

การวิเคราะห์และออกแบบระบบวินิจฉัยตนเองสำหรับเครื่องจักรอัตโนมัติใน
กระบวนการประกอบหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์



นายประธาน ชมเมืองปัก

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2562

**ANALYSIS AND DESIGN OF SELF-DIAGNOSTIC
SYSTEM FOR AUTOMATION MACHINE IN HEAD
GIMBAL ASSEMBLY PROCESS**



Prathan Chommuangpuck

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Doctor of Philosophy of Engineering in
Mechatronic Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2019**

การวิเคราะห์และออกแบบระบบวินิจัยตนเองสำหรับเครื่องจักรอัตโนมัติใน
กระบวนการประกอบหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดร์ฟ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาคุณวุฒิปบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร.บัณฑิต กฤตาคม)

ประธานกรรมการ

(รศ. ดร.จิระพล ศรีเสวีวุฒ)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. ดร.ชโยธร ชรรวมแท้)

กรรมการ

(ผศ. ดร.โสธรา แจ็งการ)

กรรมการ

(อ. ดร.สุรเชษ ตัญตรัยรัตน์)

กรรมการ

(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชานีประศาสน์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและพัฒนาความเป็นสากล

(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ประธาน ชมเมืองปัก : การวิเคราะห์และออกแบบระบบวินิจฉัยตนเองสำหรับเครื่องจักร
อัตโนมัติในกระบวนการประกอบหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (ANALYSIS AND
DESIGN OF SELF-DIAGNOSTIC SYSTEM FOR AUTOMATION MACHINE IN
HEAD GIMBAL ASSEMBLY PROCESS) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์
ดร.จิระพล ศรีเสวีรัฐผล, 231 หน้า.

ปัจจุบันเครื่องจักรอัตโนมัติ ได้เข้ามามีบทบาทในการผลิต หัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยทุกกระบวนการผลิตหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (Head Gimbal Assembly, HGA) จะใช้เครื่องจักรอัตโนมัติ ซึ่งหนึ่งในกระบวนการผลิตที่สำคัญคือกระบวนการการหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียน ซึ่งชิ้นงานจับหัวอ่านเขียนจะถูกจับยึดโดยชุดแคลมป์ที่ติดตั้งบนลีดสกรู แกน X และ Y เพื่อนำชิ้นงานไปในตำแหน่งที่ต้องการ โดยอาศัยชุดเซ็นเซอร์แบบลิเนียร์ทำหน้าที่ในการตรวจสอบตำแหน่งการเคลื่อนที่ โดยเมื่อเครื่องจักรทำงานอย่างต่อเนื่องเป็นเวลานานจะทำให้อุปกรณ์ต่าง ๆ เสื่อมสภาพ เช่น ลิเนียร์เบร็งเกิดการสึกหรอ เซ็นเซอร์ที่ใช้ในการตรวจจับตำแหน่งชำรุดเสียหายหรืออ่านค่าผิดพลาด ซึ่งจะทำให้ระบบมอเตอร์สั่งงานการเคลื่อนที่ ผิดพลาด ซึ่งส่งผลให้การควบคุมตำแหน่งของการเคลื่อนที่ของชุดลีดสกรู ไม่มีประสิทธิภาพตามไปด้วย ทั้งนี้ ยังทำให้มอเตอร์ต้องใช้กระแสเพิ่มขึ้น ในงานวิจัยนี้จึงได้มีการศึกษาและเสนอการออกแบบระบบควบคุมตำแหน่งของชุดขับเคลื่อนลีดสกรูในเครื่องจักรหยอดกาวและติดหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ซึ่งใช้การออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกตอันดับเต็มเพื่อทำการประมาณค่าตัวแปรสถานะโดยอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ การออกแบบจะใช้การป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State variable feedback) และการตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnostic, FDD) ของเซ็นเซอร์แบบลิเนียร์โดยมีการจำลองสองสถานะบกพร่องของเซ็นเซอร์ด้วยค่าต่าง ๆ (Sensor fault condition) เปรียบเทียบกับสภาวะการทำงานปกติ (Healthy condition) และประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) ในการตรวจจับข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้น 2 แบบ คือ แบบ Pattern recognition และแบบ Model fitting ซึ่งอาศัยข้อมูลของระบบที่ได้จากการประมาณค่าตัวแปรสถานะมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง เพื่อตรวจหาและวินิจฉัยความบกพร่องของชุดเซ็นเซอร์ ก่อนจะทำการปรับชุดควบคุมเพื่อชดเชยค่าอัตราขยายที่เหมาะสมให้กับระบบของเซ็นเซอร์ที่บกพร่อง โดยงานวิจัยนี้นำเสนอการชดเชยค่าอัตราขยาย 2 แบบ คือ Discrete gain scheduling และ แบบ Continuous gain scheduling โดยอาศัยการแยกแยะข้อบกพร่องของเซ็นเซอร์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ผลที่ได้จากงานวิจัยนี้พบว่าระบบที่ออกแบบมีความสามารถในการควบคุมให้อาต์พุตมีค่าเท่ากับสัญญาณอ้างอิงเป็นไปตามที่ต้องการ สามารถ



ตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติของเซ็นเซอร์แบบลิเนียร์ และสามารถคงทนต่อความบกพร่อง
ลิเนียร์เซ็นเซอร์ รวมไปถึงสามารถลดเวลาในการซ่อมบำรุงรักษาเครื่องจักร



สาขาวิชา วิศวกรรมเครื่องกล
ปีการศึกษา 2562

ลายมือชื่อนักศึกษา

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา

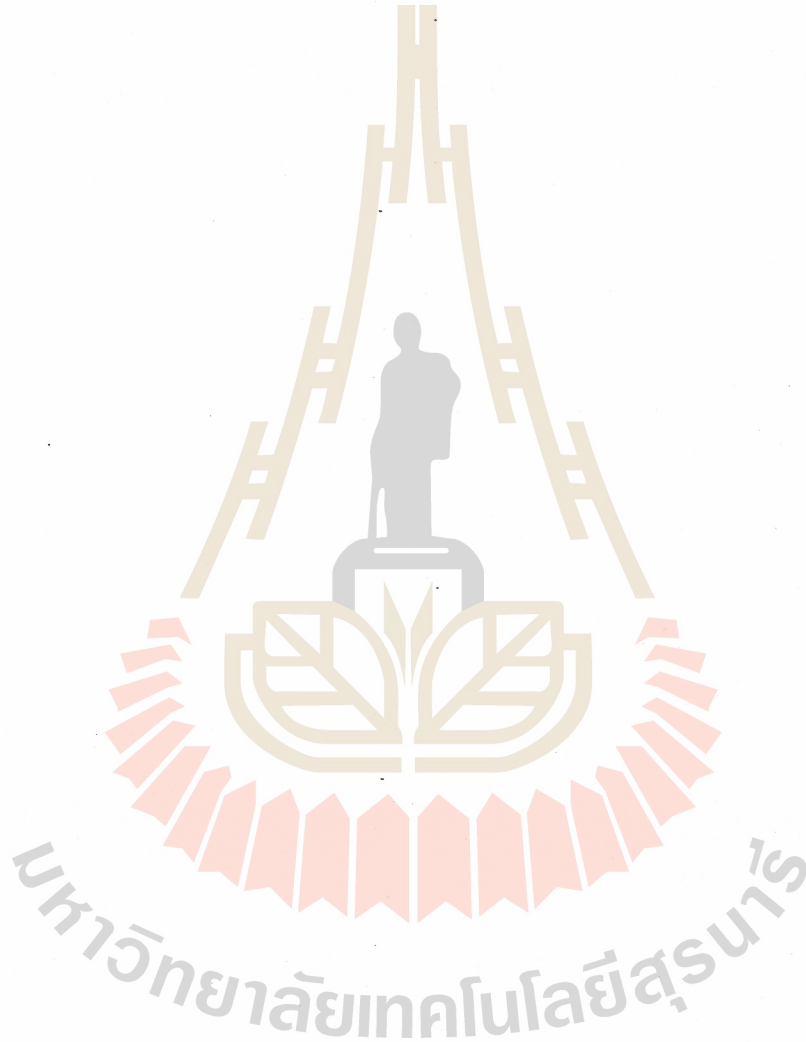



PRATHAN CHOMMUANGPUCK : ANALYSIS AND DESIGN OF SELF-DIAGNOSTIC SYSTEM FOR AUTOMATION MACHINE IN HEAD GIMBAL ASSEMBLY PROCESS. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. JIRAPHON SRISERTPOL., Ph.D., 231 PP.

LINEAR BEARING/LINEAR ENDCODER/ARTIFICIAL NEURAL NETWORK/OBSERVER DESIGN/GAIN SCHEDULING/COMPENSATE

Currently high speed automatic machine has come to play a role in Hard Disk Drive (HDD) manufacturing. The HGA assembly which have the importance process which are adhesive dispensing and slider attaching to suspension with process by Auto Core Adhesion Machine (ACAM). The ACAM machine are used the clamping unit installed onto the feed drive XY in order to align and move the suspension to the desired position and use linear sensor/encoder to check the clamping position and feedback the actual position of clamping unit. However, the machine is run continuously that impact to the supporting device as a linear bearing, linear sensor were faulted or degraded. This situation can cause a system error which causes the location reference to be missed by vision system. This research design and develop the fault tolerant control for the ACAM machine by focus on the sensor fault condition. The fault detection architecture of linear sensors using intelligent methods of pattern recognition of an Artificial Neural Network (ANN) and ANN model fitting for identification and diagnosis of sensors fault based on observer data from servo controller design. The controller is designed using a gain scheduling technique to compensate the appropriate gain for the controller to maintain the system to maintain the desired performance after a sensor fault has been detected. The malfunction of

the sensor is simulated by changing the gain value and comparing it to the healthy condition. The purpose of this research is to make the system work to the desired performance, durability and increase reliability for machine maintenance.

