสดงบ็อกพล็อตของฮาร์โมนิกที่ 3

PES Range

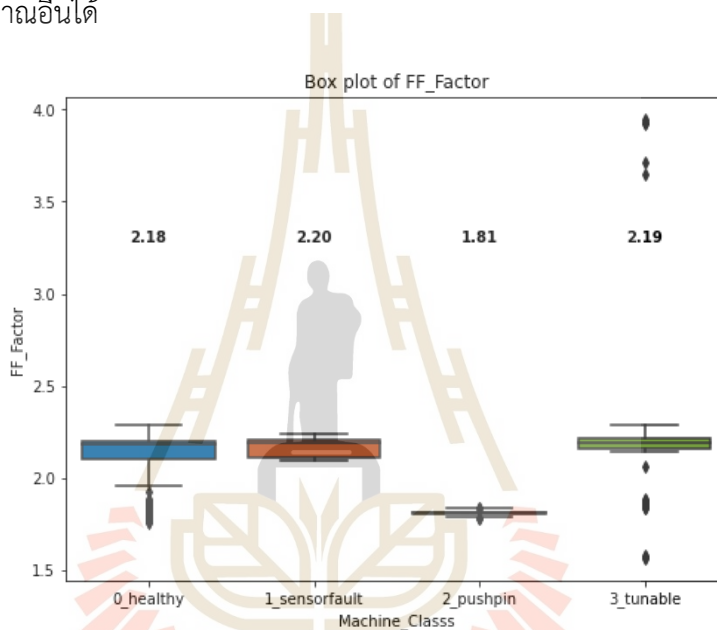
รูปที่ 3.28 แสดงค่าการกระจายตัวของ PES Range ถึงแม้จะไม่สังเกตเห็นความแตกต่างที่ชัดเจนในการจัดกลุ่มโดยใช้ตัวแปรนี้ แต่การเก็บค่าตัวแปรดังกล่าวไว้เป็นตัวแปรเพิ่มเติม มีแนวโน้มส่งผลให้ความถูกต้องเพิ่มสูงขึ้น



รูปที่ 3.28 แสดงบ็อกพล็อตของ PES Range

FF Factor

รูปที่ 3.29 แสดงการกระจายตัวของ Feed Forward Factor ซึ่งในระบบปกตินั้นจะสามารถลดความผิดพลาดคงตัวลงได้ ด้วยการเพิ่มอัตราขยายของ FF Factor แต่กลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่มีพฤติกรรมกำหนัดของชุดแกนหลักหัวอ่านเขียน การเพิ่มอัตราขยายของ FF Factor จะส่งผลให้เกิดการกระแทกระหว่างชุดแกนหลักและแขนของหัวอ่านเขียนมากยิ่งขึ้น ดังนั้นจะสังเกตได้ว่ากลุ่มดังกล่าวมีค่ามัธยฐานต่ำกว่ากลุ่มอื่นๆ เครื่องในกลุ่มนี้จึงไม่สามารถเพิ่มอัตราขยายได้มากนัก ค่าตัวแปรดังกล่าวมีแนวโน้มในการคัดแยกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่มีอาการกำหนัดออกจากกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณอื่นได้

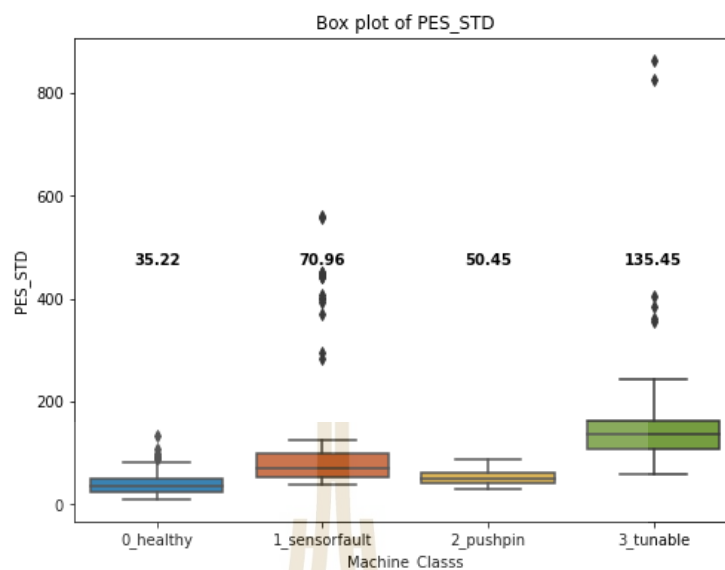


รูปที่ 3.29 แสดงบ็อกพล็อตของ FF Factor

PES STD

รูปที่ 3.30 แสดงการกระจายตัวของตัวแปร PES Standard Deviation ซึ่งคำนวณจากสมการที่ (3.23) จะสังเกตได้ว่าค่ามัธยฐานของเครื่องเขียนสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นสะเทือนของมอเตอร์ มีค่าสูงกว่ากลุ่มอื่นๆ ค่าตัวแปรดังกล่าวมีแนวโน้มในการคัดแยกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณกลุ่มดังกล่าวออกจากกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณอื่นได้

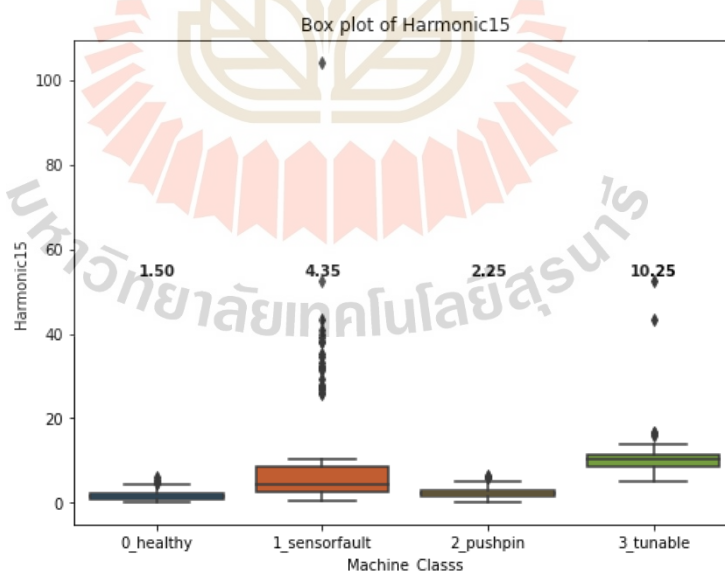
$$PES\ STD = \sqrt{\text{mean}(\text{abs}(PES - PES.\text{mean})^2)} \quad (3.23)$$



รูปที่ 3.30 แสดงบ็อกพล็อตของ PES STD

Harmonic 15

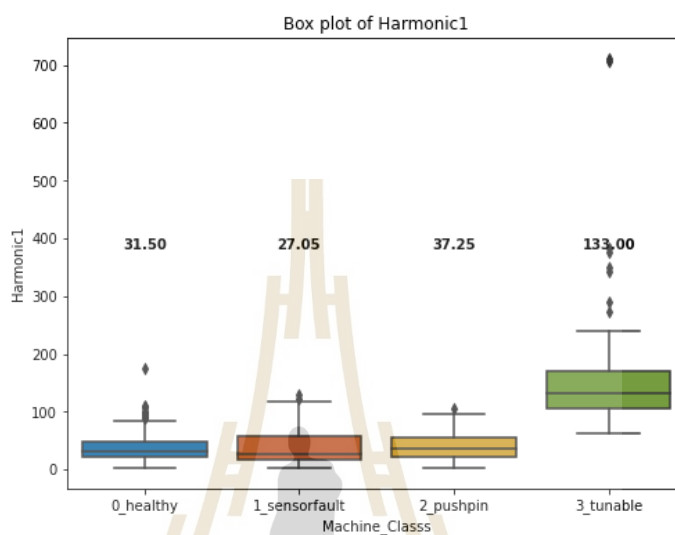
รูปที่ 3.31 แสดงการกระจายตัวของฮาร์โมนิกที่ 15 ซึ่งคำนวณจากสมการที่ (3.20) ตัวแปรดังกล่าวแสดงพฤติกรรมเช่นเดียวกับตัวแปรฮาร์โมนิกที่ 3



รูปที่ 3.31 แสดงบ็อกพล็อตของของฮาร์โมนิกที่ 15

Harmonic 1

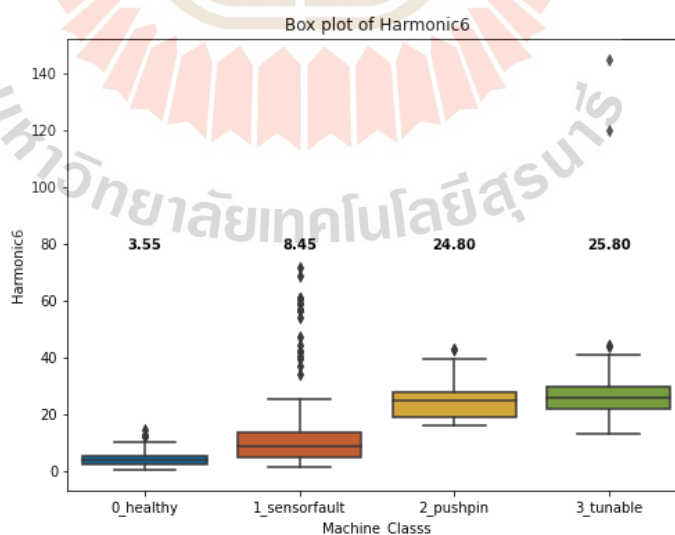
รูปที่ 3.32 แสดงการกระจายตัวของฮาร์โมนิกที่ 1 ซึ่งคำนวณจากสมการที่ (3.20) ตัวแปรดังกล่าวแสดงพฤติกรรมเช่นเดียวกับตัวแปรฮาร์โมนิกที่ 3



รูปที่ 3.32 แสดงข้อผิดพลาดของของฮาร์โมนิกที่ 1

Harmonic 6

รูปที่ 3.33 แสดงการกระจายตัวของฮาร์โมนิกที่ 6 ซึ่งคำนวณจากสมการที่ (3.20)

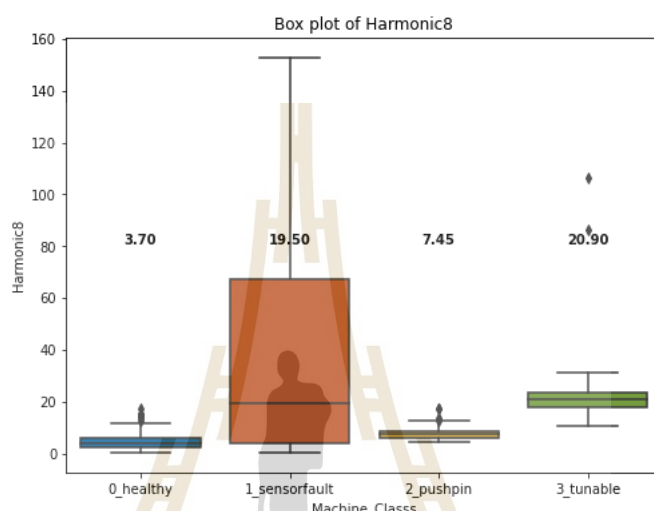


รูปที่ 3.33 แสดงข้อผิดพลาดของฮาร์โมนิกที่ 6

จะสังเกตได้ว่าค่ามัธยฐานของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่มีอาการหลวมคลอน และกลุ่มที่ได้รับผลกระทบจากการสั้นสะเทือนของมอเตอร์มีค่าสูงกว่ากลุ่มอื่น ตัวแปรดังกล่าวมีแนวโน้มสามารถใช้คัดแยกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณกลุ่ม 0 และ 1 แยกออกจาก กลุ่ม 2 และ 3 ได้

Harmonic 8

รูปที่ 3.34 แสดงการกระจายตัวของฮาร์โมนิกที่ 8 ซึ่งคำนวณจากสมการที่ (3.20)



รูปที่ 3.34 แสดงบ็อกพล็อตของฮาร์โมนิกที่ 8

จะสังเกตได้ว่าค่ามัธยฐานและค่าการกระจายตัวของเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดมีค่าสูงกว่ากลุ่มอื่นจากพฤติกรรมดังกล่าวสอดคล้องกับการวิเคราะห์ทางความถี่แสดงดังรูปที่ 3.23 ตัวแปรดังกล่าวมีแนวโน้มสามารถใช้คัดแยกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดออกจากกลุ่มอื่นได้

3.5.2 การสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบลิเนียร์ดิสโครมินเนชัน

จากข้อมูลการกระจายตัวของความผิดพลาดที่ถูกเปลี่ยนรูปในโดเมนเวลาเป็นโดเมนความถี่ รวมกับพารามิเตอร์อื่นๆในกระบวนการผลิตดังแสดงในรูปที่ 3.25 ถึง 3.34 มีแนวโน้มสามารถนำมาใช้เป็นฟีเจอร์ในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องได้ ดังนั้นในการจัดกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณขั้นต้นจะการเรียนรู้ของเครื่องแบบลิเนียร์ดิสโครมินเนชันที่มีความซับซ้อนน้อยเป็นโมเดลพื้นฐาน เพื่อประเมินความเป็นไปได้ในการจัดกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ โดยข้อมูล 468 ไดรฟ์จะถูกแบ่งสำหรับการฝึกสอน 80% หรือ 388 ไดรฟ์ และสำหรับการทดสอบ 20% หรือ 98 ไดรฟ์ เมื่อทำการสร้างโมเดลด้วยเงื่อนไขพื้นฐานของลิเนียร์ดิสโครมินเนชัน ผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณแสดงในรูปเมทริกซ์ประเมินผลของด้วยข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบดังรูปที่ 3.35 และ 3.36 จะเห็นได้

ว่ากลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่ชุดแกนหลักหลวมคลอน สามารถจัดกลุ่มโดยมีความถูกต้องสูงสุด ส่วนกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดถูกทำนายผิดว่าเป็นเครื่องปกติสูงมาก เนื่องจากค่าพีเจียร์ของทั้งสองกลุ่มมีการกระจายตัวไม่แตกต่างกันอย่างชัดเจน

Train Confusion Matrix LDA sklern 1.2.2

	0_healthy	1_sensorfault	2_pushpin	3_tunable
Actual				
0_healthy	158	0	0	0
1_sensorfault	31	54	0	0
2_pushpin	0	0	62	0
3_tunable	3	0	0	80
	0_healthy	1_sensorfault	2_pushpin	3_tunable
	Predict			

รูปที่ 3.35 แสดงผลการสอนด้วยโมเดลแบบลิเนียร์ดิสโครมินเนชัน

Test Confusion Matrix LDA sklern 1.2.2

	0_healthy	1_sensorfault	2_pushpin	3_tunable
Actual				
0_healthy	40	0	0	0
1_sensorfault	9	12	0	0
2_pushpin	0	0	16	0
3_tunable	1	0	1	19
	0_healthy	1_sensorfault	2_pushpin	3_tunable
	Predict			