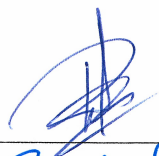
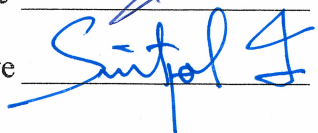


School of Mechanical Engineering

Academic Year 2019

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ทุกประการ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณบุคคลต่าง ๆ ที่ให้คำปรึกษา แนะนำ และช่วยเหลืออย่างยิ่ง ทั้งด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัย ดังนี้

ขอขอบพระคุณ โครงการพัฒนานักวิจัยและงานวิจัยเพื่ออุตสาหกรรม และ บริษัท เวสเทิร์น ดิจิตอล ประเทศไทย จำกัด สำหรับทุนการศึกษาระดับปริญญาเอก

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.จิระพล ศรีเสริฐผล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ ทั้งในด้านทฤษฎี และด้านปฏิบัติ และคอยให้คำแนะนำในการทำงานวิจัย อีกทั้งยังเป็นแบบอย่างที่ดีในการดำรงชีวิต ให้อารมณ์ดีใจแจ่มใส ช่วยเหลือผู้อื่น ซึ่งผู้วิจัยขอขอบพระคุณท่านเป็นอย่างสูง และจะนำเอาวิชาความรู้ และการดำรงชีวิตไปประยุกต์ใช้ในการทำงานในภายภาคหน้าต่อไป

ขอขอบคุณบุคคลดังต่อไปนี้ที่ให้ความช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ ในระหว่างทำงานวิจัย ซึ่งผู้วิจัยรู้สึกทราบบ้างอย่างยั้ง และขอจดจำไว้ตลอดไป

ขอขอบพระคุณ คุณสันติ พุ่มกระจ่าง คุณยุทธนา พุทธชฌวานิส และคุณจักรวรรดิ ศิย์ยง และ พี่ ๆ น้อง ๆ ในแผนก Automation Development Engineer

ขอขอบพระคุณ เจ้าหน้าที่ประจำสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ ทุก ๆ ท่าน ที่อำนวยความสะดวกในด้านงานเอกสารต่าง ๆ ตลอดจนให้คำปรึกษาแก่ผู้วิจัยด้วยดีเสมอมา

พี่ ๆ เพื่อน ๆ น้อง ๆ ในกลุ่มวิจัย System and Control Engineering Laboratory ที่คอยให้คำปรึกษา แนะนำแนวทาง และช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ มาโดยตลอด

ท้ายที่สุดขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่ออรุณ คุณอุษา คุณศิริพรภรรยา และลูกทั้งสอง พร้อมทั้ง สมาชิกครอบครัวชมเมืองปึก และครอบครัวเพชรไพโรจน์ ทุก ๆ ท่าน ที่เลี้ยงดูด้วยความรักความอบอุ่น ให้การอบรมสั่งสอน ให้โอกาสทางการศึกษาและสนับสนุนในทุก ๆ ด้าน จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตเรื่อยมา

ประธาน ชมเมืองปึก

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ)	ค
กิตติกรรมประกาศ	จ
สารบัญ	ฉ
สารบัญตาราง	ญ
สารบัญรูป	ชา
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	บ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	6
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	6
1.4 ระเบียบวิธีวิจัย	7
1.5 สถานที่ทำงานวิจัย	8
1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย	8
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	8
1.8 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์	9
2 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	10
2.1 ส่วนประกอบของหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์	10
2.2 ระบบควบคุมอัตโนมัติ	10
2.3 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์	11
2.3.1 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)	12
2.3.2 กราฟการไหลของสัญญาณ (Block diagram)	13

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4	ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State variable feedback controller).....	14
2.5	ตัวสังเกต (Observer)	18
2.6	ตัวสังเกตอันดับเต็ม (Full-order state estimator)	19
2.7	สภาพสังเกตได้ (Observability).....	20
2.8	สภาพควบคุมได้ (Controllability)	21
2.9	ระบบควบคุมแบบคงทนต่อความเสียหาย (Fault Tolerant Control System; FTCs)	22
2.9.1	ระบบทนต่อผิดพลาดแบบไม่ปรับตัวเองหรือ (Passive Fault Tolerant Control)	22
2.9.2	ระบบทนต่อผิดพลาดแบบปรับตัวเอง (Active Fault Tolerant Control)	22
2.10	ระบบตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnosis).....	33
2.10.1	การตรวจจับความผิดพลาดบนพื้นฐานของแบบจำลอง (Model base FDI)	34
2.10.2	การตรวจจับความผิดพลาดโดยไม่ใช้แบบจำลอง (Non-Model base FDI)	36
2.11	การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning)	39
2.12	การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล (Feature extraction).....	41
2.13	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN)	41
2.13.1	เครือข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า (Feed forward network)	44
2.13.2	เครือข่ายการส่งข้อมูลป้อนกลับ (Back-propagation network).....	45
2.14	ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	49
2.14.1	งานวิจัยเกี่ยวกับการออกแบบระบบควบคุม	49

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.14.2	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบการตรวจสอบและวินิจฉัย ข้อผิดพลาด (Fault Detection and Isolation)	50
2.14.3	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ การออกแบบและพัฒนาระบบ คงทนต่อผิดพลาด (Fault Tolerant Control).....	52
3	วิธีการดำเนินงานวิจัย	57
3.1	การออกแบบและสร้างชุดขับเคลื่อนแกน XYZ.....	59
3.1.1	เซอร์โวมอเตอร์	61
3.1.2	ลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ (Linear encoder)	62
3.2	การหาแบบจำลองการเคลื่อนที่ของเซอร์โวมอเตอร์ ที่เชื่อมต่อกับคัลคูลูทอร์.....	63
3.2.1	แบบจำลองของเซอร์โวมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง (DC servo motor).....	64
3.2.2	แบบจำลองของระบบทางกลของระบบคัลคูลูทอร์ (Lead screw drive system)	66
3.2.3	แบบจำลองของระบบในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function model).....	67
3.3	การระบุเอกลักษณ์ของระบบขับเคลื่อนแนวแกน	69
3.4	การทดสอบระบบควบคุม	71
3.4.1	กรณีที่ 1 ผลตอบสนองในการติดตามอินพุตอ้างอิง	77
3.4.2	กรณีที่ 2 ผลตอบสนองของระบบตามเวลาเข้าสู่สถานะคงตัว	78
3.5	การออกแบบการทดลองกรณีลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์บกพร่อง และการชดเชยค่า	80
3.5.1	การออกแบบการทดลองกรณีลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ บกพร่องจำลองเพื่อเปรียบเทียบการคัดแยก	81
3.5.2	การออกแบบการทดลองการสำหรับการชดเชย ค่าเซ็นเซอร์เมื่อเกิดข้อบกพร่อง	84

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.5.3	กำหนดเงื่อนไขการทำงานของระบบ	85
3.5.4	การจำลองสถานะเซ็นเซอร์บกพร่อง	86
4	การจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์และชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบ	89
4.1	ข้อมูลตัวแปรสถานะในแต่ละสถานะของเซ็นเซอร์	89
4.1.1	สถานะของตัวแปรสถานะทั้งหมดจากการทดลอง	90
4.2	ผลการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล	91
4.2.1	การแยกข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ย (Mean).....	92
4.3	การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรมแมตแล็บ	94
4.4	ผลการทดลองครั้งที่ 1	95
4.4.1	ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)	95
4.4.2	ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)	96
4.4.3	ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ การถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting)	113
4.4.4	ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting).....	114
4.4.5	การประเมินผลการจำแนกด้วยการถดถอยเชิงเส้น	130
4.4.6	การทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบสำหรับ การทดลองครั้งที่ 1	131
4.4.6.1	การชดเชยโดยอาศัยการตรวจจับแบบการหารูปแบบ แล้วจะทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Discrete Gain scheduling.....	132
4.4.6.2	การชดเชยโดยอาศัยการตรวจจับแบบการถดถอย เชิงเส้นและทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Continuous gain scheduling	134

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.5	ผลการทดลองครั้งที่ 2.....	136
4.5.1	ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหา รูปแบบ (ANN Pattern Recognition)	136
4.5.2	ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition).....	137
4.5.3	ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting).....	154
4.5.4	ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting).....	155
4.5.5	การประเมินผลการจำแนกด้วยการถดถอยเชิงเส้น	170
4.5.6	การทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบสำหรับ การทดลอง ครั้งที่ 2.....	172
4.5.6.1	การชดเชยโดยอาศัยการตรวจจับแบบการหารูปแบบ แล้วจะทำการ ชดเชยค่าด้วยวิธี Discrete Gain scheduling	172
4.5.6.2	การชดเชยโดยอาศัยการตรวจจับแบบการถดถอย เชิงเส้นและทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Continuous gain Scheduling	175
4.6	สรุปผลการทดลอง	177
5	สรุปและข้อเสนอแนะ	180
5.1	สรุป	180
5.2	ข้อเสนอแนะ	181
	รายการอ้างอิง	182

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก. โปรแกรมและ Simulink ในการทดสอบระบบและการทดลอง ชดเชยค่าเกินให้กับระบบ.....	187
ภาคผนวก ข. การใช้โปรแกรมเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง.....	195
ภาคผนวก ค. โปรแกรมสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	201
ภาคผนวก ง. รายละเอียดของเซ็นเซอร์และระบบขับเคลื่อนแนวแกน.....	219
ภาคผนวก จ. บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	229
ประวัติผู้เขียน	231

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1	Gain scheduling 26
3.1	พารามิเตอร์ของระบบจากการประมาณค่า..... 71
3.2	อัตราขยายของการป้อนกลับและอัตราขยายของตัวควบคุม 78
4.1	ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม แบบจลจํารูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 1 112
4.2	ตารางแสดงขอบเขตของ Observer error step size = 0.2% 113
4.3	ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 1 130
4.4	ตารางแสดงผลการทำนายค่าเกรนผิดพลาดของเซ็นเซอร์จากสมการ 131
4.5	ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Discrete gain scheduling 133
4.6	ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Continuous gain scheduling 135
4.7	ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม แบบจลจํารูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 2 153
4.8	ตารางแสดงขอบเขตของ Observer error step size = 0.1% 153
4.9	ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 2 171
4.10	ตารางแสดงผลการทำนายค่าอัตราขยายผิดพลาดของเซ็นเซอร์จากสมการของ การทดลองครั้งที่ 2..... 171
4.11	ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Discrete gain scheduling 173

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.12 ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Continuous gain scheduling	176
4.13 ผลการทดลองการตรวจสอบและแยกแยะข้อบกพร่องเซนเซอร์	177
4.14 ตารางแสดงผลการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบจากผลการทำนาย ค่าอัตราขยายของแบบจำลองโประสาทเทียม	179
ง.1 รายละเอียดของลิเนียร์เซ็นเซอร์	221
ง.2 รายละเอียดของโลตารีเอ็น โค้ดเคอร์ของชุดการทดลอง	223
ง.3 ข้อมูลการใช้สารหล่อลื่นของลิเนียร์แบร์ริง	224
ง.4 ค่าสัมประสิทธิ์แรงเสียดทานของลิเนียร์แบร์ริง	224
ง.5 ขนาดของบอลสกรูที่ใช้ในงานวิจัย	225
ง.6 ข้อมูลพารามิเตอร์ของเซอร์โวมอเตอร์	228

สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
1.1	ไลน์การผลิตหัวอ่านเขียนแบบอัตโนมัติ.....	2
1.2	หัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์	2
1.3	ขั้นตอนการผลิตหัวอ่านเขียนแบบอัตโนมัติ	3
1.4	เครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านแบบอัตโนมัติ	4
1.5	ส่วนประกอบชุดจับหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์.....	5
1.6	ความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งรูอ้างอิง	5
1.7	การทำงานของเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์	5
1.8	การทำงานของระบบระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ (Fault Tolerant Control).....	6
2.1	หัวอ่านเขียน ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์	10
2.2	ระบบควบคุมแบบเปิด.....	11
2.3	ระบบควบคุมแบบปิด	11
2.4	ฟังก์ชันถ่ายโอน	13
2.5	ส่วนประกอบของแผนภาพบล็อก.....	13
2.6	บล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมแบบปิด	14
2.7	ระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ	15
2.8	ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกต	18
2.9	แผนภาพหลักการทำงานของตัวสังเกต	20
2.10	การแบ่งประเภทของระบบควบคุมแบบทนต่อผิดพลาด	23
2.11	ระบบควบคุมแบบทนต่อความผิดพลาดแบบปรับตัวเองได้	23
2.12	การจำแนกลักษณะการทำงานของระบบควบคุมแบบทนต่อความผิดพลาด	24
2.13	การควบคุมแบบปรับเปลี่ยนแบบจำลอง	25
2.14	การควบคุม โดยอาศัยแบบจำลองในการคำนวณ	26
2.15	ระบบควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลอง	28

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.16	กราฟการไหลของสัญญาณของระบบการควบคุมแบบปรับตัวได้ แบบอ้างอิงแบบจำลอง..... 31
2.17	การจำแนกระบบตรวจจับข้อผิดพลาดและวินิจฉัย 34
2.18	ไดอะแกรมของการประมาณค่าความผิดพลาด 35
2.19	ระบบตรวจจับข้อผิดพลาดแบบผลต่าง 35
2.20	การวิเคราะห์แนวโน้มการเกิดข้อผิดพลาด 36
2.21	การวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือน 37
2.22	Support Vector Machine (SVM) 38
2.23	Machine to Machine (M2M) 38
2.24	ประเภทของ Machine Learning..... 39
2.25	ประเภทของ Machine Learning..... 40
2.26	ขั้นตอนการเรียนรู้ของ Machine Learning..... 41
2.27	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม..... 42
2.28	รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) 43
2.29	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า..... 44
2.30	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ 46
2.31	กระบวนการเรียนรู้ของ Machine learning แบบ Classification 47
2.32	Confusion matrix 48
2.33	กราฟแสดง Linear Regression 48
2.34	กระบวนการการเรียนรู้ของ Machine learning แบบ Regression..... 49
3.1	ภาพรวมการทำงานของระบบควบคุมและการตรวจจับข้อบกพร่อง และชดเชยค่าอัตราขยาย..... 58
3.2	ขั้นตอนการดำเนินงานออกแบบและวิจัย..... 59
3.3	การออกแบบและสร้างชุดทดลอง 60
3.4	ชุดทดลองระบบขับเคลื่อน ที่สร้างขึ้น 60
3.5	ชุดควบคุมการทำงาน 61

สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่		หน้า
3.6	ส่วนประกอบหลักของชุดขับเคลื่อน.....	62
3.7	ลิเนียร์เอ็น โค้ดเดอร์.....	63
3.8	รูปแบบจำลองพลวัต (a) ลีดสกรู (b) มอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง.....	64
3.9	รูปแบบจำลองพลวัตมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง.....	64
3.10	รูปแบบจำลองพลวัตของลีดสกรู.....	66
3.11	ฟังก์ชันถ่ายโอนระบบเซอร์โวมอเตอร์และระบบทางกล.....	68
3.12	สัญญาณอินพุตและเอาต์พุตของระบบสำหรับการระบุเอกลักษณ์.....	69
3.13	Block diagram ที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ใน Simulink.....	70
3.14	เปรียบเทียบผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ.....	71
3.15	ระยะในการเคลื่อนที่ตามระยะห่างของ HGA ในพาลเลต.....	72
3.16	ตัวสังเกตระบบวงเปิด.....	74
3.17	การทดสอบการติดตามอินพุตอ้างอิง.....	77
3.18	ตัวแปรสถานะที่ประมาณได้จากตัวสังเกตในการทดสอบ การติดตามอินพุตอ้างอิง.....	78
3.19	ผลตอบจากการออกแบบ กรณีกำหนดเวลาเข้าสู่สภาวะคงตัวเท่ากับ 2 วินาที.....	79
3.20	ผลตอบสนองของตำแหน่งการเคลื่อนที่จริงที่เวลาเข้าสู่สภาวะคงตัว 2 วินาที.....	79
3.21	ตัวแปรสถานะที่ได้จากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกตที่เวลา เข้าสู่สภาวะคงตัว 2 วินาที.....	80
3.22	ขั้นตอนการสร้างโมเดล โครงข่ายประสาทเทียม (a) 0.2%,(b) 0.1%.....	82
3.23	บล็อกไดอะแกรมสำหรับชุดควบคุมและเก็บข้อมูล.....	83
3.24	การเลือกช่วงข้อมูลสำหรับการเตรียม โมเดล.....	84
3.25	ชุดควบคุมแบบ Discrete gain scheduling.....	85
3.26	ชุดควบคุมแบบ Continues gain scheduling.....	85
3.27	ทิศทางและระยะการเคลื่อนที่ในการทดลอง.....	86
3.28	รูปแบบของอินพุตทดสอบที่ใช้ในการทดลอง.....	86
4.1	กราฟแสดงการเปรียบเทียบตัวแปรสถานะในทุกกรณีที่เซ็นเซอร์ผิดพลาด.....	90

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.2 กราฟแสดงการเปรียบเทียบสภาวะแบบปกติและแบบบกพร่อง แบบเพิ่มและลดครั้งละ 0.1%.....	91
4.3 กราฟบล็อกพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดระหว่าง เอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบการทดลองครั้งที่ 1 และ 2.....	92
4.4 กราฟบล็อกพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของระยะเชิงมุมของการหมุน การทดลองครั้งที่ 1 และ 2.....	92
4.5 กราฟบล็อกพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ากระแสของมอเตอร์ การทดลองครั้งที่ 1 และ 2.....	93
4.6 กราฟบล็อกพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของความเร็วเชิงมุม การทดลองครั้งที่ 1 และ 2.....	93
4.7 กราฟบล็อกพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของความเร็วการทดลองครั้งที่ 1 และ 2.....	93
4.8 แอปพลิเคชันฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในโปรแกรมแมตแล็บ	94
4.9 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ	95
4.10 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์	97
4.11 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์	98
4.12 คอนฟิวส์ชันเมตริกซ์การหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์	99
4.13 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์	100
4.14 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์	101
4.15 คอนฟิวส์ชันเมตริกซ์การหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์	102
4.16 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์	103
4.17 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์	104
4.18 คอนฟิวส์ชันเมตริกซ์การหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์	105

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.19 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์	106
4.20 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์	107
4.21 คอนฟิวส์ชันเมตริกซ์การหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์	108
4.22 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์	109
4.23 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์	110
4.24 คอนฟิวส์ชันเมตริกซ์การหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์	111
4.25 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น	113
4.26 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์	115
4.27 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์	116
4.28 กราฟถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์	117
4.29 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์	118
4.30 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์	119
4.31 กราฟถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์	120
4.32 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์	121
4.33 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์	122
4.34 กราฟถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์	123
4.35 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์	124
4.36 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์	125
4.37 กราฟถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์	126

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่		หน้า
4.38	การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์.....	127
4.39	ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์.....	128
4.40	กราฟถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์.....	129
4.41	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Discrete gain scheduling การทดลองครั้งที่ 1	132
4.42	กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชยค่าอัตราขยาย ด้วยวิธี Discrete gain scheduling	134
4.43	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Continuous gain scheduling การทดลองครั้งที่ 1	135
4.44	กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชย ค่าอัตราขยายด้วยวิธี Continuous gain scheduling	136
4.45	การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบสำหรับ การทดลองครั้งที่ 2.....	137
4.46	การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์	138
4.47	ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์.....	139
4.48	คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์.....	140
4.49	การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์	141
4.50	ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์	142
4.51	คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์	143
4.52	การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์	144
4.53	ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์	145
4.54	คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์	146

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.55 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์	147
4.56 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์	148
4.57 คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์	149
4.58 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหา รูปแบบ 1 พารามิเตอร์	150
4.59 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์	151
4.60 คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์	152
4.61 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับ การทดลองครั้งที่ 2	154
4.62 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์	156
4.63 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์	157
4.64 กราฟถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์	158
4.65 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์	159
4.66 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์	160
4.67 กราฟถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์	161
4.68 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์	162
4.69 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์	163
4.70 กราฟถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์	164
4.71 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์	165
4.72 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์	166
4.73 กราฟถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์	167

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.74	การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์..... 168
4.75	ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์..... 169
4.76	กราฟถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์..... 170
4.77	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Discrete gain scheduling การทดลองครั้งที่ 2 173
4.78	กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชยค่าอัตราขยาย ด้วยวิธี Discrete gain scheduling 174
4.79	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วย วิธี Continuous gain scheduling การทดลองครั้งที่ 2 175
4.80	กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชย ค่าอัตราขยายด้วยวิธี Continuous gain scheduling 177
4.81	กราฟแสดงผลการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยการใช้ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม..... 178
ก.1	โปรแกรมในการออกแบบระบบควบคุมและตัวสังเกต 188
ก.2	Simulink ของระบบควบคุมและตัวสังเกต 190
ก.3	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบ โดย ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 1..... 191
ก.4	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบ โดย ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลอง ครั้งที่ 1 192
ก.5	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 2..... 193
ก.6	บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบ โดย ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 2 194
ข.1	Simulink ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ 196
ข.2	ขั้นตอนการเข้า parameter estimation tool 196