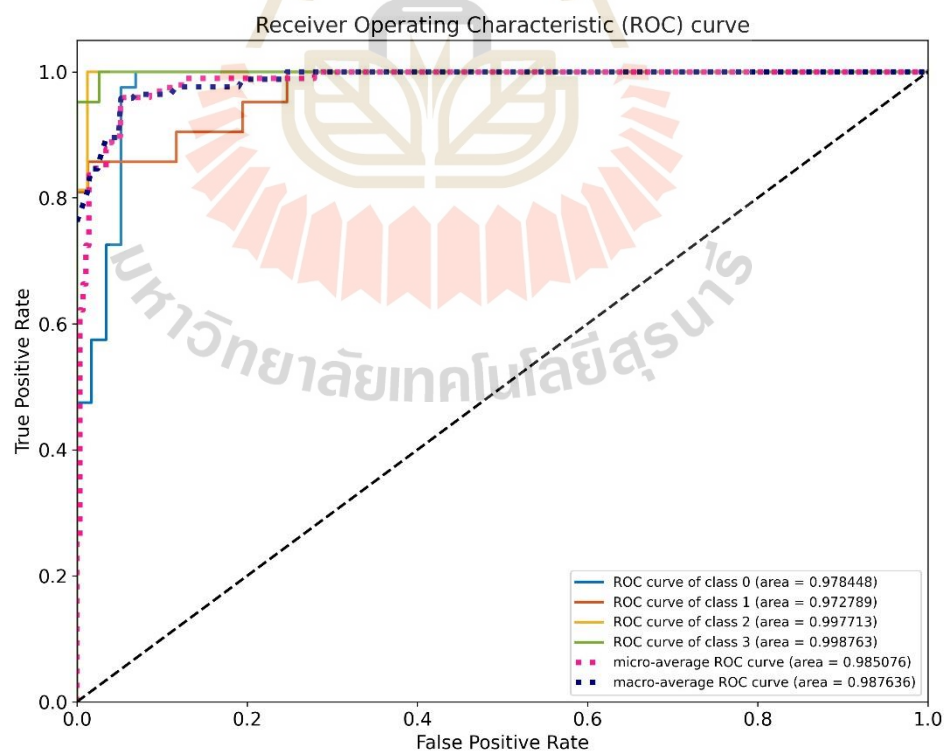
รูปที่ 3.36 แสดงผลการทดสอบด้วยโมเดลแบบลิเนียร์ดิสโครมินเนชัน

ตารางที่ 3.2 แสดงผลการประเมินการคัดแยกในแต่ละกลุ่มโดยมีความถูกต้อง 89% และผลของเส้นโค้ง ROC ในรูปที่ 3.37 อยู่เหนือระดับเส้นทแยงมุมทุกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ แสดงให้เห็น

ว่าการคัดแยกโดยใช้โมเดลพื้นฐานมีความสามารถสูงกว่าการเดาสุ่มทั้ง 4 กลุ่ม มีแนวโน้มการปรับปรุงความถูกต้องเพิ่มขึ้นได้

ตารางที่ 3.2 แสดงการประเมินผลการคัดแยกด้วยวิธีลิเนียร์ดิสโครมินเนชัน

Machine Group	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Support
Heathy	80	100	89	40
Sensor Fault	100	57	73	21
Pushpin Loose	94	100	97	16
Tunable	100	90	95	21
Accuracy			89	98
Macro avg	94	87	88	98
Weighted Avg	91	89	88	98



รูปที่ 3.37 แสดงเส้นโค้ง ROC ของการจัดกลุ่มด้วยวิธีลิเนียร์ดิสโครมินเนชัน

จากผลของความถูกต้องของการใช้โมเดลพื้นฐานดังกล่าว แสดงให้เห็นว่าพีเจอร์ในกระบวนการผลิตที่เลือกมา 10 พีเจอร์ มีแนวโน้มสามารถนำไปใช้ในการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณได้

3.5.3 การสร้างโมเดลการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเทียม

เพื่อทำการปรับปรุงความถูกต้องจะทำการจัดกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณโดยใช้โมเดลที่มีความซับซ้อนสูงขึ้น คือโมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยทำการปรับสเกลของข้อมูลแต่ละพีเจอร์ด้วยวิธีการ StandardScaler เพื่อปรับให้ค่ากลาง $\mu = 0$ และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน $\sigma = 1$ ดังสมการที่ (3.24) (3.25) และ (3.26)

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i) \quad (3.24)$$

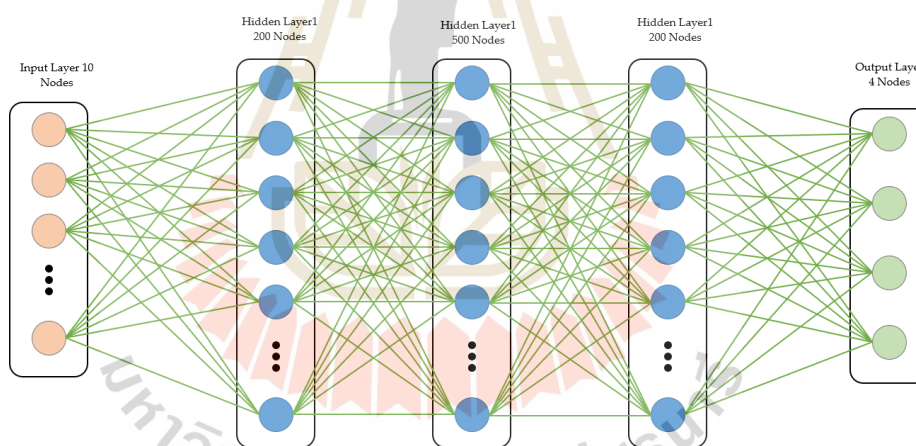
$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (3.25)$$

$$x_{scaled} = \frac{x_i - \mu_{train}}{\sigma_{train}} \quad (3.26)$$

เพื่อป้องกันข้อมูลรั่วไหลจากชุดสอนไปสู่ชุดทดสอบ จะทำการแยกการสเกลข้อมูลทั้งสองชุดออกจากกัน ชุดข้อมูลจะถูกแบ่งเป็น 3 ชุด ชุดแรกสำหรับการฝึกสอน ชุดถัดมาสำหรับการตรวจสอบ และชุดสุดท้ายสำหรับการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ตามรายละเอียดดังนี้

ข้อมูลฝึกสอน 60% หรือ 291 ไดรฟ์ ข้อมูลตรวจสอบ 20% หรือ 97 ไดรฟ์ และข้อมูลทดสอบ 20% หรือ 98 ไดรฟ์ เนื่องจากจำนวนของข้อมูลในแต่ละกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณมีจำนวนไม่เท่ากัน ซึ่งเป็นพฤติกรรมปกติของกระบวนการผลิต ปริมาณงานดีเยี่ยมมากกว่าปริมาณงานเสีย ดังนั้นจึงจำเป็นต้อง แบ่งสัดส่วนของชุดข้อมูลที่จะทำการทดสอบให้เท่ากันทั้ง 3 ชุด โดยเลือกใช้โมดูลการแบ่งชุดข้อมูล (Train Test Split) และกำหนดอาร์กิวเมนต์ stratify = y และทำการสอนโมเดลด้วยชุดข้อมูลแบบสุ่มจำนวน 5 ชุดข้อมูล (5 Fold Cross Validation) หลังจากได้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแล้ว จะทำการประเมินผลความถูกต้องของโมเดล และปรับปรุง Hyper Parameter จนโมเดลมีความถูกต้องและเหมาะสมต่อการนำไปใช้งานในระบบการคัดแยกประสิทธิภาพของเครื่อง

เขียนสัญญาณ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมสร้างขึ้นด้วยโปรแกรม Python และใช้ไลบรารี Keras ของ TensorFlow แสดงดังรูปที่ 3.38 โดยกำหนดให้จำนวนชั้นอินพุตเท่ากับจำนวนตัวแปรที่ได้ทำการจัดเตรียมไว้จากขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลคือ 10 โหนด ในส่วนชั้นเอาต์พุตจะกำหนดเท่ากับจำนวนกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณที่ต้องการคัดแยกคือ 4 กลุ่ม และใช้ฟังก์ชันกระตุ้น SoftMax ในการหาความน่าจะเป็นของแต่ละกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ และกำหนดชั้นซ่อนเท่ากับ 3 ชั้น แต่ละชั้นประกอบด้วยจำนวนโหนด 200 500 และ 200 โหนดตามลำดับ โดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้นคือ ReLU สำหรับ Optimizer คือ Adam อัตราการเรียนรู้เริ่มต้นเท่ากับ 0.01 และจำนวน Epoch เท่ากับ 200 Epochs โดยทำการบันทึกค่าความถูกต้องและค่าฟังก์ชันสูญเสียไว้ เพื่อนำมาใช้เลือกแบบโมเดลที่ดีที่สุด โดยจะเลือกโมเดลในรอบที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด และ ความสูญเสียต่ำที่สุด ผลการแบ่งข้อมูลเพื่อสอนและตรวจสอบแสดงดังตารางที่ 3.3 จะเห็นว่าโมเดลในรอบทดสอบที่ 3 ให้ผลดีที่สุด และเมื่อนำมาใช้กับข้อมูลทดสอบผลแสดงดังรูปที่ 3.39 ผลดังกล่าวให้ความถูกต้อง 100% เนื่องจากโครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนสูง จึงสามารถจัดกลุ่มข้อมูลอินพุตฟีเจอร์ทั้ง 10 ที่มีความซับซ้อนสูงให้ตรงกับกลุ่มเลเบลของเครื่องเขียนสัญญาณได้นั่นเอง



รูปที่ 3.38 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

จากฟังก์ชันสูญเสีย (Loss Function) ในรอบที่ 3 แสดงดังรูปที่ 3.41 จะสังเกตเห็นว่า ฟังก์ชันสูญเสียเริ่มลดลงแบบคงที่เมื่อจำนวน Epoch มากกว่า 175 epochs จากข้อมูลเบื้องต้นดังกล่าวหากต้องการเพิ่มความเร็วในการสอนโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องสามารถทำการลดจำนวน epoch ระหว่างการสอนลงได้ที่ต่ำกว่า 200 epochs อย่างไรก็ตามฟังก์ชันสูญเสียเพิ่มขึ้นในรอบทดสอบที่ 4 และส่งผลให้ความถูกต้องของชุดข้อมูลทดสอบลดลงเหลือ 98% แสดงดังรูปที่ 3.40 จากผลดังกล่าวทำให้ความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับ 99.4%

ตารางที่ 3.3 ฟังก์ชันสูญเสียของข้อมูลชุดสอน ชุดตรวจสอบ และผลความถูกต้องของชุดทดสอบ

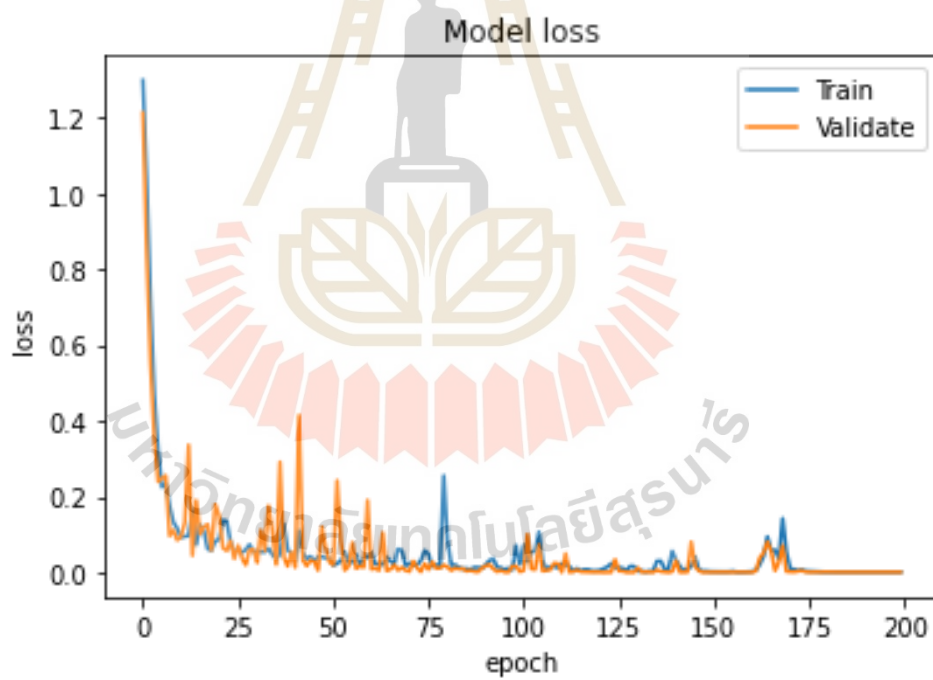
รอบ	ฟังก์ชันสูญเสีย		ความถูกต้อง (%)
	ชุดฝึกสอน	ชุดตรวจสอบ	ชุดทดสอบ
1	0.041e-3	2.006e-3	99%
2	2.491e-3	1.739e-3	100%
3	0.639e-3	0.793e-3	100%
4	0.148e-3	13.04e-3	98%
5	0.185e-3	6.149e-3	100%
ค่าความถูกต้องเฉลี่ย			99.4%

Train Confusion Matrix					Validation Confusion Matrix				
Actual	0_healthy	119	0	0	0	39	0	0	0
	1_sensorfault	0	64	0	0	0	21	0	0
	2_pushpin	0	0	46	0	0	0	16	0
	3_tunable	0	0	0	62	0	0	0	21
Test Confusion Matrix					All Confusion Matrix				
Actual	0_healthy	40	0	0	0	198	0	0	0
	1_sensorfault	0	21	0	0	0	106	0	0
	2_pushpin	0	0	16	0	0	0	78	0
	3_tunable	0	0	0	21	0	0	0	104
Predict					Predict				

รูปที่ 3.39 แสดงผลการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยแบบจำลองในรอบที่ 3

Train Confusion Matrix					Validation Confusion Matrix				
Actual	0_healthy	119	0	0	0	39	0	0	0
	1_sensorfault	0	64	0	0	0	21	0	0
	2_pushpin	0	0	46	0	0	0	16	0
	3_tunable	0	0	0	62	0	0	0	21
Test Confusion Matrix					All Confusion Matrix				
Actual	0_healthy	40	0	0	0	198	0	0	0
	1_sensorfault	0	19	0	2	0	104	0	2
	2_pushpin	0	0	16	0	0	0	78	0
	3_tunable	0	0	0	21	0	0	0	104
		0_healthy	1_sensorfault	2_pushpin	3_tunable	0_healthy	1_sensorfault	2_pushpin	3_tunable
		Predict				Predict			

รูปที่ 3.40 แสดงผลการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยแบบจำลองในรอบที่ 4