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
ข.3	ขั้นตอนการนำเข้าข้อมูลการทดลอง 197
ข.4	ขั้นตอนการเลือกและกำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์ 198
ข.5	ขั้นตอนการเลือกวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด 199
ข.6	ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ 200
ค.1	การคัดแยกลักษณะของข้อมูลและสร้างชุดข้อมูลทดสอบ 202
ค.2	แอปพลิเคชันสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 218
ง.1	ลิเนียร์เซ็นเซอร์ 220
ง.2	ขนาดของลิเนียร์เซ็นเซอร์ 220
ง.3	ขนาดของการติดตั้งสเกลลิเนียร์เซ็นเซอร์ 221
ง.4	โลตารีเอ็นโค้ดเดอร์ 222
ง.5	ขนาดของโลตารีเอ็นโค้ดเดอร์ 222
ง.6	ส่วนประกอบของลิเนียร์เบริง 224
ง.7	ส่วนประกอบของบอลสกรู 224
ง.8	รายละเอียดการคำนวณหาขนาดของเซอร์โวมอเตอร์ 226
ง.9	รายละเอียดของเซอร์โวมอเตอร์ 227
ง.10	ขนาดของเซอร์โวมอเตอร์ 227
ง.11	กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างทอร์กกับความเร็ว 228

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

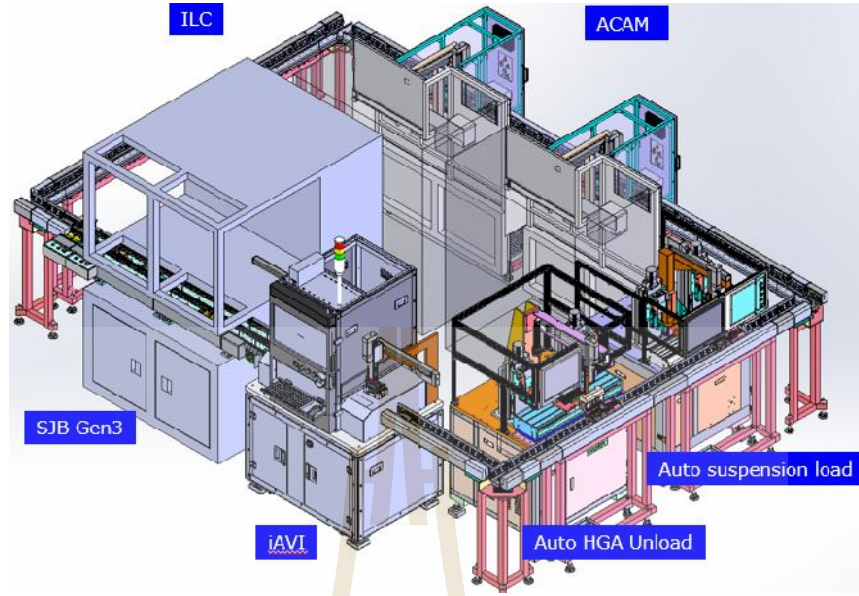
K	=	อัตราขยายของการป้อนกลับตัวแปรสถานะ
L	=	อัตราขยายของตัวสังเกต
K_I	=	อัตราขยายของตัวควบคุม
u	=	อินพุตของระบบควบคุม
I	=	เมทริกซ์เอกลักษณ์
r	=	สัมประสิทธิ์ของสมการคุณลักษณะ
x	=	ตำแหน่งการเคลื่อนที่ของระบบจริง
\hat{x}	=	ตำแหน่งการเคลื่อนที่จากการประมาณค่า
$\dot{\hat{x}}$	=	ความเร็วจากการประมาณค่า
P_o	=	เมทริกซ์สำหรับตรวจสอบสภาพสังเกตได้
P_c	=	เมทริกซ์สำหรับตรวจสอบสภาพควบคุมได้
t	=	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
W	=	เมทริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนัก
b	=	เมทริกซ์ค่าไบอัส
y_{target}	=	ค่าเอาต์พุตจริงสำหรับฝึกสอน
y_{output}	=	ค่าเอาต์พุตของโมเดล
R	=	ค่าคงที่การเปลี่ยนแปลงการเคลื่อนที่เชิงมุมเป็นการเคลื่อนที่เชิงเส้น
p	=	ระยะพิทของลีดสกรู
x_i	=	ข้อมูลแต่ค่าในกลุ่มตัวอย่าง
\bar{x}	=	ค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งหมดในกลุ่มตัวอย่าง
\tilde{S}	=	ความเร็วที่ได้จากการประมาณค่า
e_b	=	แรงดันไฟฟ้าย้อนกลับ (Back electromotive force voltage)
i_a	=	กระแสไฟฟ้าอาร์มเจอร์
C_t	=	ค่าความหน่วงสมมูลของระบบลีดสกรู
M_t	=	มวลสมมูลของโหลดภายนอกและลีดสกรู
n_m	=	ระยะการหมุนของมอเตอร์
K_s	=	ค่าความแข็งสมมูลของลีดสกรู

บทที่ 1

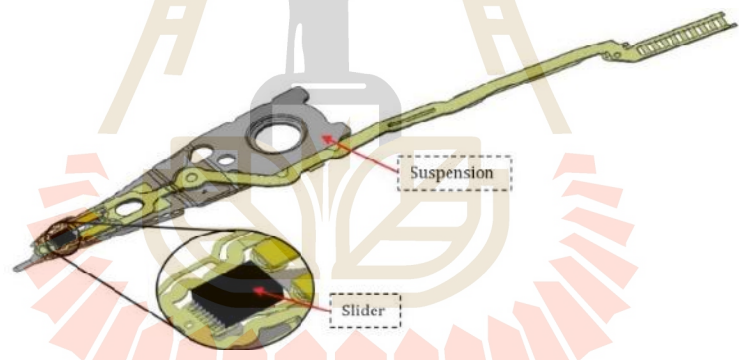
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันไลน์การผลิตหัวอ่านเขียนแบบอัตโนมัติ แสดงดังรูปที่ 1.1 ได้เข้ามามีบทบาทในการผลิต หัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ แสดงดังรูปที่ 1.2 โดยทุกกระบวนการผลิตเริ่มตั้งแต่การนำชิ้นส่วนแขนจับหัวอ่านใส่ชุดภาชนะ การหยอดกาว การติดตั้งหัวอ่านเข้ากับแขนจับหัวอ่าน การอบกาว การเชื่อมวงจรระหว่างหัวอ่านเขียนกับแขนจับหัวอ่านเขียน การตรวจสอบคุณภาพหลังการประกอบ การบรรจุชิ้นงาน แสดงดังรูปที่ 1.3 โดยทุกกระบวนการเครื่องจักรต้องทำงานด้วยความเร็วสูงหรือคิดเป็นทุก ๆ 1 วินาทีจะต้องมีชิ้นงานประกอบเสร็จ 1 ตัว หรือ 1 ชั่วโมงจะมีชิ้นงานเสร็จจากการประกอบเท่ากับ 2050 ชิ้น ซึ่งเครื่องจักรอัตโนมัติแต่ละเครื่องต้องสามารถผลิตชิ้นงานให้ได้ตามความต้องการทั้งในด้านความเร็ว และความละเอียดที่กำหนด การผลิตหัวอ่านเขียนนั้นเครื่องจักรจะต้องทำงานตลอดเวลา ดังนั้น เมื่อเครื่องจักรทำงานด้วยความเร็ว และทำงานตลอดเวลาอย่างต่อเนื่อง การเสื่อมสภาพหรือการชำรุดของเครื่องจักรก็เป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงมิได้ ซึ่งปัจจุบันการซ่อมบำรุงเครื่องจักรแบ่งได้เป็น 2 ประเภทหลักคือ 1) การซ่อมเครื่องจักรเนื่องจากการชำรุดหรือเสียหายของชิ้นส่วนต่าง ๆ ตามเหตุการณ์ 2) การซ่อมบำรุงเครื่องจักรตามเวลาที่กำหนด ซึ่งการซ่อมบำรุงทั้ง 2 แบบมีข้อเสียคือ ความสูญเสียเนื่องจากการเปลี่ยนชิ้นส่วนอะไหล่ ความสูญเสียเวลาในการซ่อมบำรุง และต้องหยุดการผลิตชิ้นงาน

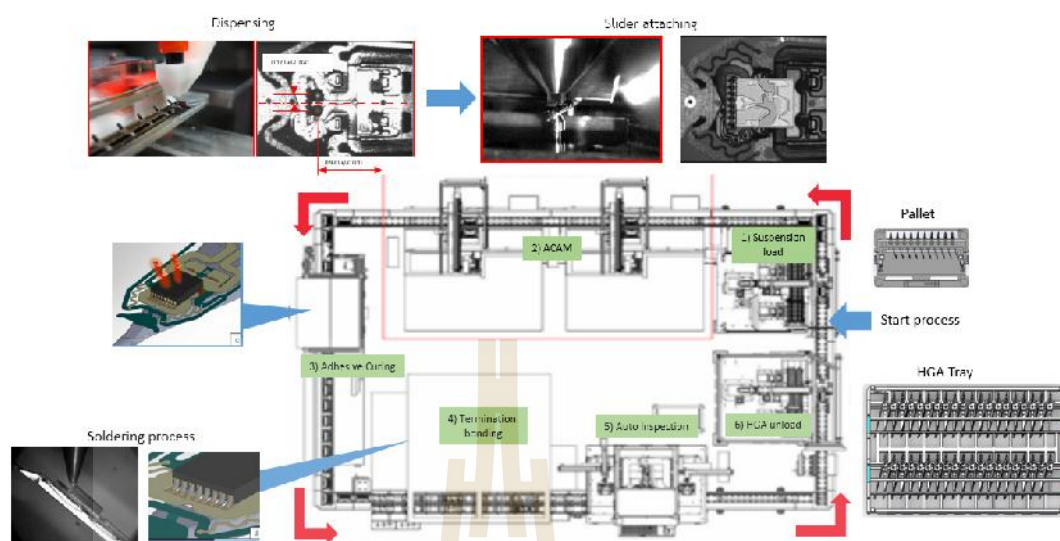


รูปที่ 1.1 ไลน์การผลิตหัวอ่านเขียนแบบอัตโนมัติ



รูปที่ 1.2 หัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

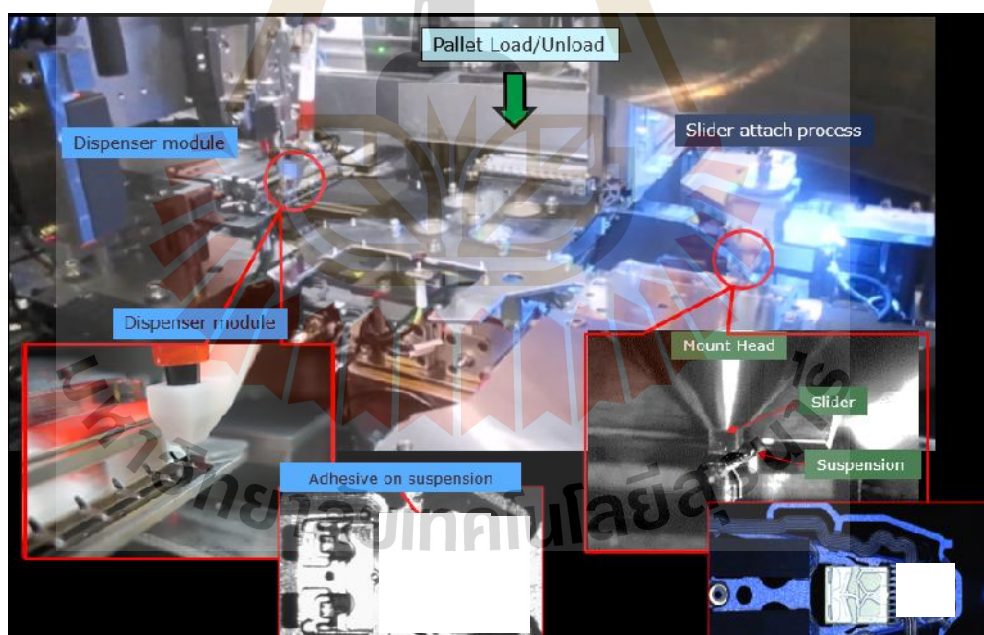


รูปที่ 1.3 ขั้นตอนการผลิตหัวอ่านเขียนแบบอัตโนมัติ

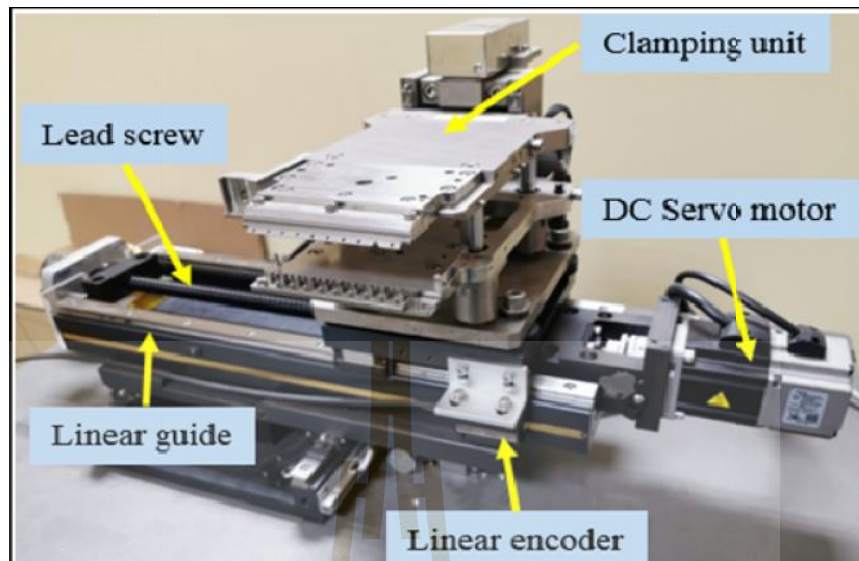
เครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียนแบบอัตโนมัติ แสดงดังรูปที่ 1.4 ที่ใช้ในการผลิตหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์จะประกอบด้วยชิ้นส่วนหลัก ๆ คือ ส่วนที่ใช้ในการเคลื่อนที่ ส่วนจับยึดชิ้นงาน ส่วนประมวลผลและส่วนที่ใช้ในการตรวจจับตำแหน่งการเคลื่อนที่ ซึ่งส่วนที่ใช้ในการเคลื่อนที่ คือคือเซอร์โวมอเตอร์มีหน้าที่ขับเคลื่อนและใช้ชุด ลิเนียร์แบร์ริง ทำหน้าที่เป็นชุดรองรับน้ำหนักของชุดจับยึด ชุดจับยึดหัวอ่านเขียน แสดงดังรูปที่ 1.5 จะเคลื่อนที่เพื่อนำแขนจับหัวอ่านเขียนเคลื่อนที่ไปในตำแหน่งที่ต้องการ โดยอาศัยตัวลิเนียร์เช่นเซอร์ทำหน้าที่ในการตรวจสอบตำแหน่งการเคลื่อนที่ โดยเมื่อเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่ต้องการแล้วเครื่องจะถ่ายภาพเพื่อหารูอ้างอิงเพื่อใช้เป็นจุดอ้างอิง ก่อนหยอดกาวหรือ ติดหัวอ่านเขียนลงบนแขนจับหัวอ่านเขียน เนื่องจากขนาดรูที่ใช้ในการอ้างอิงและแขนจับหัวอ่านเขียนมีขนาดเล็กมากเพียง 0.100 มม. ดังนั้นข้อบกพร่องในการอ่านค่าตำแหน่งของเซ็นเซอร์เพียงเล็กน้อยก็ส่งผลกระทบต่อความถูกต้องแม่นยำในการทำงานของเครื่องจักร แสดงดังรูปที่ 1.6 และ 1.7 โดยปรกติเครื่องจักรต้องทำงานด้วยความเร็วและความแม่นยำสูงเพื่อตอบสนองความต้องการการผลิต ดังนั้น ชุดเซอร์โวมอเตอร์ ลิเนียร์เซ็นเซอร์ และลิเนียร์แบร์ริงจึงต้องทำงานด้วยความแม่นยำและรวดเร็วตลอดเวลา แต่เนื่องจากชิ้นส่วนและอุปกรณ์เหล่านี้เมื่อใช้งาน การเสื่อมสภาพเป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงไม่ได้เนื่องจากการสึกหรอของส่วนประกอบต่าง ๆ เช่นการเสื่อมสภาพของสารหล่อลื่น ความบกพร่องในการอ่านค่าของเซ็นเซอร์ ความเสียหายต่าง ๆ เหล่านี้เกิดขึ้นเนื่องจากการทำงานที่ต้องเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงตลอดเวลา เมื่อชิ้นส่วนที่เคลื่อนไหวเกิดความเสียหายก็จะทำให้การตอบสนองทางพลวัตเปลี่ยนแปลงไปจากระบบที่ทำงานเป็นปกติ เช่น การตอบสนองที่มีลักษณะการพุ่งเกิน (Overshoot)

การสั่นสะเทือน (Vibration) การตอบสนองที่หน่วงเวลา และการอ่านค่าของเซ็นเซอร์ที่ผิดพลาด เป็นต้น

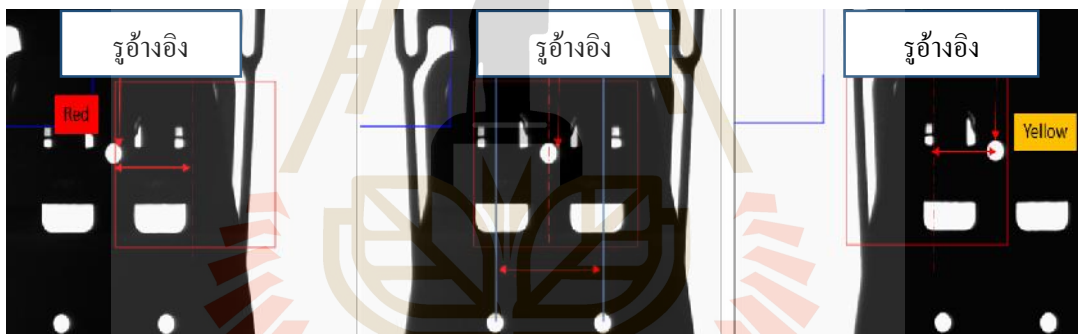
งานวิจัยนี้จะนำเสนอการออกแบบและสร้างระบบควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาด (Fault Tolerant Control, FTC) เพื่อควบคุมตำแหน่งของชุดขับเคลื่อนลิคตกรูในเครื่องจักรสำหรับ หยอดกาวและติดหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ซึ่งใช้การออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับ ตัวสังเกตอันดับเต็มเพื่อทำการประมาณค่าตัวแปรสถานะ โดยอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ของระบบ การออกแบบจะใช้การป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State variable feedback) และออกแบบ และสร้างระบบการตรวจหาและวินิจฉัยข้อผิดพลาดของลิเนียร์เซ็นเซอร์ โดยการจำลองสภาวะ บกพร่องของเซ็นเซอร์ (Sensor fault) และเปรียบเทียบกับสภาวะการทำงานปกติ (Healthy condition) โดยประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) ในการตรวจหาข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้น เพื่อให้ระบบทำการวินิจฉัยข้อบกพร่องที่เกิดกับชุดเซ็นเซอร์ และชดเชยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ ที่เหมาะสม เพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างเต็ม ประสิทธิภาพตรงตามความต้องการต่อไป แสดงดังรูปที่ 1.8



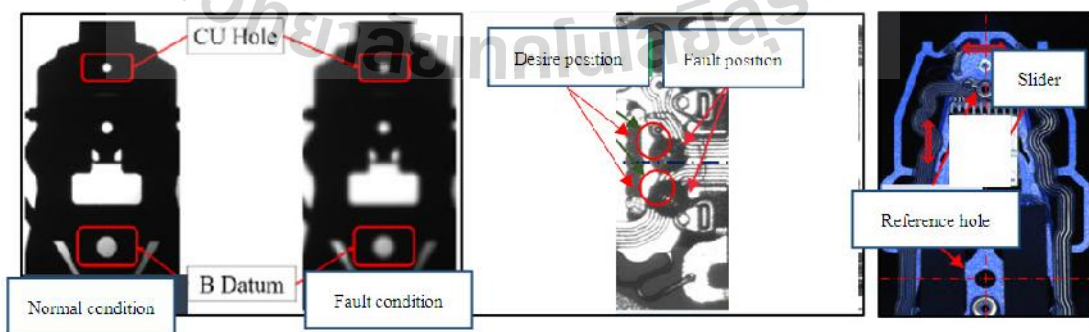
รูปที่ 1.4 เครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านแบบอัตโนมัติ