รูปที่ 3.41 แสดงฟังก์ชันสูญเสียในการตรวจสอบรอบที่ 3

3.6 การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

3.6.1 การกำหนดค่าเริ่มต้น

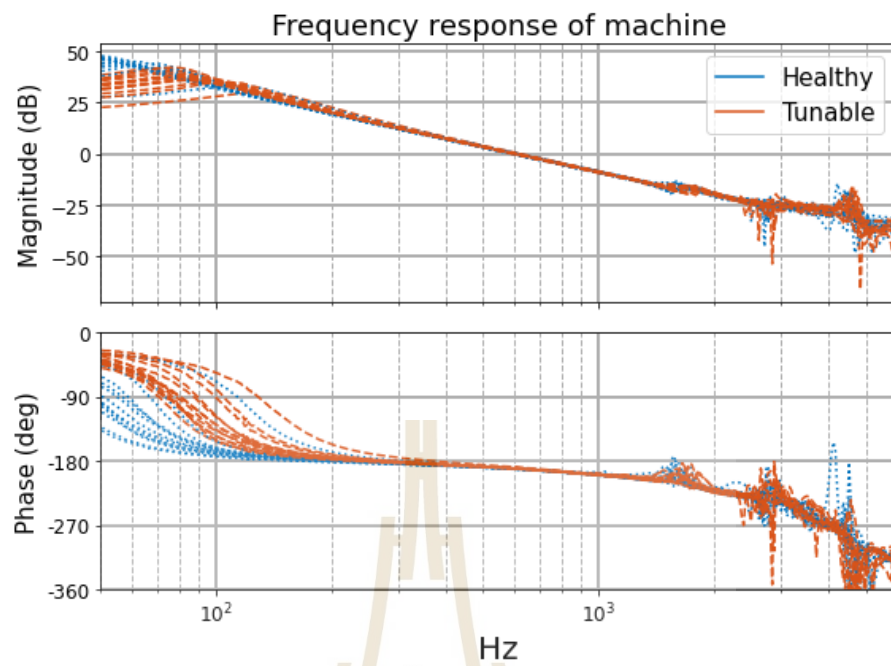
การกำหนดค่าเริ่มต้นของการหาค่าที่เหมาะสมด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรมแบบหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์ โดยใช้ขอบหน้าของพารามิเตอร์ จะเริ่มด้วยการกำหนดจำนวนการเข้ารหัสเท่ากับ 16 บิต กำหนดจำนวนตัวแปรที่ต้องการปรับปรุงเท่ากับ 3 ตัวแปร คือ อัตราขยายของพีไอดี และกำหนดขอบเขตบนและขอบเขตล่างของอัตราขยายโดยอ้างอิงจากอัตราขยายของตัวควบคุมเดิมที่ใช้ในกระบวนการผลิตดังนี้ กำหนดขอบเขตของการปรับตัวควบคุม K_p K_i K_d เท่ากับ 20% 100% และ 30% ตามลำดับ โดยที่อัตราขยายพีไอดีในกระบวนการผลิตปัจจุบันมีค่าดังนี้ K_p เท่ากับ 6000 DAC K_i เท่ากับ 200 DAC และ K_d เท่ากับ 2800 DAC ดังนั้นจึงส่งผลให้ขอบเขตอัตราขยายของตัวควบคุมแต่ละตัวเป็นดังนี้ อัตราขยาย K_p อยู่ในช่วง 4800 ถึง 7200 DAC อัตราขยาย K_i อยู่ในช่วง 100 ถึง 400 DAC และอัตราขยาย K_d อยู่ในช่วง 2240 ถึง 3640 DAC กำหนดโอกาสการสืบทอดพันธุกรรมเท่ากับ 100% กำหนดโอกาสการเกิดการกลายพันธุ์เท่ากับ 10% กำหนดจำนวนสมาชิกบนขอบหน้าพารามิเตอร์เท่ากับ 16 คำตอบ กำหนดการเข้ารหัสเท่ากับ 16 บิต กำหนดจำนวนรอบการทำงานหรือการวิวัฒนาการเท่ากับ 1000 รอบ

3.6.2 การกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์

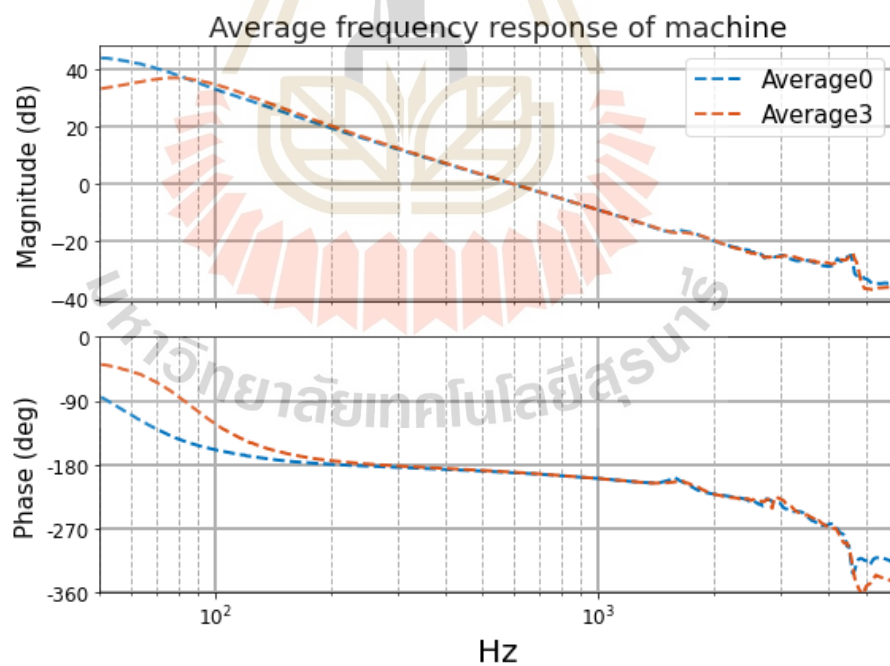
สำหรับการค้นหาค่าตอบของอัตราขยายพีไอดีจะใช้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่เป็นข้อกำหนดในกระบวนการผลิตแสดงดังสมการที่ (3.27) สมการดังกล่าวประกอบด้วย ค่าความถี่ที่การตอบสนองทางขนาดตัดศูนย์เท่ากับ 550 เฮิร์ตซ์ ค่า Phase Margin เท่ากับ 40 องศา ค่าความผิดพลาดที่ทำการวัดในช่วงความถี่ต่ำขณะควบคุมหัวอ่านเขียนเคลื่อนที่ต่ำที่สุด

$$Obj = \begin{aligned} & \min (abs(CrossOverFreq - 550)), \\ & \min (abs(PhaseMargin - 40)), \\ & \min(PESDFT) \end{aligned} \quad (3.27)$$

สำหรับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ทำการทดสอบมีอยู่สองชุดคือ ข้อมูลการตอบสนองทางความถี่ของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่มีประสิทธิภาพดี และกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นของมอเตอร์ดังแสดงในรูปที่ 3.42 โดยข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองทั้งสองกลุ่มนั้นจะใช้ค่าเฉลี่ยจากเครื่องเขียนสัญญาณดังแสดงในรูปที่ 3.43 สังเกตได้ว่าข้อมูลเฉลี่ยเครื่องเขียนสัญญาณทั้งสองกลุ่มมีความสอดคล้องกับรูปที่ 3.22



รูปที่ 3.42 การตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณ



รูปที่ 3.43 การตอบสนองทางความถี่เฉลี่ยของเครื่องเขียนสัญญาณ

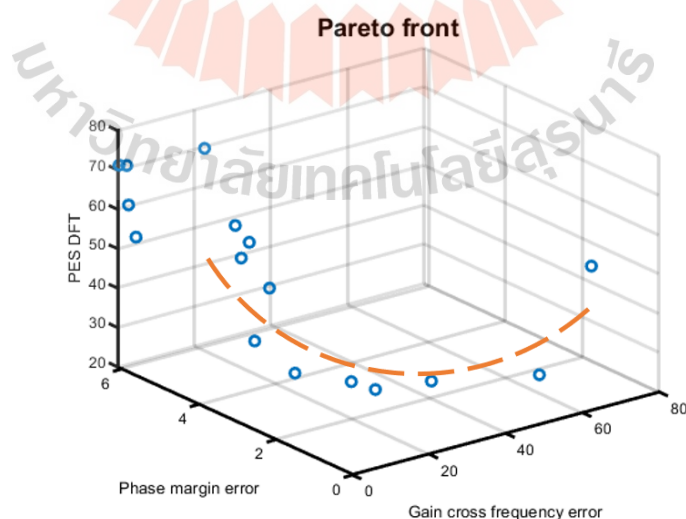
3.6.3 ผลการค้นหาคำตอบด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม

การค้นหาคำตอบบนขอบหน้าพาเรโตในรอบสุดท้ายด้วยวิธี NSGA-II แสดงดังรูปที่ 3.44 ซึ่งเป็นชุดคำตอบที่ดีที่สุด จะสังเกตได้ว่าขอบหน้ามีลักษณะลู่เข้าใกล้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ทั้ง 3 ที่ได้กำหนดไว้ จากตารางที่ 3.4 ผลเฉลี่ยของการค้นหาคำตอบของอัตราขยายของตัวควบคุมทั้ง 3 มีค่าเพิ่มขึ้น พฤติกรรมดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าเครื่องเขียนสัญญาณทั้งสองกลุ่มสามารถเพิ่มความเร็วของระบบด้วยการปรับเพิ่มอัตราขยายของตัวควบคุม

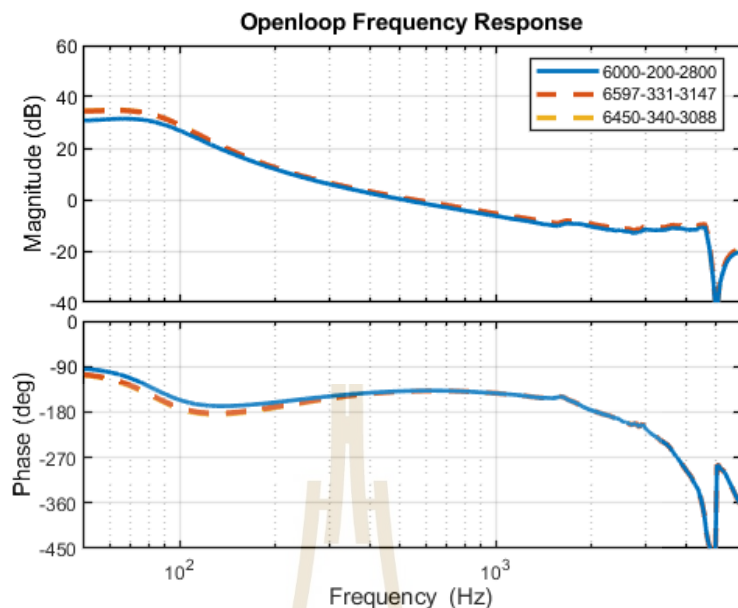
ตารางที่ 3.4 แสดงผลการค้นหาคำตอบของตัวควบคุม

อัตราขยาย	กลุ่มเครื่อง	$K_p(\text{DAC})$	$K_i(\text{DAC})$	$K_d(\text{DAC})$
แบบเดิม	ทุกเครื่อง	6000	200	2800
จากกระบวนการ	0	6597	331	3147
พันธุกรรม	3	6450	340	3088

ผลตอบสนองทางความถี่ของระบบวงเปิดเมื่อใช้ตัวควบคุมชุดใหม่แสดงดังเส้นประสีส้มและสีเหลืองในรูปที่ 3.45 จะสังเกตได้ว่าผลการตอบสนองทางความถี่ในช่วงความถี่ต่ำถูกเพิ่มขนาดขึ้นจากผลของอัตราขยาย K_i สอดคล้องกับผลการปรับตัวควบคุมด้วยมือด้วยวิธีการวัดพื้นผิวผลตอบสนองในรูปที่ 1.12



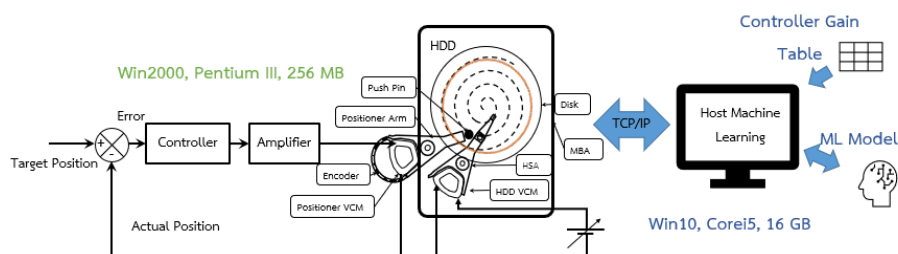
รูปที่ 3.44 ผลเฉลยบนขอบหน้าพาเรโตในการค้นหาคำตอบรอบสุดท้าย



รูปที่ 3.45 แสดงผลการตอบสนองทางความถี่ของระบบวงเปิดของตัวควบคุมแต่ละชุด

3.7 โปรแกรมเลือกตัวควบคุม

เนื่องจากคอมพิวเตอร์ที่ใช้สำหรับเครื่องเขียนสัญญาณในระบบการผลิตมีทรัพยากรการประมวลผลไม่สูงมาก การประมวลผลโปรแกรมการเรียนรู้ของเครื่องจึงทำได้ช้า ดังนั้นจึงจำเป็นต้องใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีทรัพยากรสูงกว่าในการประมวลผล โดยสามารถแสดงดังไดอะแกรมรูปที่ 3.46 ซึ่งเป็นโครงสร้างของโปรแกรมที่ใช้ในการติดต่อสื่อสารระหว่างเครื่องเขียนสัญญาณ และระบบประมวลผลเพื่อคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณ โดยการติดต่อสื่อสารระหว่างเครื่องเขียนสัญญาณ และระบบประมวลผลจะใช้รูปแบบการติดต่อสื่อสารแบบ TCP/IP โดยโปรแกรมหังกล่าวถูกพัฒนาจากซอฟต์แวร์ Visual C++ ร่วมกับ Python



รูปที่ 3.46 ไดอะแกรมการติดต่อสื่อสารและประมวลผลการเรียนรู้ของเครื่อง

ในบทที่ 3 นี้ได้แสดงการดำเนินงานวิจัยซึ่งแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลักประกอบไปด้วยรายละเอียดดังนี้

1. การระบุอัตลักษณ์ของระบบ ในงานวิจัยขั้นนี้ใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบปรับตัวถ่วงน้ำหนักอัตโนมัติด้วยค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ โดยแบบจำลองถูกแบ่งออกเป็นสองช่วงความถี่ คือ ช่วงความถี่ต่ำ และช่วงความถี่สูง ในช่วงความถี่ต่ำระบบจะถูกประมาณค่าสัมประสิทธิ์ด้วยโครงสร้างของรูปมาตรฐานของระบบอันดับสอง และมีการปรับปรุงมุมเฟสของแบบจำลองในช่วงความถี่สูงด้วยวิธีการเพิ่มเวลาหน่วงซึ่งสามารถหาได้จากวิธีกาตัดทอง และในส่วนความถี่สูงระบบจะถูกประมาณค่าด้วยโครงสร้างผลคูณของคูโพลเชิงซ้อนและซีโรเชิงซ้อน เนื่องจากความซับซ้อนในช่วงความถี่สูง จึงทำการแบ่งแบบจำลองออกเป็นส่วนย่อย ๆ ข้อมูลในแต่ละส่วนจะถูกแบ่งด้วยยอดของเรโซแนนซ์ และในขั้นตอนสุดท้ายจะทำการปรับปรุงแบบจำลองโดยการเพิ่มอัตราขยายของเรโซแนนซ์ ซึ่งสามารถหาได้จากวิธีกาตัดทองเช่นเดียวกับการหาเวลาหน่วง

2. การคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณด้วยระบบปัญญาประดิษฐ์ ในงานวิจัยขั้นนี้ใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะใช้ข้อมูลจากกระบวนการผลิตเป็นข้อมูลอินพุต และใช้รูปแบบความเสียหายของเครื่องเขียนสัญญาณเป็นเอาต์พุตของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ข้อมูลดังกล่าวถูกวิเคราะห์ในรูปแบบของโดเมนเวลาและโดเมนความถี่ ในส่วนการจัดเตรียมข้อมูลจะมีขั้นตอนซึ่งประกอบไปด้วย การลบข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ออกจากชุดข้อมูล ต่อมาจะทำการลบตัวแปรที่มีค่าเพียงค่าเดียวออกจากชุดข้อมูล และหลังจากนั้นจะทำการลบตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่นในชุดข้อมูลเกิน 95% โดยจะใช้โมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบ LightGBM ทำการหาค่าความสำคัญของแต่ละตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อรูปแบบของความผิดพลาดของเครื่องเขียนสัญญาณ ผลของตัวแปรที่ส่งผลกระทบมากที่สุดต่อโมเดลปัญญาประดิษฐ์คือค่าความผิดพลาดในโดเมนเวลาที่ถูกลบให้อยู่ในโดเมนความถี่ในช่วงความถี่ 600 จนถึง 1500 เฮิรตซ์ ข้อมูลที่มีความสำคัญ 10 อันดับแรก จะใช้เป็นข้อมูลในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ระหว่างการฝึกสอนจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ชุดแบบสุ่ม โดยเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความเสียหายแบบรุนแรงจะถูกคัดแยก เพื่อทำการซ่อมบำรุง และกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณที่สามารถปรับตัวควบคุมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพได้จะถูกคัดแยก เพื่อหาตัวควบคุมที่เหมาะสมต่อไป

3. การปรับตัวควบคุม ในงานวิจัยขั้นนี้ใช้วิธีการเชิงพันธุกรรมแบบหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์ NSGA-II โดยกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ประกอบไปด้วยเงื่อนไขในกระบวนการผลิต 3 ส่วน คือ ค่าความถี่ขนาดตัดศูนย์ 550 เฮิรตซ์ ค่า Phase margin 40 องศา และค่าความผิดพลาดที่ทำการวัดที่ช่วงความถี่ต่ำขณะควบคุมหัวอ่านเขียนเคลื่อนที่ต่ำที่สุด การเลือกคำตอบของอัตราขยายจะเลือกจากคำตอบที่ดีที่สุดที่สุดในชุดคำตอบบนขอบหน้าพาเรโต

เมื่อได้ดำเนินการตามขั้นตอนวิจัยครบทุกส่วนแล้ว จะแสดงผลที่ได้จากการระบุอัตลักษณ์ของระบบ การคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณ และผลของการนำตัวควบคุมที่หาได้ใหม่ มาใช้ใน
กลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณกลุ่มที่ 0 และ 3 ในบทถัดไป



บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

4.1 บทนำ

ในบทนี้เป็นการแสดงผลความถูกต้องของการระบุสัญลักษณ์ของระบบ ผลของการใช้โมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมในการคัดแยกลักษณะของเครื่องเขียนสัญญาณ และผลของการปรับปรุงกระบวนการผลิตเมื่อใช้อัตราขยายใหม่ที่ได้จากวิธีการเชิงพันธุกรรม

4.2 ผลการระบุสัญลักษณ์ของระบบ

4.2.1 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

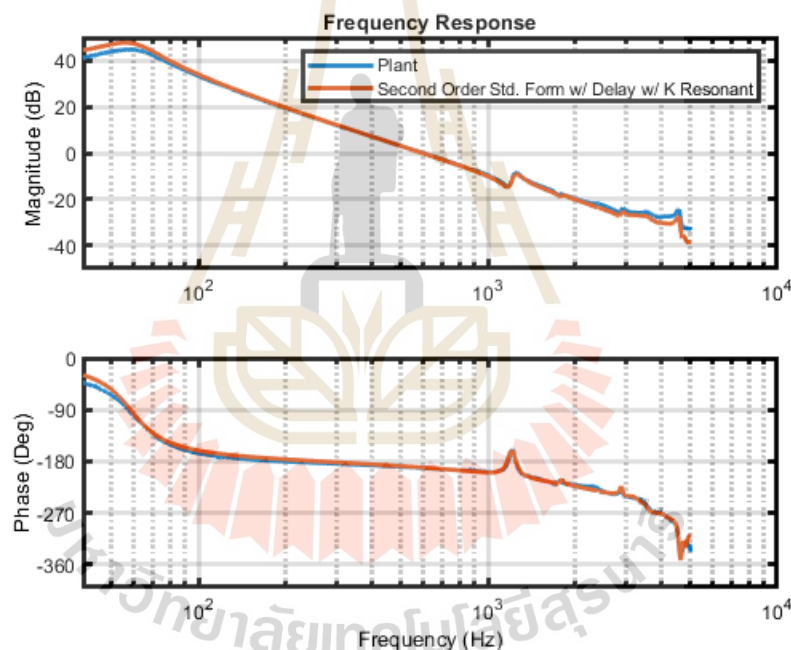
ตารางที่ 4.1 แสดงอันดับของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์รวมทั้งความผิดพลาดของแบบจำลองแต่ละรูปแบบที่ประมาณค่าได้ โดยแบบจำลองถูกสร้างภายใต้เงื่อนไขของระบบที่มีเสถียรภาพ จะสังเกตเห็นว่าแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สุดท้ายที่ประกอบด้วยแบบจำลอง ที่มีโครงสร้างรูปมาตรฐานของระบบอันดับสองร่วมกับเวลาหน่วงอนุกรมกับแบบจำลองเรโซแนนซ์ที่มีการปรับอัตราขยายให้ความถูกต้องสูงสุด โดยแบบจำลองมีอันดับอยู่ที่ 20

ตารางที่ 4.1 แสดงอันดับและความผิดพลาดแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

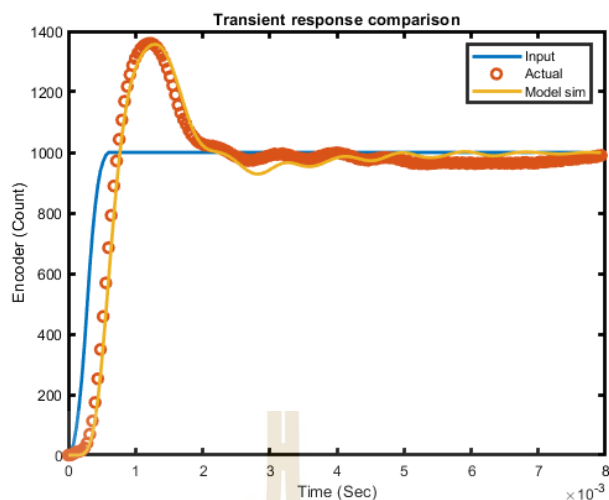
ชนิดของแบบจำลอง	อันดับ	ความผิดพลาด
รูปมาตรฐานของระบบอันดับสอง	2	808
รูปมาตรฐานของระบบอันดับสองอนุกรมกับเวลาหน่วง	2	206
รูปมาตรฐานของระบบอันดับสองอนุกรมกับเวลาหน่วงอนุกรมกับเรโซแนนซ์	20	114
รูปมาตรฐานของระบบอันดับสองอนุกรมกับเวลาหน่วงอนุกรมกับเรโซแนนซ์อนุกรมกับอัตราขยายเรโซแนนซ์	20	93

4.2.2 ผลการตอบสนองทางเวลาและความถี่ของแบบจำลอง

ผลการตอบสนองทางความถี่ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์มีความใกล้เคียงกับข้อมูลจริงแสดงดังรูปที่ 4.1 อย่างไรก็ตามมีความผิดพลาดเกิดขึ้นในช่วงความถี่ประมาณ 50 ถึง 60 เฮิรตซ์ ใกล้บริเวณความถี่ธรรมชาติซึ่งเกิดจากความไม่เป็นเชิงเส้นของระบบ ส่วนเรโซแนนซ์ที่ 1 ถูกประมาณได้ใกล้เคียงกับข้อมูลจริง เมื่อนำแบบจำลองที่ได้มาทำการทดสอบในระบบวงปิด ด้วยสัญญาณอินพุตที่มีลักษณะคล้ายสัญญาณขั้นบันได ผลการตอบสนองทางเวลาในรูปที่ 4.2 แสดงให้เห็นว่ามีความแตกต่างเล็กน้อยในส่วนค่าการพุ่งเกินในช่วงการตอบสนองชั่วขณะ และค่าการกวัดแกว่งในช่วงการตอบสนองคงตัว แต่โดยรวมแบบจำลองดังกล่าวมีการตอบสนองที่ใกล้เคียงกับการตอบสนองจริงและแสดงพฤติกรรมของเรโซแนนซ์ที่ 1 ออกมาอย่างชัดเจน และความถูกต้องเพียงพอที่จะใช้เป็นแนวทางในการปรับตัวควบคุมได้



รูปที่ 4.1 แสดงผลการเปรียบเทียบผลตอบสนองทางความถี่กับข้อมูลจริง



รูปที่ 4.2 แสดงผลการเปรียบเทียบผลตอบสนองทางเวลาของแบบจำลองวงปิดกับข้อมูลจริง

4.3 ผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณ

4.3.1 ผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

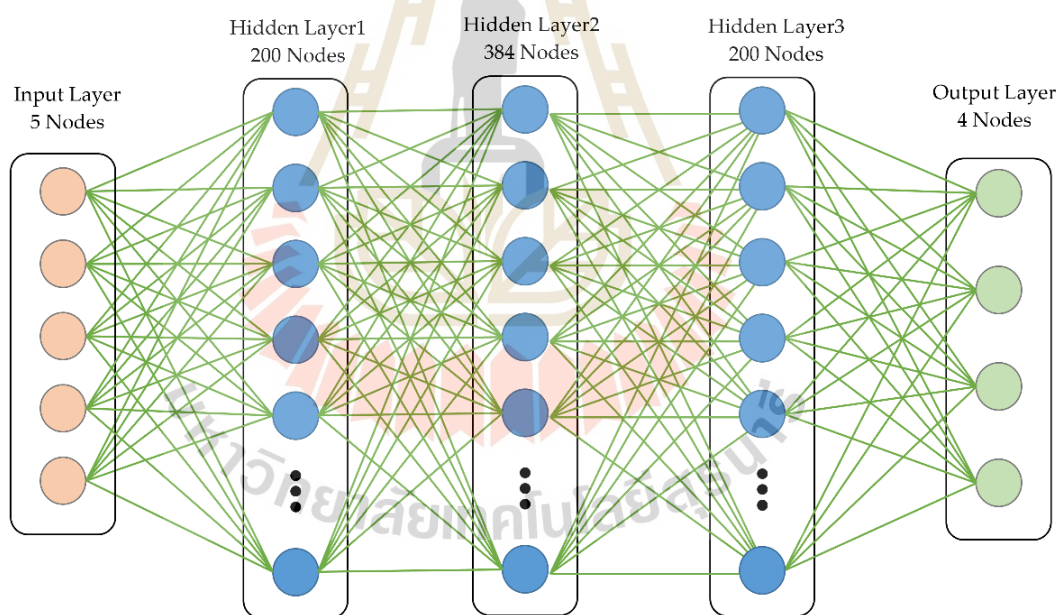
สำหรับผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณด้วยการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเทียมในรอบที่ 4 ที่มีการระบุกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดผิดเป็นกลุ่มที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นสะเทือนของมอเตอร์ กลุ่มดังกล่าวนี้ถึงแม้ว่าจะไม่สามารถลดความผิดพลาดลงได้เพราะเป็นกลุ่มที่ต้องหยุดการทำงานและได้รับการซ่อมแซม อย่างไรก็ตามเงื่อนไขเดิมในกระบวนการผลิตยังสามารถใช้หยุดการทำงานได้หากตรวจพบงานเสียเพิ่มเกิน 30%

Train Confusion Matrix					Validation Confusion Matrix				
Actual	0_healthy	119	0	0	0	39	0	0	0
	1_sensorfault	0	64	0	0	0	21	0	0
	2_pushpin	0	0	46	0	0	16	0	0
	3_tunable	0	0	0	62	0	0	0	21
Test Confusion Matrix					All Confusion Matrix				
Actual	0_healthy	40	0	0	0	198	0	0	0
	1_sensorfault	0	19	0	2	0	104	0	2
	2_pushpin	0	0	16	0	0	0	78	0
	3_tunable	0	0	0	21	0	0	0	104
Predict					Predict				

รูปที่ 4.3 แสดงผลการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยแบบจำลองในรอบที่ 4

4.3.2 การลดขนาดของโครงข่ายประสาทเทียม

ในกรณีที่ต้องการเพิ่มความเร็วในระบบการคัดแยก การลดขนาดของโครงข่ายประสาทเทียมจะช่วยเพิ่มความเร็วในการจัดกลุ่มได้ การลดขนาดของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังรูปที่ 4.4 โดยจำนวนพีเจอร์จะถูกลดจาก 10 เป็น 5 พีเจอร์ โดยเลือกใช้พีเจอร์ลำดับที่ 1 ถึง 5 จากรูปที่ 3.24 และจำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 2 จะถูกปรับโดยใช้โมดูล Keras Tuner ทำการหาค่าจำนวนโหนดที่เหมาะสมในช่วงระหว่าง 256 ถึง 512 โหนด ผลการหาจำนวนโหนดที่เหมาะสมเท่ากับ 384 โหนด เมื่อทำการทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบ ผลการจัดกลุ่มแสดงในรูปที่ 4.5 โดยในรอบที่ดีที่สุดมีความถูกต้อง 99% แสดงดังตารางที่ 4.2 ถึงแม้จะมีข้อมูลจากกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจากความสั่นสะเทือนของมอเตอร์ถูกจัดกลุ่มผิดเป็นกลุ่มที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุด แต่จำนวนโมเดลพารามิเตอร์ลดลงจาก 203704 เป็น 156188 พารามิเตอร์ ซึ่งจะทำให้ความซับซ้อนของโมเดลลดลง และประมวลผลได้เร็วมากขึ้น



รูปที่ 4.4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการลดขนาด

		Train Confusion Matrix				Validation Confusion Matrix			
Actual	0_healthy	119	0	0	0	39	0	0	0
	1_sensorfault	0	64	0	0	0	21	0	0
	2_pushpin	0	0	46	0	0	0	16	0
	3_tunable	0	0	0	62	0	0	0	21
		Test Confusion Matrix				All Confusion Matrix			
Actual	0_healthy	40	0	0	0	198	0	0	0
	1_sensorfault	0	21	0	0	0	106	0	0
	2_pushpin	0	0	16	0	0	0	78	0
	3_tunable	0	1	0	20	0	1	0	103
		Predict				Predict			