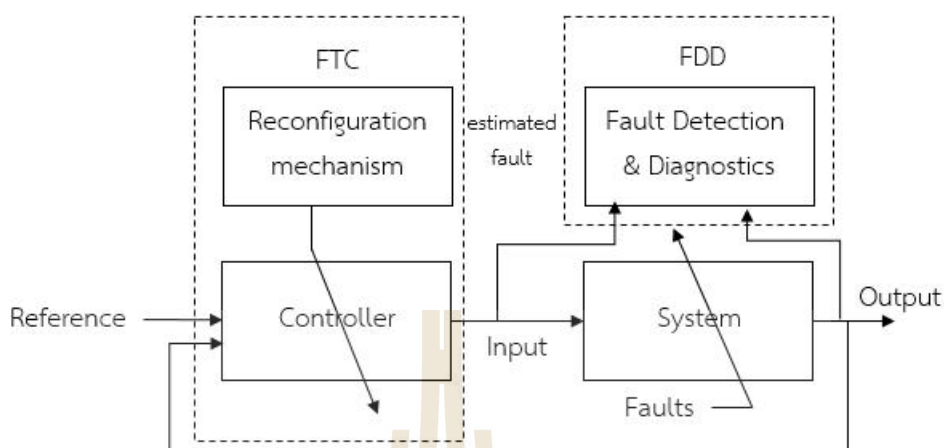
รูปที่ 1.5 ส่วนประกอบชุดจับหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟ



รูปที่ 1.6 ความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งรูอ้างอิง



รูปที่ 1.7 การทำงานของเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟ



รูปที่ 1.8 การทำงานของระบบระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ (Fault Tolerant Control)

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อออกแบบระบบควบคุมและสร้างชุดทดลองสำหรับการเคลื่อนที่แบบ 3 แกนของชุดขับเคลื่อนงานของเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่าน เขียน อัตโนมัติต้นแบบ

1.2.2 เพื่อออกแบบและสร้างระบบตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnostic) โดยใช้ข้อมูลตัวแปรสถานะที่ได้จากตัวสังเกตระบบร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เพื่อตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ ของลิเนียเซนเซอร์ของเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่าน เขียน อัตโนมัติต้นแบบ

1.2.3 เพื่อออกแบบและสร้างระบบควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาด (Fault Tolerant Control, FTC)

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 สร้างชุดทดสอบต้นแบบโดยจะใช้การเทียบเคียงกับการทำงานของระบบจริงของเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่าน เขียน อัตโนมัติ โดยสร้างขึ้นใหม่โดย ประกอบด้วยเซอร์โวมอเตอร์ทั้งแกน 3 แกน โดยแกน X และ Y ใช้ ดีซีมอเตอร์ ขนาด 200 วัตต์ โดยส่งกำลังผ่านชุดลีดสกรูโดยกำหนดความเร็วเท่ากับเครื่องจริงที่ 6000 รอบต่อนาที ขนาด 100 วัตต์ สำหรับแกน Z และติดตั้งชุดลิเนียร์เบร็งเพื่อทำหน้าที่รองรับชุดขับเคลื่อนซึ่งมีน้ำหนักประมาณ 7 กิโลกรัม และทำหน้าที่ในการลดแรงเสียดทานในขณะเคลื่อนที่ โดยชุดทดลองนี้จะใช้ชุดควบคุมตำแหน่ง โดยอาศัยการอ่านค่าจากลิเนียร์เซนเซอร์เพื่อทำหน้าที่ตรวจสอบตำแหน่งการเคลื่อนที่ของชุด ขับเคลื่อนงาน

1.3.2 วิเคราะห์และหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบขับเคลื่อนแนวแกนด้วยลีดสกรูในเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์จากข้อมูลที่ได้จากการทดลอง ในระบบควบคุมแบบเซอร์โวออกแบบป้อนกับตัวแปรสถานะโดยใช้เทคนิคการวางโพลร่วมกับตัวสังเกตอันดับเต็ม

1.3.3 การทดสอบการทำงานของระบบควบคุมจะจำลองสถานการณ์โดยใช้โปรแกรม MATLAB/Simulink เวอร์ชัน 2017a ในส่วนของ Simulink ร่วมกับบอร์ดควบคุม RAPCON

1.3.4 ออกแบบตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติสำหรับเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียนแบบอัตโนมัติ โดยใช้โมเดลในการตรวจหาความผิดพลาดแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

1.3.5 ออกแบบและสร้างชุดควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาด เพื่อปรับปรุงหรือชดเชยค่าอัตราขยายเพื่อให้ระบบทำงานได้ตรงตามประสิทธิภาพที่กำหนด หลังจากตรวจพบความบกพร่อง

1.4 ระเบียบวิธีวิจัย

1.4.1 ศึกษาข้อมูลและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบขับเคลื่อนลีดสกรู การออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ เทคนิคการวางโพลของระบบ และการตรวจหาข้อผิดพลาดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และการออกแบบชุดควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาด กรณีมีองค์ประกอบภายในบางอย่างเสียหายหรือบกพร่อง

1.4.2 ออกแบบและสร้างชุดทดสอบต้นแบบสำหรับการทำงานของเครื่องจักรหยอดกาวและติดหัวอ่านในกระบวนการผลิตจริง

1.4.3 ออกแบบและทำการทดลองเก็บข้อมูลเพื่อทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ

1.4.4 ออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะและจำลองการทำงานของตัวควบคุมด้วยโปรแกรม MATLAB ในส่วนของ Simulink

1.4.5 ทำการทดสอบตัวควบคุมและตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะของระบบกับชุดทดสอบที่สร้างขึ้น โดยใช้บอร์ด RAPCON Real time controller ในการควบคุมระบบ

1.4.6 จำลองการทำงานของระบบเมื่อลิเนียร์เซนเซอร์อยู่ในสภาวะปกติและสภาวะบกพร่อง

1.4.7 วิเคราะห์และออกแบบข้อมูลเพื่อสร้างโมเดลตรวจหาข้อบกพร่องโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

1.4.8 วิเคราะห์และออกแบบชุดควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาดเพื่อให้ระบบทำงานได้ตรงตามประสิทธิภาพที่กำหนด หลังจากตรวจพบความบกพร่อง (Fault Tolerant Control system)

1.4.9 วิเคราะห์ข้อมูลและผลการทดลองและทำการสรุปการทำงาน

1.4.10 จัดทำเอกสารและรายงานการวิจัย

1.5 สถานที่ทำงานวิจัย

1.5.1 System and Control Lab มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.5.2 แผนก HGA Automation Development บริษัทเวสเทิร์น ดิจิตอล ประเทศไทย จำกัด

1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย

1.6.1 ชุดทดลองระบบขับเคลื่อนต้นแบบและชุดจับยึดชิ้นงาน

1.6.2 โปรแกรม MATLAB 2017 ในส่วนของ Simulink สำหรับสร้างการจำลองการทำงานของตัวควบคุมที่ออกแบบและใช้ทดสอบกับชุดทดสอบจริง

1.6.3 บอร์ดควบคุม RAPCON Real time controller สำหรับเชื่อมต่อกับ Simulink ในการควบคุมการทำงานของระบบ

1.6.4 Digital Millimeter

1.6.5 Linear encoder

1.6.6 Rotary encoder

1.6.7 คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.7.1 ต้นแบบเครื่องหยอดกาแฟและติดหัวอ่าน เขียนอัตโนมัติ ที่ติดตั้งระบบวินิจฉัยตัวเองแบบอัตโนมัติ

1.7.2 ระบบตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnostic) โดยอาศัยข้อมูลตัวแปรสถานะจากตัวสังเกตระบบร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

1.7.3 ระบบควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาดเมื่อตรวจพบข้อบกพร่องในระบบ (Fault Tolerant Control) โดยระบบยังสามารถทำงานได้ตามประสิทธิภาพที่กำหนด

1.8 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

บทที่ 1 เป็นบทนำซึ่งจะกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ตลอดจนขอบเขต และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบระบบควบคุมร่วมกับ ตัวสังเกตและเทคนิคการตรวจหาข้อผิดพลาดโดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม และการ ออกแบบชุดควบคุมแบบชดเชยค่า

บทที่ 3 กล่าวถึงการออกแบบและสร้างชุดทดลองต้นแบบของตัวขับเคลื่อนแนวแกนใน เครื่องยนต์อากาศยานและติดหัวอ่านเขียน การหาแบบจำลองการเคลื่อนที่ของเซอร์โวมอเตอร์ที่เชื่อมต่อกับลีดสกรู การระบุเอกลักษณ์ของระบบขับเคลื่อนแนวแกน การทดสอบระบบควบคุม การ ออกแบบการทดลองกรณีเรียลไทม์ ไลค์เคอร์รับพร้อมและการชดเชยค่า

บทที่ 4 กล่าวถึง ข้อมูลตัวแปรสถานะในแต่ละสถานะของเซ็นเซอร์ ผลการจำแนกลักษณะ ของสัญญาณเพื่อสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงความถูกต้องของโมเดล และ การออกแบบระบบควบคุมแบบชดเชยค่ารวมถึงผลการทดลองการชดเชยค่าให้กับระบบโดยการใช้ ผลการทำนายจากโมเดล โครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบ

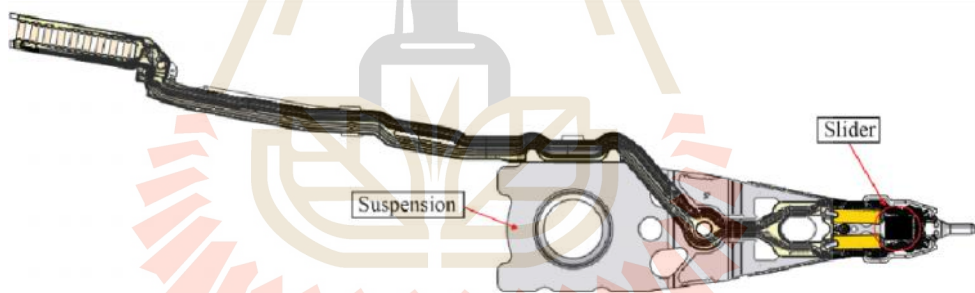
บทที่ 5 เป็นบทสรุปและข้อเสนอแนะ

บทที่ 2

ปรัทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ส่วนประกอบของหัวอ่าน/เขียน ของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

หัวอ่าน/เขียน ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (Read/Write Head) แสดงดังรูปที่ 2.1 เป็นชิ้นส่วนที่ใช้ในการอ่านและเขียนข้อมูลในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ลักษณะโดยทั่วไปมีขนาดเล็กมากและมีความซับซ้อนในการผลิตจึงทำให้ชิ้นส่วนนี้ ต้องใช้กระบวนการผลิตที่มีความละเอียดสูง โดยหัวอ่านเขียนมีหน้าที่ในการอ่าน/เขียนข้อมูล โดยการรับคำสั่งจากชุดคอนโทรลเลอร์ (Controller) ของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยจะบันทึกข้อมูลลงในแผ่นมีเดียที่ใช้สำหรับเก็บข้อมูล โดยส่วนประกอบของหัวอ่านเขียนจะประกอบด้วย 2 ส่วนคือ แขนจับหัวอ่านเขียน (Suspension) ซึ่งทำหน้าที่จับยึด หัวอ่าน/เขียน หรือที่เรียกว่า Slider