รูปที่ 4.5 แสดงผลการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณเมื่อลดขนาดโครงข่ายประสาทเทียม

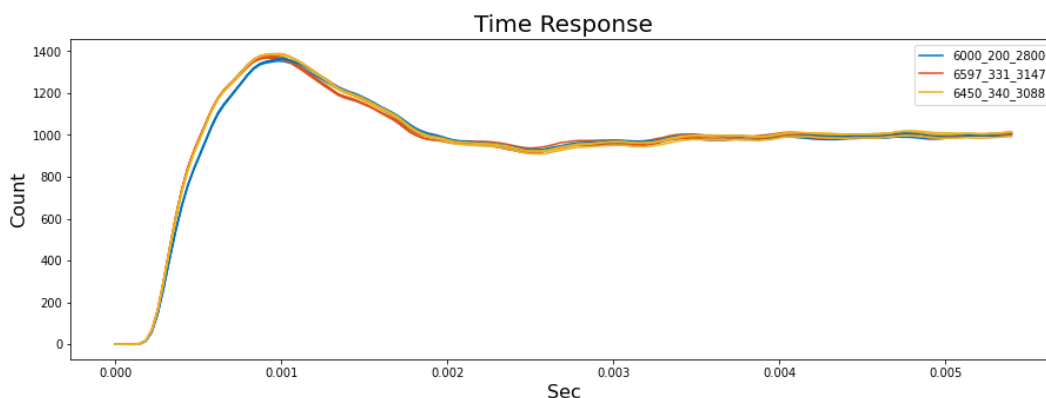
ตารางที่ 4.2 แสดงการประเมินผลการคัดแยกเมื่อลดขนาดโครงข่ายประสาทเทียม

Machine Group	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Support
Healthy	100	100	100	40
Sensor Fault	95	100	98	21
Pushpin Loose	100	100	100	16
Tunable	100	95	98	21
Accuracy			99	98
Macro avg	99	99	99	98
Weighted Avg	99	99	99	98

4.4 ผลการตอบสนองของระบบจากการใช้ตัวควบคุมที่เหมาะสม

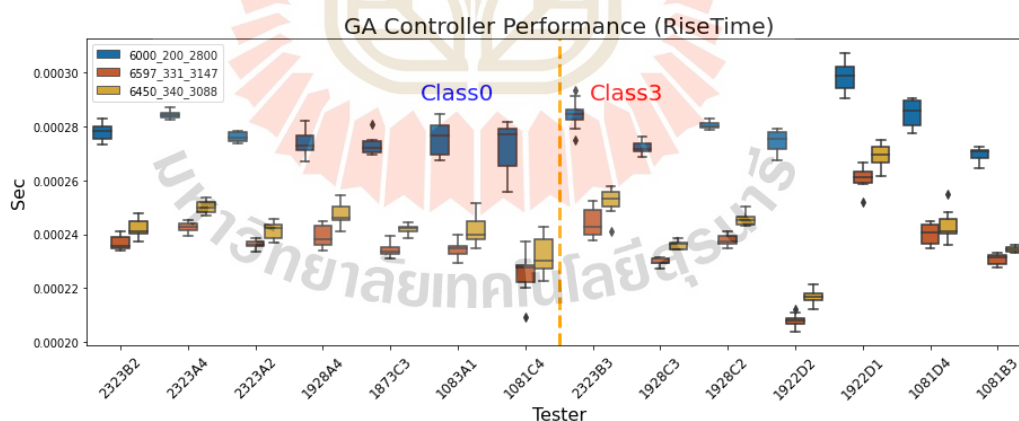
4.4.1 ผลการตอบสนองทางเวลา

รูปที่ 4.6 แสดงผลตอบสนองทางเวลาของตัวควบคุมที่อัตราขยายต่างๆ เส้นสีน้ำเงินแสดงผลตอบสนองเมื่อใช้อัตราขยายเดิมจากกระบวนการผลิต ส่วนเส้นสีส้มแสดงผลตอบสนองเมื่อใช้อัตราขยายจากการหาค่าที่เหมาะสมโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากกลุ่มเครื่องปกติ และเส้นสีเหลืองแสดงผลตอบสนองเมื่อใช้อัตราขยายจากการหาค่าที่เหมาะสมโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากกลุ่มเครื่องที่มีความผิดพลาดสูงเนื่องจากผลกระทบของการสั่นสะเทือนจากมอเตอร์



รูปที่ 4.6 แสดงการตอบสนองทางเวลาของตัวควบคุม

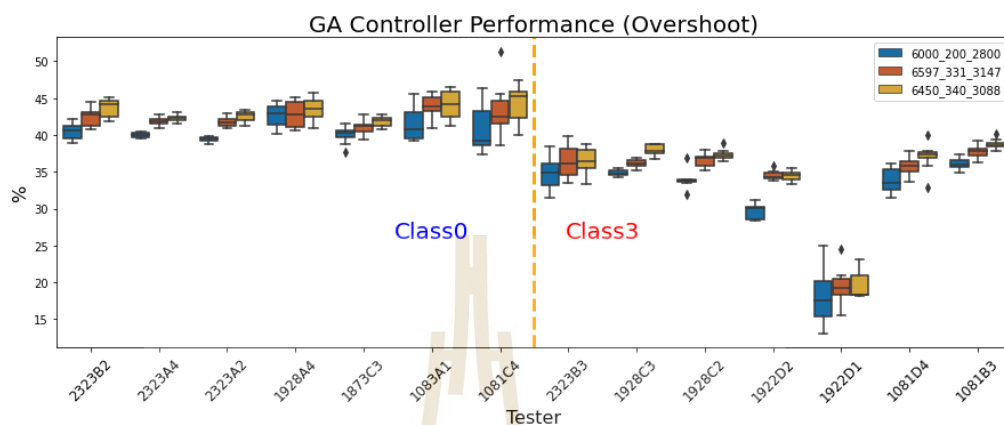
บล็อกพล็อตดังรูปที่ 4.7 แสดงเวลาไต่ขึ้นของเครื่องเขียนสัญญาณ เมื่อใช้อัตราขยายต่างๆ จะเห็นว่าตัวควบคุมใหม่ที่ได้จากการค้นหาคำตอบด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม ให้ผลตอบสนองของเวลาไต่ขึ้นที่ดีกว่าทั้งสองกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ ปัจจัยหลักที่ทำให้เวลาไต่ขึ้นถูกปรับปรุงเนื่องจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในขณะค้นหาคำตอบ ถูกกำหนดให้ความถี่ตัดศูนย์ของระบบวงเปิดเพิ่มขึ้นเข้าใกล้ 550 เฮิร์ตซ์ ส่งผลให้ความถี่แบนด์วิดท์ของระบบวงปิดเพิ่มขึ้น ระบบจึงตอบสนองได้รวดเร็วมากขึ้น



รูปที่ 4.7 แสดงเวลาไต่ขึ้นของแต่ละเครื่องเมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม

ผลการตอบสนองของการพุ่งเกินแสดงดังบล็อกพล็อตในรูปที่ 4.8 จะเห็นว่าทั้งสองกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณมีการพุ่งเกินเพิ่มขึ้นเล็กน้อย พฤติกรรมดังกล่าวเกิดขึ้นจากการตั้งฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของ Phase Margin ให้เข้าใกล้ที่ 40 องศา เนื่องจาก Phase Margin ของระบบวงเปิดมีความสัมพันธ์กับอัตราส่วนความหน่วงในระบบวงปิด อัตราส่วนความหน่วงเป็นตัวกำหนดการพุ่งเกิน

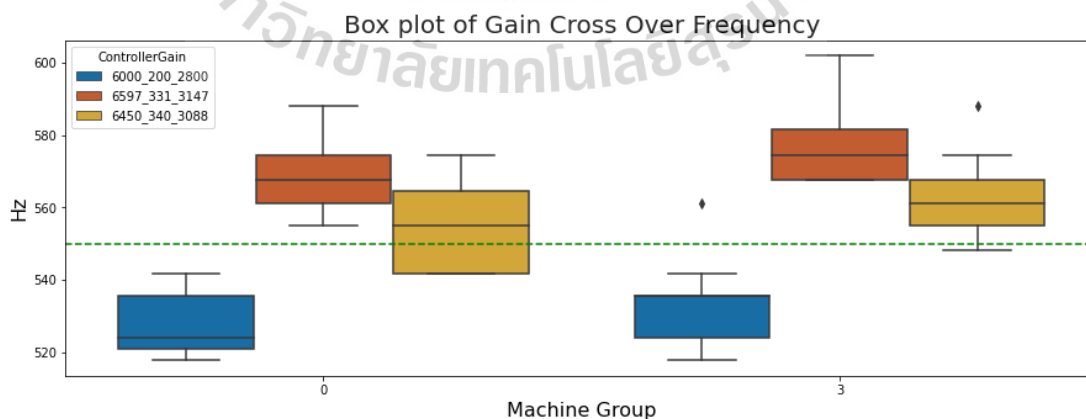
ของระบบวงปิด ถึงแม้ว่าพฤติกรรมดังกล่าวจะเกิดขึ้นเมื่อระบบเป็นอันดับสอง แต่ความสัมพันธ์ดังกล่าวก็สามารถประมาณค่าการพุงเกินในระบบที่มีอันดับสูงได้เช่นกันหากค่าของโพลเด่นของระบบอยู่ที่อันดับสอง



รูปที่ 4.8 แสดงค่าพุงเกินของแต่ละเครื่องเมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม

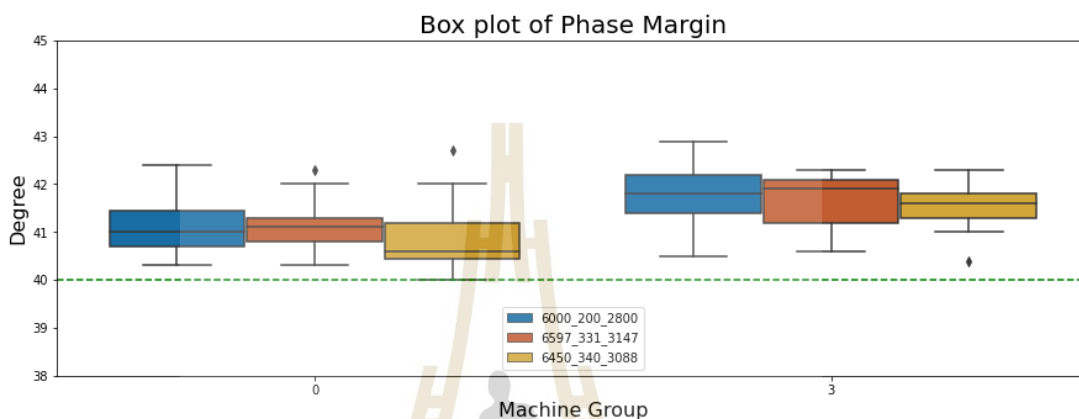
4.4.2 ผลตอบสนองทางความถี่

บ็อกพล็อตในรูปที่ 4.9 แสดงการเปรียบเทียบความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์จากตัวควบคุมเดิมในกระบวนการผลิตและตัวควบคุมที่ได้จากกระบวนการหาคำตอบจากวิธีการเชิงพันธุกรรม จะสังเกตได้ว่าค่ามัธยฐานของความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ที่แสดงในพล็อตสี่เหลี่ยมและสี่เหลี่ยม มีค่าเพิ่มขึ้นเข้าใกล้ข้อกำหนดในการปรับตั้งเครื่องเขียนสัญญาณที่ความถี่ 550 เฮิรตซ์ โดยที่ตัวควบคุมที่ได้จากการใช้แบบจำลองจากเครื่องเขียนสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นสะเทือนของมอเตอร์จะมีค่าที่ต่ำกว่า เนื่องจากกลุ่มดังกล่าวมีผลกระทบจากโร้แวนซ์ที่ 1 ที่ส่งผลต่อความผิดพลาดในโดเมนเวลา



รูปที่ 4.9 แสดงการเปรียบเทียบความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์เมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม

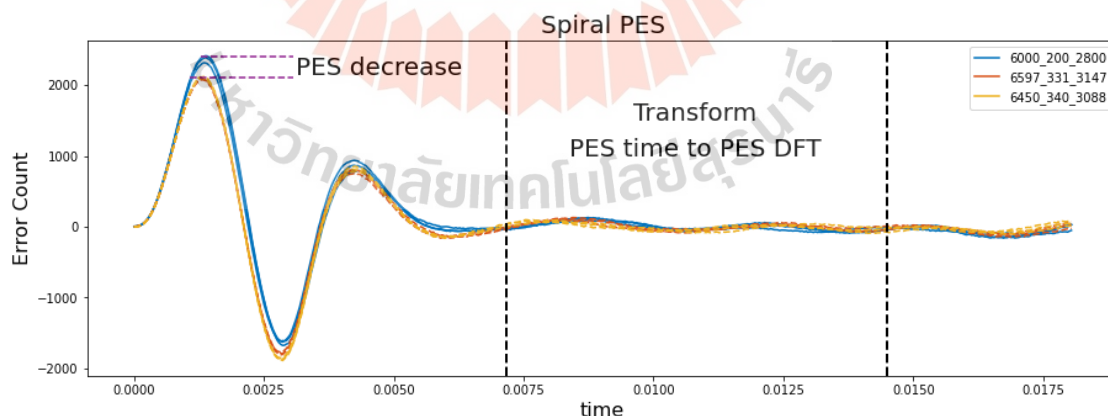
บ็อกพล็อตในรูปที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบระหว่าง Phase Margin จากตัวควบคุมเดิม ในกระบวนการผลิตและตัวควบคุมที่ได้จากการหาคำตอบจากวิธีการเชิงพันธุกรรม จะสังเกตได้ว่า Phase Margin จากตัวควบคุมชุดใหม่ยังคงสูงเกินค่าควบคุม แต่มีแนวโน้มลดลง สามารถสรุปได้ว่า ระบบมีเสถียรภาพไม่ต่างจากเดิม พฤติกรรมดังกล่าวสัมพันธ์กับพฤติกรรมค่าพุ่งเกินสูงในการตอบสนองทางเวลาในรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบ Phase Margin เมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม

4.4.3 ค่าความผิดพลาดที่วัดในช่วงความถี่ต่ำขณะเคลื่อนที่แบบ Spiral

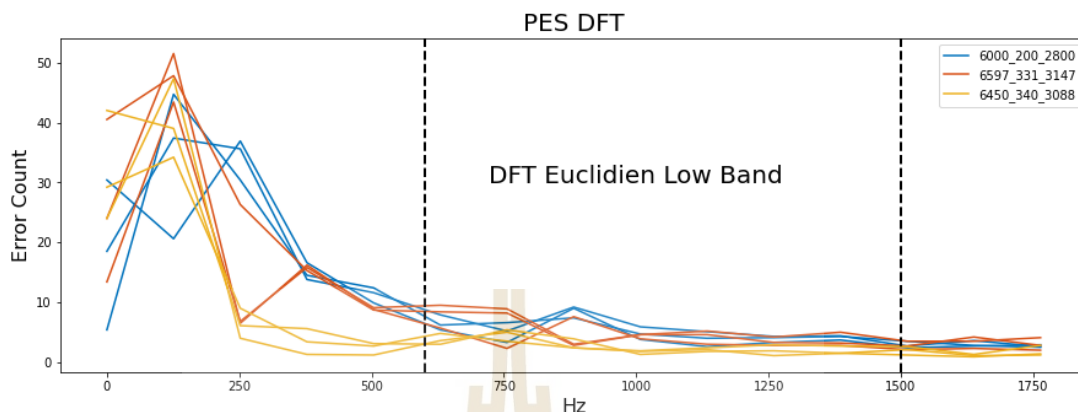
รูปที่ 4.11 แสดงความผิดพลาดของการเคลื่อนที่แบบ Spiral จะเห็นได้ว่าความผิดพลาดในช่วงการตอบสนองแบบชั่วขณะของตัวควบคุมใหม่มีค่าลดลงชัดเจน



รูปที่ 4.11 แสดงการปรับปรุงความผิดพลาดในการตอบสนองชั่วขณะ

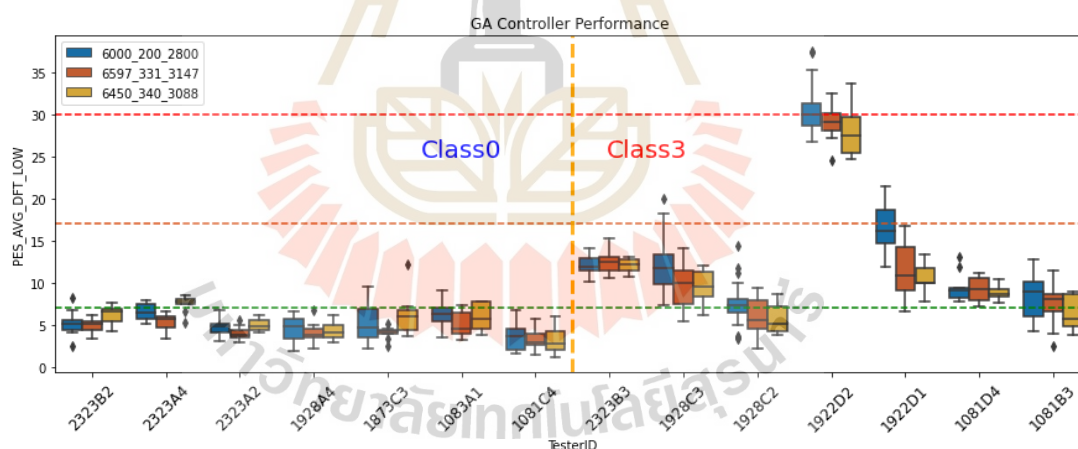
อย่างไรก็ตามในช่วงสถานะคงตัวที่แสดงในช่วงเส้นประสีดำ การตอบสนองทางเวลาแสดงผลไม่ชัดเจน จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยการแปลงฟูริเยร์แบบไม่ต่อเนื่อง และทำการคำนวณความผิดพลาด

รวมในรูปแบบยูเคลเดียนของฮาร์โมนิก โดยใช้ข้อมูลในช่วงความถี่ 600 ถึง 1500 เฮิรตซ์ ดังแสดงในรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 แสดงผลการแปลงฟูรีเย และช่วงการปรับปรุงความผิดพลาด

โดยผลของความผิดพลาดของเครื่องเขียนสัญญาณในแต่ละกลุ่มสามารถแสดงได้ดังบล็อกพล็อตในรูปที่ 4.13 จะสังเกตได้ว่าค่าความผิดพลาดของเครื่องเขียนสัญญาณส่วนใหญ่ลดลง เมื่อใช้ตัวควบคุมใหม่ที่ได้จากการหาคำตอบด้วยกระบวนการเชิงพันธุกรรมทั้งสองกลุ่ม



รูปที่ 4.13 แสดงค่าความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของแต่ละเครื่องเมื่อปรับอัตราขยายของตัวควบคุม

โดยตารางที่ 4.3 แสดงค่าทางสถิติของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณในกลุ่มที่ทำงานได้ปกติเดิม กลุ่มดังกล่าวตัวควบคุมที่ได้จากการหาคำตอบโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณเดียวกันให้ผลทางสถิติดีที่สุด และตารางที่ 4.4 แสดงค่าทางสถิติของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณในกลุ่มที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นสะเทือนของมอเตอร์กลุ่มดังกล่าวตัวควบคุมที่ได้จากการหาคำตอบโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเครื่องเขียนสัญญาณเดียวกันให้ผลทางสถิติดี จากผล

ดังกล่าวสามารถสรุปได้ว่า ควรใช้ตัวควบคุมให้ตรงกับแบบจำลองที่ได้ทำการกำหนดไว้ก่อนหน้านี้ หากทำการสลับตัวควบคุม อาจส่งผลให้ความผิดพลาดมีค่าเพิ่มสูงขึ้นได้

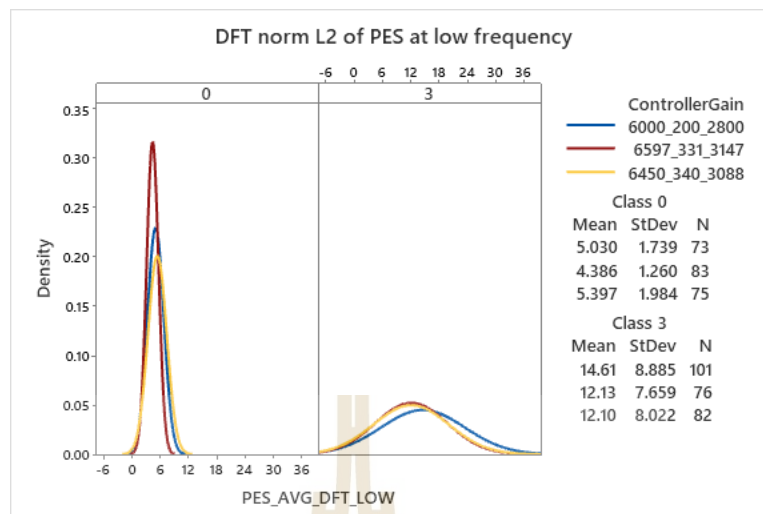
ตารางที่ 4.3 แสดงค่าทางสถิติของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของเครื่องเขียนสัญญาณที่กลุ่ม 0

K_p	6000	6597	6450
K_i	200	331	340
K_d	2800	3147	3088
ค่าเฉลี่ย	5.03	4.39	5.39
ค่ามัธยฐาน	5.02	4.23	5.36
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	1.74	1.26	1.99
พิสัยควอไทล์	2.27	1.84	2.71

ตารางที่ 4.4 แสดงค่าทางสถิติของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของเครื่องเขียนสัญญาณที่กลุ่ม 3

K_p	6000	6597	6450
K_i	200	331	340
K_d	2800	3147	3088
ค่าเฉลี่ย	14.61	12.13	12.10
ค่ามัธยฐาน	11.61	9.84	9.27
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	8.89	7.66	8.02
พิสัยควอไทล์	10.20	5.60	5.34

ในรูปที่ 4.14 แสดงการกระจายตัวของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของตัวควบคุมเดิมและตัวควบคุมใหม่ จะสังเกตเห็นได้ว่าค่าเฉลี่ยของตัวควบคุมชุดใหม่มีค่าต่ำกว่าตัวควบคุมเดิมทั้งสองชุด รวมทั้งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีขนาดแคบลง พฤติกรรมดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าระบบมีการปรับปรุงประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นเมื่อใช้ตัวควบคุมชุดใหม่



รูปที่ 4.14 แสดงการเปรียบเทียบความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำของอัตราขยายแต่ละชุด

เพื่อเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้ตัวควบคุมที่ได้กับกระบวนการผลิตที่มีปริมาณมากขึ้น จึงจำเป็นต้องทำการทดสอบสมมติฐานโดยใช้ข้อมูลที่ได้จากการทดลองที่มีอยู่ว่าสามารถปรับปรุง ค่าความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำได้หรือไม่ โดยเลือกการทดสอบแบบ T Student Test ทำการทดสอบสมมติฐานของการใช้ค่าตัวควบคุมเดิมเปรียบเทียบกับชุดใหม่ โดยกำหนดให้ u_1 คือค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำเมื่อใช้อัตราขยายพีไอดีเดิมจากกระบวนการผลิต และ u_2 คือค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำเมื่อใช้อัตราขยายพีไอดีที่ได้จากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

กำหนดให้ Null Hypothesis (H_0) คือ $u_1 - u_2 = 0$

Alternative Hypothesis (H_1) คือ $u_1 - u_2 < 0$

ทำการทดสอบสมมติฐานที่ระดับนัยยะสำคัญ 95% พบว่าเครื่องเขียนสัญญาณกลุ่มที่ 0 แสดงค่า P-Value = 0.005 และ เครื่องเขียนสัญญาณกลุ่มที่ 3 แสดงค่า P-Value = 0.023 แสดงดังตารางที่ 4.5 จากค่า P-Value ของเครื่องเขียนสัญญาณทั้งสองกลุ่มแสดงให้เห็นว่าความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำลดลงอย่างมีนัยยะสำคัญ

เมื่อพิจารณาผลการตอบสนองตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ได้กำหนดไว้ทั้ง 3 ฟังก์ชัน วัตถุประสงค์สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.6 และ 4.7 จะเห็นว่าการปรับปรุงความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำ ของเครื่องเขียนสัญญาณในกลุ่ม 0 และ 3 เท่ากับ 14.68% และ 17.18% ตามลำดับ

ตารางที่ 4.5 แสดงการทดสอบสมมุติฐาน

Class 0	Class 3
u1: mean of DFT, Opt0 Gain	u1: mean of DFT, Opt3 Gain
u2: mean of DFT, Conventional Gain	u2: mean of DFT, Conventional Gain
Null hypothesisH0: $u1 - u2 = 0$	Null hypothesisH0: $u1 - u2 = 0$
Alternative hypothesisH1: $u1 - u2 < 0$	Alternative hypothesisH1: $u1 - u2 < 0$
T-Value = -2.62 DF = 129 P-Value = 0.005	T-Value = -2.01 DF = 178 P-Value = 0.023

จากผลของความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ที่เพิ่มสูงขึ้นทำให้ความถี่แบนด์วิดซ์มีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นด้วย จึงส่งผลให้ระบบตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอินพุตได้ดียิ่งขึ้น โดยไม่กระทบต่อการขยายสัญญาณรบกวนที่ความถี่สูง และจากผลของ Phase Margin ที่เปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยสามารถสรุปได้ว่าตัวควบคุมใหม่ไม่ทำให้เสถียรภาพของระบบลดลง

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการปรับปรุงของกลุ่มที่ทำงานปกติ

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์	อัตราขยายเดิม	อัตราขยายใหม่	การปรับปรุง
ความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์	527 เฮิร์ตซ์	563 เฮิร์ตซ์	เร็วขึ้น
Phase margin	41.1 องศา	41.4 องศา	คงเดิม
ค่าความผิดพลาด	5.03 counts	4.39 counts	14.68%

ตารางที่ 4.7 แสดงผลการปรับปรุงของกลุ่มที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นของมอเตอร์

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์	อัตราขยายเดิม	อัตราขยายใหม่	การปรับปรุง
ความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์	534 เฮิร์ตซ์	564 เฮิร์ตซ์	เร็วขึ้น
Phase margin	41.8 องศา	41.5 องศา	คงเดิม
ค่าความผิดพลาด	14.61 counts	12.10 counts	17.18%

จากผลการทดลองที่แสดงในบทที่ 4 นี้ พบว่าการระบุอัตลักษณ์ของระบบมีความถูกต้องเพียงพอสำหรับการนำไปใช้งานเพื่อการวิเคราะห์ความเสียหายของเครื่องเขียนสัญญาณ และยังสามารถนำไปใช้เพื่อการปรับอัตราขยายของตัวควบคุมได้ ในขณะที่ระบบการคัดแยกมีความถูกต้องเพียงพอสามารถคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณทั้ง 4 กลุ่มได้ สำหรับบทถัดไปนั้นจะเป็นการสรุปผลการวิจัยทั้งหมด

บทที่ 5

สรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีประโยชน์ต่อกระบวนการผลิตในด้านการปรับปรุงประสิทธิภาพในการเขียนสัญญาณ และลดของเสียในกระบวนการผลิตประมาณ 306 ไตรฟต์ต่อเดือน ทำให้ลดปริมาณไตรฟต์ที่ต้องแก้ไขด้วยการลบสัญญาณเดิมที่เขียนผิดพลาดออก ซึ่งใช้เวลามากถึง 30 นาที คิดเป็นมูลค่ารวมประมาณ 213696 บาทต่อปี และทำให้การซ่อมแซมเครื่องเขียนสัญญาณมีประสิทธิภาพรวดเร็วมากยิ่งขึ้น โดยงานวิจัยนี้แบ่งการทำงานออกเป็นสองส่วน ส่วนแรกคือการออกแบบระบบการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณด้วยโมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียม และส่วนที่สองคือการปรับแต่งอัตราขยายของตัวควบคุม เพื่อลดความผิดพลาดขณะเขียนสัญญาณด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม ซึ่งรายละเอียดทั้งสองส่วนมีดังนี้

5.1.1 การออกแบบระบบคัดแยก

ในขั้นตอนการคัดแยกกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณ พารามิเตอร์ต่างๆในกระบวนการผลิตถูกใช้เป็นข้อมูลอินพุต และลักษณะความเสียหายของเครื่องเขียนสัญญาณถูกใช้เป็นข้อมูลเอาต์พุต ของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ เครื่องเขียนสัญญาณที่มีค่าความผิดพลาดเกินค่าควบคุม และถูกตรวจพบว่ามี ความเสียหายแบบรุนแรง จะถูกคัดแยกเพื่อทำการซ่อมบำรุง ในขณะที่เครื่องเขียนสัญญาณที่มีค่าความผิดพลาดเกินค่าควบคุม แต่มีแนวโน้มที่สามารถลดความผิดพลาดลงได้ จะถูกคัดแยกเพื่อนำมาหาอัตราขยายของตัวควบคุมที่เหมาะสม ข้อมูล 486 ไตรฟต์ถูกใช้เพื่อแบ่งเครื่องเขียนสัญญาณออกเป็น 4 กลุ่มคือ

กลุ่ม0 เครื่องเขียนสัญญาณที่ทำงานได้ปกติมีข้อมูล 198 ไตรฟต์

กลุ่ม1 เครื่องเขียนสัญญาณที่เซ็นเซอร์ระบุตำแหน่งชำรุดมีข้อมูล 106 ไตรฟต์

กลุ่ม2 เครื่องเขียนสัญญาณชุดแกนหลักหัวเขียนอ่านหลวมคลอนมีข้อมูล 78 ไตรฟต์

กลุ่ม3 เครื่องเขียนสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจากการสั่นของมอเตอร์มีข้อมูล 104 ไตรฟต์