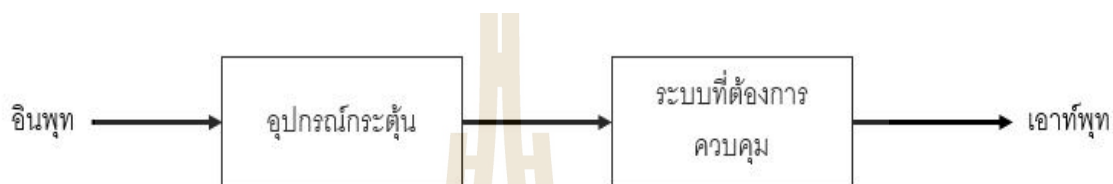
รูปที่ 2.1 หัวอ่านเขียน ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

2.2 ระบบควบคุมอัตโนมัติ

ระบบควบคุมอัตโนมัติ หมายถึง ระบบที่มีเครื่องควบคุม (Controller) เป็นอุปกรณ์ที่ควบคุมการทำงานของเครื่องจักรให้เป็นไปตามเป้าหมายที่ต้องการ โดยมีองค์ประกอบของระบบควบคุมอัตโนมัติดังนี้ คือ ชุด Input และ Output

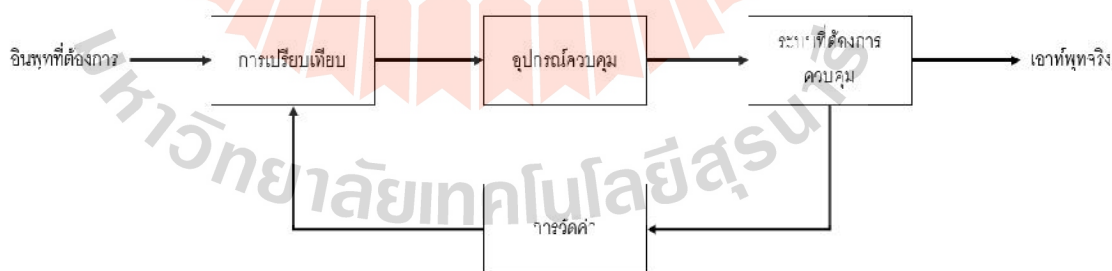
ระบบควบคุม (Control system) สามารถแบ่งรูปแบบได้ 2 รูปแบบ คือ

1. ระบบควบคุมแบบเปิด (Open loop control system) คือระบบที่มีการควบคุมในลักษณะที่สั่งงานไปยังเครื่องควบคุมเพียงอย่างเดียวโดยไม่มีการนำค่าผลลัพธ์ที่อ่านค่าได้มาป้อนกลับ เป็นระบบที่ง่ายที่สุดและมีอุปกรณ์ภายในที่ไม่ยุ่งยาก แสดงดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ระบบควบคุมแบบเปิด

2. ระบบควบคุมแบบปิด (Close loop control system) เป็นระบบควบคุมที่มีการควบคุมในลักษณะที่มีการสั่งงานไปยังเครื่องควบคุมแล้วมีการอ่านค่าผลลัพธ์ของระบบป้อนกลับมาเพื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณอินพุต ความแตกต่างที่เกิดขึ้นจะถือเป็นความผิดพลาดที่เกิดขึ้น โดยจะนำสัญญาณนี้ป้อนเข้าระบบแล้วตัวควบคุมจะนำไปสร้างสัญญาณควบคุมใหม่ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ของระบบเป็นตามเป้าหมายที่ต้องการ โดยให้ความแตกต่างระหว่างเอาต์พุตที่ต้องการและเอาต์พุตที่แท้จริงลดลงเรื่อย ๆ จนกระทั่งไม่มีความแตกต่างระหว่างค่าทั้งสอง ดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ระบบควบคุมแบบปิด

2.3 การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

การศึกษาวิธีการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบพลศาสตร์ขึ้นมาเพื่อใช้ในการ

วิเคราะห์พฤติกรรมทางพลวัตของระบบเมื่อตัวแปรต่าง ๆ ของระบบเปลี่ยนค่าไป โดยพฤติกรรมพลวัตที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองดังกล่าว จะช่วยให้สามารถออกแบบระบบพลศาสตร์ที่เหมาะสมและตัดสินใจเลือกระบบควบคุมที่เหมาะสมได้ ซึ่งในทางปฏิบัติจะนิยมใช้หลักในการออกแบบระบบควบคุมด้วยการควบคุมสมัยใหม่ จะใช้สมการปริภูมิสถานะเป็นหลักในการออกแบบ ซึ่งจะแยกตามรูปแบบของระบบได้ ดังนี้

- 2.3.1 ระบบทางกล
- 2.3.2 ระบบทางไฟฟ้า
- 2.3.3 ระบบระดับของเหลว
- 2.3.4 การถ่ายเทความร้อน

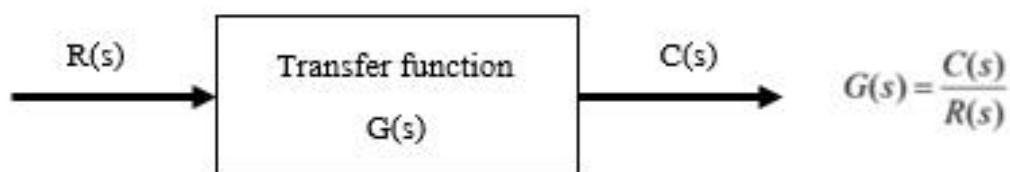
ซึ่งแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จำนวนมากที่ใช้ในระบบควบคุมเช่นฟังก์ชันถ่ายโอนตัวแปรสถานะและอื่น ๆ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในระบบควบคุมพื้นฐานของระบบใด ๆ สามารถหาได้จาก

1) สมการความสัมพันธ์ในรูปแบบของสมการเชิงอนุพันธ์ของตัวแปรใด ๆ และถูกแปลงในรูปแบบของฟังก์ชันเอส โดเมน (s-domain) โดยใช้วิธีการแปลงของ (Laplace's Transform) ซึ่งในเบื้องต้นอาจจะสร้างขึ้นมาจากสมการความสัมพันธ์ที่มีหลายตัวแปร แล้วทำให้เหลือเพียงแค่สมการความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอินพุตกับเอาต์พุตของระบบเท่านั้น สุดท้ายจึงจัดให้อยู่ในรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอน

2) การหาสมการความสัมพันธ์ด้วยวิธีการของการแสดงตัวระบบ (System Identification) โดยทดสอบผลตอบสนองของระบบด้วยอินพุตอย่างใดอย่างหนึ่งแล้ว บันทึกผลตอบสนองที่ได้ โดยส่วนใหญ่ที่พบเจอบ่อย ๆ ก็คือการทดสอบระบบด้วยผลตอบสนองเชิงความถี่ แล้วนำข้อมูลที่ได้ไปสร้างฟังก์ชันถ่ายโอนโดยตรง

2.3.1 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)

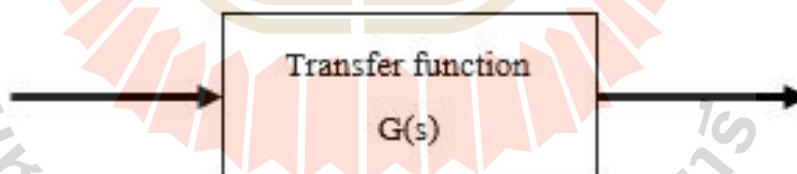
ฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบพลวัต คือ อัตราส่วนระหว่างผลการแปลงลาปลาซของสัญญาณขาออก (Output) ต่อผลการแปลงลาปลาซของสัญญาณขาเข้า (Input) เมื่อสถานะเริ่มต้นทั้งหมดมีค่าเป็นศูนย์และจัดสมการความสัมพันธ์ที่เหลือเพียงแค่ตัวแปรสองตัวคือตัวแปรอินพุตกับเอาต์พุตของระบบ หรือกล่าวคือ ฟังก์ชันถ่ายโอนจึงหมายถึง แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างเอาต์พุตต่ออินพุต โดยจะพิจารณาเฉพาะกับระบบที่เป็นเชิงเส้นและไม่ขึ้นกับเวลาเท่านั้น ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน

2.3.2 กราฟการไหลของสัญญาณ (Block diagram)

แผนภาพบล็อกของระบบคือ แผนภูมิรูปภาพที่ใช้แสดงการทำงานของแต่ละส่วนประกอบรวมถึงการไหลของสัญญาณ นอกจากนี้ ยังแสดงความสัมพันธ์ระหว่างส่วนประกอบต่าง ๆ ด้วยในแผนภาพบล็อกนี้ตัวแปรของระบบทั้งหมดจะเชื่อมต่อซึ่งกันและกันผ่านบล็อกฟังก์ชัน บล็อกฟังก์ชันเป็นสัญลักษณ์สำหรับการปฏิบัติการทางคณิตศาสตร์ของสัญญาณอินพุตกับบล็อกที่ให้เอาต์พุตออกมาฟังก์ชันถ่ายโอนของแต่ละส่วนประกอบจะถูกใส่เข้าไปในบล็อกที่เกี่ยวข้อง ซึ่งต่อกันอยู่ด้วยหัวลูกศรเพื่อบอกทิศทางการไหลของสัญญาณ ขอให้สังเกตว่าสัญญาณจะไหลผ่านไปได้ในทิศทางของหัวลูกศรเท่านั้น ไม่สามารถย้อนศร ดังรูปที่ 2.5 ได้แสดงถึงส่วนประกอบของแผนภาพบล็อก โดยที่หัวลูกศรที่ชี้เข้าหาล็อกคืออินพุต ส่วนหัวลูกศรที่ชี้ออกจากบล็อกคือเอาต์พุต หัวลูกศรเหล่านี้เป็นสัญลักษณ์แทนสัญญาณที่ไหล