สำหรับอัตราส่วนของการฝึกสอน การตรวจสอบ และการทดสอบ คืออัตราส่วน 60:20:20 หรือ 291:97:98 ไตรพี ตามลำดับ เนื่องจากธรรมชาติของข้อมูลในกระบวนการผลิตจะเป็นข้อมูลที่ไม่สมดุล จะเห็นได้จากข้อมูลในกลุ่ม 0 มีมากกว่าข้อมูลกลุ่มอื่น ลักษณะเช่นนี้จะส่งผลให้เกิดการไบอัส ข้อมูลขณะสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์ เพื่อลดปัญหาดังกล่าวจึงทำการแบ่งข้อมูล 3 ส่วน ให้มีข้อมูลของกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ 4 กลุ่มเท่ากัน

เนื่องจากจำนวนพารามิเตอร์ในกระบวนการผลิตมีจำนวนมาก การนำข้อมูลทั้งหมดมาใช้เป็นอินพุตของโมเดลปัญญาประดิษฐ์จะทำให้โมเดลมีขนาดใหญ่ ประมวลผลช้า และเมื่อมีอินพุตที่ไม่เกี่ยวข้องถูกนำมาประมวลผล จะทำให้ประสิทธิภาพของโมเดลลดลง เพื่อลดปัญหาดังกล่าวการเตรียมข้อมูล เพื่อเลือกเฉพาะข้อมูลที่มีความสำคัญต่อการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณจึงมีความสำคัญอย่างมาก โดยขั้นตอนการเตรียมข้อมูลประกอบไปด้วย

1. ลบข้อมูลที่มีตัวแปรไม่ครบถ้วน
2. ลบตัวแปรที่มีข้อมูลคงที่เพียงค่าเดียว
3. ลบตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ระหว่างกันเกิน 95%
4. ทำการเข้ารหัสตัวแปรแบบ Categorical เป็นแบบ One Hot Encoding
5. เรียงลำดับความสำคัญของแต่ละตัวแปรด้วยโมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบ LightGBM

พารามิเตอร์ที่มีความสำคัญ 5 อันดับแรกคือ 1) DFT Euclidean Low 2) DFT Euclidean High 3) 3rd Harmonic 4) PES Range และ 5) Feed Forward Factor ข้อมูลพารามิเตอร์ทั้ง 5 นี้ ถูกปรับสเกลด้วยวิธี Standard Scaler และใช้เป็นข้อมูลฝึกสอนโมเดลปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งโครงสร้างประกอบด้วยชั้นอินพุตที่มีจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนข้อมูลที่คัดเลือกมาแล้วคือ 5 โหนด ในชั้นเอาต์พุตนั้นจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนกลุ่มของเครื่องเขียนสัญญาณคือ 4 โหนด ในส่วนของชั้นซ่อนมี 3 ชั้น กำหนดให้มีความซับซ้อนสูง โดยชั้นที่ 1 และ 3 กำหนดจำนวนโหนดเท่ากับ 200 โหนด ส่วนชั้นซ่อนที่ 2 กำหนดจำนวนโหนดเริ่มต้นที่ 500 โหนด การกำหนดชั้นซ่อนที่มีความซับซ้อนนี้ จะช่วยเพิ่มความถูกต้องและลดปัญหา Under Fitting ลงได้ เนื่องจากธรรมชาติของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ เมื่อมีความซับซ้อนสูงย่อมให้ผลความถูกต้องสูง แต่อย่างไรก็ตามโมเดลที่มีความซับซ้อนสูง จะใช้เวลาในการประมวลผลมากขึ้น และอาจเกิดปัญหา Over Fitting กับชุดข้อมูลฝึกสอน ด้วยเหตุนี้เมื่อทำการฝึกสอนจนกระทั่งได้ความถูกต้องเป็นที่ยอมรับได้แล้ว จึงทำการปรับปรุงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนอีกครั้ง เพื่อหาค่าจำนวนโหนดที่น้อยที่สุด ที่ยังคงให้ผลความถูกต้องเป็นที่ยอมรับได้อยู่ โดยเลือกใช้โมดูล Keras Tuner ของโปรแกรม Python ในการหาจำนวน

โหนดที่เหมาะสม ผลของการปรับปรุงจำนวนโหนดในชั้นซ่อน มีจำนวนโหนดลดลงเหลือ 384 โหนด เมื่อทำการฝึกสอนจนครบจำนวนรอบที่ตั้งไว้ ด้วยข้อมูลฝึกสอนและตรวจสอบแล้ว โมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ได้จะถูกนำมาทดสอบกับข้อมูลที่เตรียมไว้

ประโยชน์ที่ได้รับจากขั้นตอนนี้คือได้ระบบการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณตรงตามวัตถุประสงค์ จากข้อมูลการซ่อมแซมเครื่องเขียนสัญญาณที่ผ่านมาเครื่องในกลุ่ม 1 และ 2 จำเป็นต้องหยุดการทำงานอย่างรวดเร็วและซ่อมแซมทันที เพื่อป้องกันการสร้างของเสียเพิ่มเข้าสู่กระบวนการผลิต การตรวจสอบด้วยตาเพื่อหาจุดชำรุดทำได้ยาก ปัจจุบันจึงใช้วิธีการตรวจสอบจากอัตรางานเสียเมื่อมีงานเสียถึงระดับ 30% จะหยุดการทำงานทันที และนำออกมาซ่อมแซมภายนอกพื้นที่ที่สะอาด ด้วยการทดลองเปลี่ยนชิ้นส่วนทีละชิ้น จากนั้นทดลองเขียนสัญญาณใหม่จนกว่าจะกลับมาทำงานได้ปกติ จะเห็นได้ว่าวิธีการดังกล่าวนี้จะต้องสูญเสียชิ้นงานจำนวนหนึ่ง เพื่อใช้ตรวจจับความผิดปกติดังกล่าว และต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญที่มีทักษะในการซ่อมบำรุง ในการวิเคราะห์หาตำแหน่งความเสียหาย งานวิจัยนี้สามารถคัดแยก และระบุตำแหน่งชิ้นส่วนที่เสียหายได้ในทันทีที่เกิดงานเสียขึ้นแรกขึ้น ทำให้ลดการสร้างชิ้นงานเสียลงได้ และสามารถใช้เป็นแนวทางแนะนำต่อผู้ซ่อมบำรุง ให้ปฏิบัติงานได้รวดเร็วและมีประสิทธิภาพมากขึ้น ส่วนเครื่องเขียนสัญญาณในกลุ่มที่ 3 ไม่พบชิ้นส่วนชำรุดเสียหาย แต่คุณลักษณะการตอบสนองของเครื่องเขียนสัญญาณเปลี่ยนไปจากเดิม ดังนั้นเครื่องเขียนสัญญาณในกลุ่มนี้ มีแนวโน้มในการใช้วิธีปรับอัตราขยายของตัวควบคุม เพื่อปรับปรุงคุณภาพ และลดความผิดพลาดของการเขียนสัญญาณลงให้อยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

5.1.2 การหาอัตราขยายของตัวควบคุมพีไอดี

ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรม และเนื่องจากเงื่อนไขในกระบวนการผลิตเป็นแบบหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ซึ่งประกอบไปด้วย 1.ความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ที่ 550 เฮิรตซ์ 2.ค่า Phase Margin ที่ 40 องศา และ 3.ค่าความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำน้อยที่สุด จึงเลือกใช้วิธีการเชิงพันธุกรรมหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์แบบ NSGA-II ในการหาคำตอบของอัตราขยายพีไอดี ทำการกำหนดให้อัตราการสืบทอดพันธุกรรมระหว่างชุดประชากรเท่ากับ 100% อัตราการกลายพันธุ์เท่ากับ 10% จำนวนชุดคำตอบบนขอบหน้าพาเรโตเท่ากับ 16 คำตอบ จำนวนการเข้ารหัส 16 บิต และจำนวนการวิวัฒนาการเท่ากับ 1000 เจนเนอเรชัน โดยจำกัดขอบเขตของการปรับอัตราขยายพีไอดี ให้เปลี่ยนแปลงจากตัวควบคุมเดิมได้ 20% 100% และ 30% ตามลำดับ เพื่อให้การค้นหาคำตอบเข้าสู่ใกล้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ได้เร็ว และไม่ออกห่างจากพื้นที่เสถียรภาพ โดยที่อัตราขยายพีไอดีเดิมเท่ากับ 6000 200 และ 2800 DAC ตามลำดับ คำตอบของอัตราขยายถูกเลือกจากคำตอบบนขอบหน้าของพาเรโต ที่ให้ผลการตอบสนองเข้าสู่ใกล้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากที่สุด

ประโยชน์ที่ได้รับจากขั้นตอนนี้คือ เมื่อนำอัตราขยายที่เหมาะสมใช้กับเครื่องในกลุ่มที่ 0 และ 3 ผลการตอบสนองแสดงให้เห็นว่าความถี่ที่ขนาดตัดศูนย์ และ Phase Margin มีแนวโน้มขยับเข้าใกล้ข้อกำหนดของกระบวนการผลิตมากขึ้น รวมทั้งค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำลดลงทั้ง 2 กลุ่ม แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการควบคุมที่ได้รับการปรับปรุงขึ้น ตรงตามวัตถุประสงค์ ในกลุ่ม 0 ผลจากการหาอัตราขยายพีโอดีด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรมคือ 6597 331 3147 ตามลำดับ จะสังเกตได้ว่าอัตราขยายถูกเพิ่มขึ้นจากเดิมทั้งหมด แสดงให้เห็นว่าสามารถเพิ่มความเร็วในการตอบสนองให้กับกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณกลุ่มนี้ได้ และเมื่อทำการเขียนสัญญาณโดยใช้อัตราขยายใหม่ ความผิดพลาดลดลงจาก 5.03 เป็น 4.39 counts และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานลดลง 1.74 เป็น 1.26 counts จากค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ดีขึ้นแสดงให้เห็นว่ามีการปรับปรุงกระบวนการผลิตเกิดขึ้นเมื่อใช้ตัวควบคุมที่หาได้ใหม่นี้ ในกลุ่ม 3 อัตราขยายพีโอดีที่หาได้จากวิธีการเชิงพันธุกรรมคือ 6450 340 และ 3088 ตามลำดับ จะสังเกตได้ว่าอัตราขยายถูกเพิ่มขึ้นจากเดิมเช่นกัน แต่ K_p และ K_d น้อยกว่ากลุ่ม 0 เนื่องจากผลตอบสนองทางความถี่แสดงให้เห็นว่าความถี่ธรรมชาติของกลุ่มนี้ อยู่ใกล้กับความเร็วของมอเตอร์มาก จึงส่งผลให้หากเพิ่ม K_p มากเกินไปจะเกิดการสั่นได้มากขึ้น ประกอบกับความถี่เรโซแนนซ์ที่ 1 มีค่าสูงกว่า จึงสามารถเพิ่ม K_d ได้เพียงเล็กน้อย อย่างไรก็ตามอัตราขยายที่หาได้สูงกว่าอัตราขยายเดิม และเมื่อทำการเขียนสัญญาณโดยใช้อัตราขยายใหม่ ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดลดลงจาก 14.61 เป็น 12.10 counts และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานลดลง 8.89 เป็น 8.02 counts รวมทั้งยังสามารถลดความผิดพลาดของเครื่องเขียนสัญญาณที่มีความผิดพลาดในช่วงความถี่ต่ำเกิน 30 counts ลงได้ แนวโน้มดังกล่าวส่งผลให้ปริมาณงานเสียในกระบวนการผลิตลดลง

ความใหม่ในทางวิชาการของงานวิจัยชิ้นนี้คือ เป็นการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในระบบการคัดแยกเพื่อนำผลที่ได้มาใช้ในการวิเคราะห์ความเสียหายของเครื่องเขียนสัญญาณ และเพิ่มประสิทธิภาพในการควบคุมไปพร้อมกัน การนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในระบบคัดแยกจะลดปัญหาการสร้างเงื่อนไขพื้นฐานที่ซับซ้อนในการคัดแยกกลุ่ม .ในขณะที่การปรับตัวควบคุมด้วยวิธีการเชิงพันธุกรรมจะช่วยลดการลองผิดลองถูกในการปรับตัวควบคุม ทำให้ได้ค่าที่เหมาะสมเร็วขึ้น

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ความถูกต้องและความแม่นยำของการคัดแยกเครื่องเขียนสัญญาณ

จากผลงานวิจัย ถึงแม้ว่าผลการคัดแยกจะมีความถูกต้องสูงสุดอยู่ที่ 100% แต่เกิดจากชุดข้อมูล 486 ไตรฟ์เท่านั้น โดยความถูกต้องเฉลี่ยอยู่ที่ 99.4 % หากมีข้อมูลอินพุตใหม่ที่มีรูปแบบแตกต่างจากข้อมูลฝึกสอน ถูกนำเข้ามาเพื่อทำนายผล ยังคงมีโอกาที่จะคัดแยกผิดพลาด

เพิ่มขึ้นได้อยู่ สังเกตจากผลของฟังก์ชันสูญเสียในรอบที่ 4 ของตารางที่ 3.3 ผลของฟังก์ชันสูญเสียเพิ่มขึ้นเนื่องจากการแบ่งข้อมูลชุดฝึกสอนไม่ครอบคลุมชุดทดสอบ ทำให้ความถูกต้องในการคัดแยกลดลงเหลือ 98% และเป็นธรรมชาติของกระบวนการผลิต จะมีหลายปัจจัยที่ทำให้การกระจายตัวของข้อมูลอินพุตเปลี่ยนไป เช่นคุณภาพของชิ้นงานในแต่ละล็อต สภาพแวดล้อมของตำแหน่งเครื่องเขียนสัญญาณ และช่วงเวลาของการผลิต ปัจจัยเหล่านี้ล้วนแล้ว จะทำให้ข้อมูลอินพุตมีลักษณะเปลี่ยนไป และทำให้ความถูกต้องในการคัดแยกลดลง จึงควรเพิ่มปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบให้ครอบคลุมมากขึ้น เพื่อให้โมเดลได้รับข้อมูลที่มีความหลากหลาย และควรตรวจสอบความถูกต้องของการคัดแยกอยู่เสมอ เมื่อพบว่าประสิทธิภาพของการคัดแยกลดลง ควรพิจารณาปรับปรุงโมเดลปัญญาประดิษฐ์อีกครั้ง

5.2.2 ประสิทธิภาพของตัวควบคุม

เนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้ค่าเฉลี่ยของการตอบสนองทางความถี่ของเครื่องเขียนสัญญาณจำนวนหนึ่งเท่านั้น ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อใช้ในการปรับตัวควบคุม จึงทำให้ประสิทธิภาพของตัวควบคุมตอบสนองได้ดีกับเครื่องที่มีพฤติกรรมใกล้เคียงกัน เครื่องเขียนสัญญาณบางเครื่องที่อยู่ห่างจากค่าเฉลี่ยมาก จะไม่สามารถลดความผิดพลาดให้อยู่ในระดับที่กำหนดได้ ควรพิจารณาแยกกลุ่มเครื่องเขียนสัญญาณ และหาตัวควบคุมที่เหมาะสมอีกกลุ่ม



รายการอ้างอิง

- Abdallah, I., Dertimanis, V., Mylonas, C., Tatsis, K., Chatzi, E., Worden, K., . . . Maguire, E. (2018). Fault diagnosis of wind turbine structures using decision tree learning algorithms with big data. In S. Haugen, A. Barros, C. Van Gulijk, T. Kongsvik, & J. Vinnem, *Safety and Reliability – Safe Societies in a Changing World* (pp. Pages 3053 - 3061). London: CRC Press. doi:10.1201/9781351174664-382
- Abdelilah, E.-t., Mohammed, B., & Mohamed, B. (2020). Faults Detection for Photovoltaic Field Based on K-Means, Elbow, and Average Silhouette Techniques through the Segmentation of a Thermal Image. *International Journal of Photoenergy*, 1-7. doi:<https://doi.org/10.1155/2020/6617597>
- Al Mamun, A., Lee, T. H., & Low, T. S. (2002). Frequency domain identification of transfer function model of a disk drive actuator. *Mechatronics*, 563-574. doi:[https://doi.org/10.1016/S0957-4158\(01\)00007-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4158(01)00007-1)
- Al-Ameri, S. M., Abdul-Malek, Z., Salem, A. A., Noorden, Z. A., Alawady, A. A., Yousof, M. F., . . . Thabit, H. A. (2023). Frequency Response Analysis for Three-Phase Star and Delta Induction Motors: Pattern Recognition and Fault Analysis Using Statistical Indicators. *Machines*, 106. doi:10.3390/machines11010106
- Asadi Majd, A., Samet, H., & Ghanbari, T. (2017). k-NN based fault detection and classification methods for power transmission systems. *Prot Control Mod Power Syst*, 32. doi:10.1186/s41601-017-0063-z
- Bañuelos-Cabral, E., Gutiérrez-Robles, J., & Gustavsen, B. (2017). Rational Fitting Techniques for the Modeling of Electric Power Components and Systems Using MATLAB Environment. In E. Banuelos-Cabral, J. Gutierrez-Robles, & B. Gustavsen, *Rational Fitting Techniques for the Modeling of Electric Power Components and Systems Using MATLAB Environment* (pp. Pages 9–10). London, W1W 5PF, UNITED KINGDOM: InTech.
- Bernard, M. (2022, December 24). *Digital Storage And Memory Projections For 2023*. Retrieved from <https://www.forbes.com>:

- <https://www.forbes.com/sites/tomcoughlin/2022/12/18/digital-storage-projections-for-2023-part-1/>
- Brunton, S. (2018, 6 11). Retrieved from Machine Learning Control: Tuning a PID Controller with Genetic Algorithms:
https://youtu.be/S5C_z1nVaSg?si=2Dc2kSQZeSiXx7JI
- Chommuangpuck, P., Wanglomklang, T., Tantrairatn, S., & Srisertpol, J. (2020). Fault Tolerant Control Based on an Observer on PI Servo Design for a High-Speed Automation Machine. *Machines*, 22. doi:10.3390/machines8020022
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 182–197. doi:10.1109/4235.996017
- Jayachitra, A., & Vinodha, R. (2014). Genetic Algorithm Based PID Controller Tuning Approach for Continuous Stirred Tank Reactor. *Advances in Artificial Intelligence*, 1-8. doi:10.1155/2014/791230
- Kammerer, C., Küstner, K., Gaust, M., Starke, P., Radtke, R., & Jesser, A. (2021). Classification of motor vibration with machine learning methods and simulating the vibration using statistical models.
- Koehrsen, W. (2022, March 15). *feature-selector*. Retrieved from github.com:
<https://github.com/WillKoehrsen/feature-selector>
- Kos, T., & Vrančić, D. (2021). A Simple Analytical Method for Estimation of the Five-Parameter Model: Second-Order with Zero Plus Time Delay. *Mathematics*, 1707. doi:10.3390/math9141707
- Kosareva, E., Zenkin, A., Kirilenko, I., & Kapitonov, A. (2019). Quadrotor Control Parameters Optimization Using Gradient Descent Method. *11th Majorov International Conference on Software Engineering and Computer Systems (MICSECS 2019)* (pp. 1-12). Saint Petersburg, Russia: IEEE.
- Levy, E. C. (1959). Complex-curve fitting. *IRE Transactions on Automatic Control*, 37-43. doi:10.1109/TAC.1959.6429401
- Li, D., & Ukil, A. (2021). Fault detection method using high-pass filtering in VSC based multi-terminal DC system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 107207. doi:10.1016/j.ijepes.2021.107207

- Li, K. (2013). PID Tuning for Optimal Closed-Loop Performance With Specified Gain and Phase Margins. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1024–1030. doi:10.1109/TCST.2012.2198479
- Mamuya, Y. D., Lee, Y.-D., Shen, J.-W., Shafiullah, M., & Kuo, C.-C. (2020). Application of Machine Learning for Fault Classification and Location in a Radial Distribution Grid. *Applied Sciences*, 4965. doi:10.3390/app10144965
- Martí, J. R. (1982). IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 147 - 157. doi:10.1109/TPAS.1982.317332
- Mazur, M. (2015, 3 17). Retrieved from A Step by Step Backpropagation Example: <https://mattmazur.com/2015/03/17/a-step-by-step-backpropagation-example>
- Meena, D. C., & Devanshu, A. (2017). Genetic algorithm tuned PID controller for process control. *2017 International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)* (pp. 1-6). Coimbatore, India: IEEE. doi:10.1109/ICISC.2017.8068639
- Mugisha, J., Munyazikwiye, B., & Karimi, H. (2015). Design of temperature control system using conventional PID and Intelligent Fuzzy Logic controller. *2015 International Conference on Fuzzy Theory and its Applications (iFUZZY)* (pp. 50-55). Yilan: IEEE. doi:10.1109/iFUZZY.2015.7391893
- Naderi, E., & Khorasani, K. (2017). Data-driven fault detection, isolation and estimation of aircraft gas turbine engine actuator and sensors. *2017 IEEE 30th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)* (pp. 1-6). Windsor, ON, Canada: IEEE. doi:10.1109/CCECE.2017.7946715
- Nasser, A. R., Azar, A. T., Humaidi, A. J., Al-Mhdawi, A. K., & Ibraheem, I. K. (2021). Intelligent Fault Detection and Identification Approach for Analog Electronic Circuits Based on Fuzzy Logic Classifier. *Electronics*, 2888. doi:10.3390/electronics10232888
- Noda, T. (2005). Identification of a Multiphase Network Equivalent for Electromagnetic Transient Calculations Using Partitioned Frequency Response. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1134-1142. doi:10.1109/TPWRD.2004.834347
- Ogata, K. (2010). *Modern Control Engineer 5th Edition*. Upper Saddle River, New Jersey, USA: Prentice Hall.

- Peng, C., & Yanbing, L. (2017). Model in Frequency-Domain Identification of a Fast Steering Mirror System Based on Levenberg-Marquardt Algorithm. *2017 2nd International Conference on Cybernetics, Robotics and Control (CRC)* (pp. 199-202). Chengdu: IEEE. doi:10.1109/CRC.2017.10
- Qiang, L., Xuhua, S., Ting, L., Xiaoxia, C., & Jianpei, Z. (2019). Multi-objective Optimization Based Self Tuning Robot Manipulator Controller. *2019 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)* (pp. 2593-2598). Nanchang, China: IEEE. doi:10.1109/CCDC.2019.8832358
- Rajesh, R. J., & Ananda, C. M. (2015). PSO tuned PID controller for controlling camera position in UAV using 2-axis gimbal. *2015 International Conference on Power and Advanced Control Engineering (ICPACE)* (pp. 128–133). Bengaluru, India: IEEE. doi:10.1109/ICPACE.2015.7274930
- Rashid, Y. G., & Hussain, A. M. (2021). Implementing optimization of PID controller for DC motor speed control. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 657. doi:10.11591/ijeecs.v23.i2.pp657-664
- Simongyi, M., & Chongstitvatana, P. (2018). Abnormality Detection in Hard Disk Drive Assembly Process Using Support Vector Machine. *2018 15th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)* (pp. 612-615). Chiang Rai, Thailand: IEEE. doi:10.1109/ECTICon.2018.8619935
- Srisertpol, J., & Rodpai, A. (2007). Mathematical model of linear viscoelastic materials using weighting least square method. *26th IASTED International Conference on Modelling, Identification, and Control* (pp. 452–457). Innsbruck, Austria: ACTA Press.
- Umbrajkaar, A. M., Krishnamoorthy, A., & Dhumale, R. B. (2020). Vibration Analysis of Shaft Misalignment Using Machine Learning Approach under Variable Load Conditions. *Shock and Vibration*, 1-12. doi:10.1155/2020/1650270
- Venkateswarlu, L., Raju, N. R., & Seshadri, G. (2014). Optimal PID Tuning of a Plant Based on Frequency Domain Specifications. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 1307-1311. doi:10.17577/IJERTV3IS071040

- Wanglomklang, T., Chommaungpuck, P., Chamniprasart, K., & Srisertpol, J. (2022). Using fault detection and classification techniques for machine breakdown reduction of the HGA process caused by the slider loss defect. *Manufacturing Review*, 21. doi:10.1051/mfreview/2022020
- Xu, Q. (2014). Multi-objective based course-keeping controller optimization of Unmanned Surface Vehicle. *2014 33rd Chinese Control Conference (CCC)* (pp. 7483–7486). Nanjing, China: IEEE. doi:10.1109/ChiCC.2014.6896245
- Yamaguchi, T., Hirata, M., & Chee Khiang, P. (2011). *High-Speed Precision Motion Control*. CRC Press.
- Yegireddy, N. K., & Panda, S. (2014). Design and performance analysis of PID controller for an AVR system using multi-objective non-dominated sorting genetic algorithm-II. *2014 International Conference on Smart Electric Grid (ISEG)* (pp. 1-7). Guntur, Indian: IEEE. doi:10.1109/ISEG.2014.7005600
- Ziegler, J. G., & Nichols, N. B. (1942). Optimum Settings for Automatic Controllers. *Transactions of the ASME (American Society of Mechanical Engineers)*, 759-765. doi:10.1115/1.4019264
- สงวนสัตย์, ป. (2562, สิงหาคม 18). *Neural network ทำงานอย่างไร?* Retrieved from <https://youtu.be/KrEZexq1XxM?si=0HaaUzkYBSFsgQGx>
- สุจินต์ บุรีรัตน์. (2556). *การหาค่าเหมาะที่สุดของระบบวิศวกรรมเครื่องกล เล่ม 1*. ขอนแก่น, ประเทศไทย: โรงพิมพ์มหาวิทยาลัยขอนแก่น



ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

โปรแกรมระบุอัตลักษณ์

Online: https://drive.google.com/drive/folders/1xBFjGVjHOs7quor0iCMN-qFWt5v7U_cG?usp=sharing

โปรแกรมการหาค่าเหมาะที่สุดด้วยการดำเนินการเชิงพันธุกรรม

Online: https://drive.google.com/drive/folders/1xBFjGVjHOs7quor0iCMN-qFWt5v7U_cG?usp=sharing

โปรแกรมการสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์

Online: https://drive.google.com/drive/folders/1HAR-4F93fuTuNOLFsd6ibhjFgSnOd_ll?usp=sharing

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ภาคผนวก ข

บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

- **Sapapporn, C.,** Seangsri, S., & Srisertpol, J. (2023). Classifying and Optimizing Spiral Seed Self-Servo Writer Parameters in Manufacturing Process Using Artificial Intelligence Techniques. *Systems*, 11(6), 268. <https://doi.org/10.3390/systems11060268>
- **Sapapporn, C.,** Seangsri, S., Khaengkarn, S., & Srisertpol, J. (2025). Optimization signal writing with machine learning assisted control. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 37(1), 90. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v37.i1.pp90-100>

การนำเสนอผลงานทางวิชาการ

- **เชวง สถาพร,** ญัฐวุฒิ ประเสริฐการ และจิระพล ศรีเสรีฐผล “การใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์เพื่อคัดแยกประสิทธิภาพของเครื่องจักรอุตสาหกรรม”การประชุมวิชาการระดับชาติ สวนดุสิต 2023 ครั้งที่ 5 “นวัตกรรมและปัญญาประดิษฐ์ เพื่อการศึกษาในยุคดิจิทัล” วันที่ 9 มิถุนายน พ.ศ. 2566, มหาวิทยาลัยสวนดุสิต กรุงเทพฯ, ประเทศไทย
- **Sapapporn, C.,** Seangsri, S., Srisertpol, J. Classifying and optimizing spiral seed self-servo writer parameter in manufacturing process using artificial intelligence (RGJ and RRI 2023), September 12, 2023, Bangkok, Thailand.
- **Sapapporn, C.,** Chamnirasart K., Srisertpol, J. “AI-Based Classification for Automated Machine Maintenance”, in Proceeding of Global Conference on Engineering and Applied Science (GCEAS 2023), December 21-23, 2023, Tokyo, Japan.

ประวัติผู้เขียน

ว่าที่ ร.ต. เชวง สภาพร เกิดเมื่อวันที่ 25 พฤษภาคม พ.ศ.2524 ที่อำเภอ ผักไห่ จังหวัด พระนครศรีอยุธยา เริ่มศึกษาระดับประถมศึกษาที่โรงเรียนวัดลาดชะโด (ประกาศวิทยาคาร) และระดับมัธยมศึกษาตอนต้นที่โรงเรียนลาดชะโดสามัคคี หลังจากนั้นศึกษาต่อระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพ (ปวช.) และประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง (ปวส.) ที่วิทยาลัยเทคนิคพระนครศรีอยุธยา สาขาช่างอิเล็กทรอนิกส์ เมื่อสำเร็จการศึกษาในปีพ.ศ. 2545 ได้เข้าทำงานในภาคอุตสาหกรรมร่วมกับการศึกษาระดับปริญญาตรีวิทยาศาสตร์บัณฑิต (คอมพิวเตอร์อุตสาหกรรม) มหาวิทยาลัยราชภัฏพระนครศรีอยุธยา และสำเร็จการศึกษาเมื่อ พ.ศ.2548 และกลับเข้าศึกษาต่อแบบเต็มเวลาอีกครั้งจนสำเร็จการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์) สถาบันเทคโนโลยีปทุมวัน กรุงเทพมหานคร เมื่อ พ.ศ.2549 ภายหลังสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี ได้เข้าทำงานในภาคอุตสาหกรรม และได้รับทุนการศึกษาเพื่อศึกษาต่อในระดับปริญญาโท จากบริษัท เวสเทิร์น ดิจิตอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) เมื่อสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโทวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต (Mechatronics, Hard Disc Drive Engineering Technology) จากสถาบันเทคโนโลยีแห่งเอเชีย จังหวัดปทุมธานี เมื่อ พ.ศ.2557 ได้รับทุนการศึกษาเพื่อศึกษาต่ออีกครั้งในระดับปริญญาเอก สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี โดยระหว่างศึกษา ยังคงปฏิบัติงานที่แผนก Clean Room Test Equipment Engineer ตำแหน่ง วิศวกร