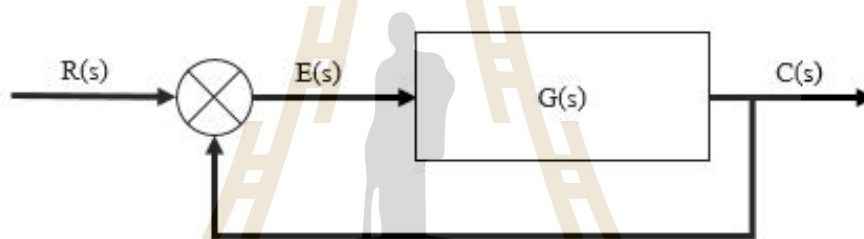


รูปที่ 2.5 ส่วนประกอบของแผนภาพบล็อก

ข้อดีของแผนภาพบล็อกก็คือ ความง่ายในการสร้างแผนภาพบล็อกสำหรับระบบทั้งระบบ เพียงแค่ต่อบล็อกของส่วนประกอบต่าง ๆ เข้าด้วยกันตามการไหลของสัญญาณ หลังจากนั้น ก็จะสามารวิเคราะห์การทำงานของส่วนประกอบแต่ละส่วนที่มีต่อสมรรถนะของระบบทั้งระบบได้แล้ว โดยทั่วไป เราสามารถมองเป็นภาพฟังก์ชันการทำงานของระบบหนึ่ง ๆ โดยดูได้จากแผนภาพได้ง่ายกว่าการดูจากระบบฟิสิกส์ของมันเอง อย่างไรก็ตามแผนภาพบล็อกจะให้ข้อมูลที่เกี่ยวกับพฤติกรรม

ทางพลวัต แต่ไม่ได้ให้ข้อมูลโครงสร้างทางฟิสิกส์ของระบบ ดังนั้นระบบที่ไม่เกี่ยวข้องกันหรือไม่เหมือนกันเลยก็อาจจะมีแผนภาพบล็อกที่เหมือนกันก็ได้ และแผนภาพบล็อกของระบบหนึ่ง ๆ จะไม่ได้มีแค่แผนภาพเดียว สำหรับระบบหนึ่ง ๆ เราสามารถเขียนแผนภาพบล็อกได้หลายแผนภาพ ขึ้นอยู่กับแง่มุมที่ต้องการวิเคราะห์หรือศึกษา

การเขียนแผนภาพบล็อกสามารถกระทำได้ด้วยการใช้รูปภาพ เรียกว่าแผนภาพบล็อกและแผนภาพการไหลสัญญาณ โดยการแทนระบบควบคุมด้วยบล็อกไดอะแกรม เป็นรูปแบบที่รวมเอาส่วนประกอบต่าง ๆ ของระบบที่มีการเชื่อมต่อพารามิเตอร์กันภายใน รวมถึงมีการส่งสัญญาณเข้าไปในระบบและออกจากระบบด้วยเช่นกัน การแทนระบบแบบนี้จะทำให้เห็นภาพรวมของระบบทั้งระบบ รวมทั้งการเชื่อมต่อของสัญญาณต่าง ๆ ภายในระบบและยังสามารถยุบรวมส่วนต่าง ๆ ให้กระชับเพื่อให้ง่ายต่อการออกแบบระบบควบคุมได้อีกด้วย

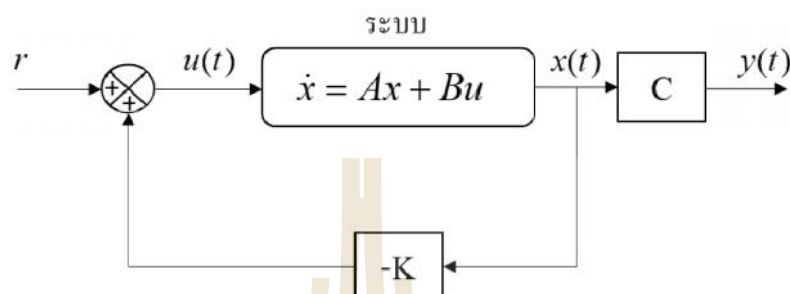


รูปที่ 2.6 บล็อกไดอะแกรมของระบบควบคุมแบบปิด

2.4 ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State variable feedback controller)

การออกแบบระบบควบคุมของระบบที่อยู่ในรูปแบบปริภูมิสถานะในงานวิจัยนี้นำเสนอการออกแบบการตอบสนองของระบบวงปิดให้เป็นไปตามต้องการโดยใช้เทคนิค Pole placement method [46] โดยขั้นตอนแรกต้องทำการตรวจสอบว่าระบบมีสภาพสามารถควบคุมได้ และต้องสมมุติว่าตัวแปรสถานะของระบบทุกตัวสามารถวัดค่าได้แต่ในความเป็นจริงสำหรับระบบที่มีอันดับสูงเป็นเรื่องปกติที่ไม่สามารถ วัดตัวแปรสถานะทั้งหมด หากต้องการจะวัดก็ต้องเสียค่าใช้จ่ายที่ค่อนข้างสูงสำหรับการติดตั้งชุดเซ็นเซอร์ และความยุ่งยากในการติดตั้งเพื่อทำการวัด โดยในงานวิจัยนี้จึงได้มีนำเสนอการประยุกต์การนำตัวสังเกต (Observer) เพื่อใช้ในการประมาณค่าตัวแปรสถานะ โดยจะอธิบายในส่วนถัดไป การป้อนกลับตัวแปรสถานะของระบบต้องคำนวณหาค่าอัตราขยายเพื่อป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State feedback gain, K) โดยงานวิจัยนี้เป็นระบบที่มีอันดับสูงจึงได้เลือกใช้การหาค่า K ด้วยวิธีของ แอคเคอร์แมน (Ackermann's Formula) โดยใช้

โปรแกรม MATLAB ในการหาค่า โดยกราฟ การไหลของสัญญาณของระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ ดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 ระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ

การออกแบบจะกำหนดให้สัญญาณอ้างอิงมีค่าเป็นศูนย์ ($r = 0$) ซึ่งจะทำให้ได้ค่าสัญญาณควบคุมคือ

$$u = -Kx = -[k_1 \quad k_2 \quad k_3 \dots k_n] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

โดยจากสมการที่ 1 จะเห็นว่าค่าอัตราขยาย K จะขึ้นตรงกับจำนวนของตัวแปรสถานะของระบบ เมื่อพิจารณาสมการแทนค่าสมการที่ 1 ลงในสมการของระบบ จะได้

$$\dot{x}(t) = Ax(t) - BKx \quad (2a)$$

หรือ

$$\dot{x}(t) = (A - BK)x \quad (2b)$$

ดังนั้น เมื่อจัดรูปสมการที่ 2b ในโดเมนความถี่จะได้

$$\det(sI - (A - BK)) = 0 \quad (2.3)$$

เมื่อ I คือ เมทริกซ์เอกลักษณ์

โดยการออกแบบชุดควบคุมคือการหาค่าอัตราขยาย K ที่ทำให้รากของสมการพหุนาม มีผลตอบสนองตามต้องการ โดยการเลือกโพลของระบบปิด คือ $(s + p_1)(s + p_2)(s + p_3) \dots (s + p_n)$ หลังจากนั้น จึงคำนวณหาค่า K โดยการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ของสมการพหุนาม ซึ่งจะพบว่าวิธีในการออกแบบค่อนข้างยุ่งยาก โดยหากระบบที่ต้องการชุดควบคุมมากกว่า 3 อันดับ โดยงานวิจัยนี้ระบบขับเคลื่อนลิศศกรด้วยเซอร์โวมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงมีชุดควบคุม 5 อันดับ ดังนั้น การออกแบบหาค่าจะอาศัยการใช้โปรแกรม MATLAB ในการช่วยคำนวณโดยอาศัยหลักการพื้นฐานตามสมการของ แอคเคอร์แมน (Ackermann's Formula) โดยแสดงได้ดังนี้ คือ กำหนดให้ระบบอยู่ในรูปของ เสดทเปส โมเดล ที่แทนค่าสัญญาณควบคุมตามสมการที่ 2b โดยจาก

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

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

โดยสมการของระบบที่ต้องการ คือ

$$s^n + r_1 s^{n-1} + r_2 s^{n-2} + \dots + r_{n-1} s + r_0 = 0 \quad (2.4)$$

ซึ่งจากทฤษฎีของ Cayley–Hamilton จะได้ดังสมการที่ 5

$$w(\tilde{A}) = \tilde{A}^n + r_1 \tilde{A}^{n-1} + \dots + r_{n-1} \tilde{A} + r_n I = 0 \quad (2.5)$$

ในการวิเคราะห์จะสมมติให้ระบบมีอันดับเป็น 3 และแทนค่า $\tilde{A} = A - BK$ ในสมการที่ 5 จะได้

$$I = I$$

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

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

$$\tilde{A}^3 = (A - BK)^3 = A^3 - A^2BK - ABK\tilde{A} - BK\tilde{A}^2$$

แทนค่าลงในสมการที่ 5 ดังนี้

$$\tilde{A}^3 + r_1\tilde{A}^2 + r_2\tilde{A} + r_3I =$$

$$r_3I + r_2A + r_1A^2 + A^3 - r_2BK - r_1ABK - r_1BK\tilde{A} - A^2BK - ABK\tilde{A} - BK\tilde{A}^2 \quad (2.6)$$

พิจารณาสมการที่ 6 จะพบว่า $r_3I + r_2A + r_1A^2 + A^3 = w(A) \neq 0$ ดังนั้น จะพบว่าเมื่อ $w(\tilde{A}) = 0$ จะได้ดังสมการที่ 7 คือ

$$\begin{aligned} w(A) &= B(r_2K + r_1K\tilde{A} + K\tilde{A}^2) + AB(r_1K + K\tilde{A}) + A^2BK \\ &= [B \mid AB \mid A^2B] \begin{bmatrix} r_2K + r_1K\tilde{A} + K\tilde{A}^2 \\ r_1K + K\tilde{A} \\ K \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.7)$$

ซึ่งเมทริกซ์ $[B \mid AB \mid A^2B]$ คือเมทริกซ์ที่ใช้ตรวจสอบสภาพควบคุม จากสมการที่ 7 คูณอินเวอร์สของเมทริกซ์ $[B \mid AB \mid A^2B]$ ทั้งสองข้างของสมการที่ 7 จะได้

$$[B \mid AB \mid A^2B]^{-1}w(A) = \begin{bmatrix} r_2K + r_1K\tilde{A} + K\tilde{A}^2 \\ r_1K + K\tilde{A} \\ K \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

จะเห็นว่าอัตราขยาย K จะหาได้จากการนำ $[0 \ 0 \ 1]$ คูณสมการที่ 8 ซึ่งก็คือ

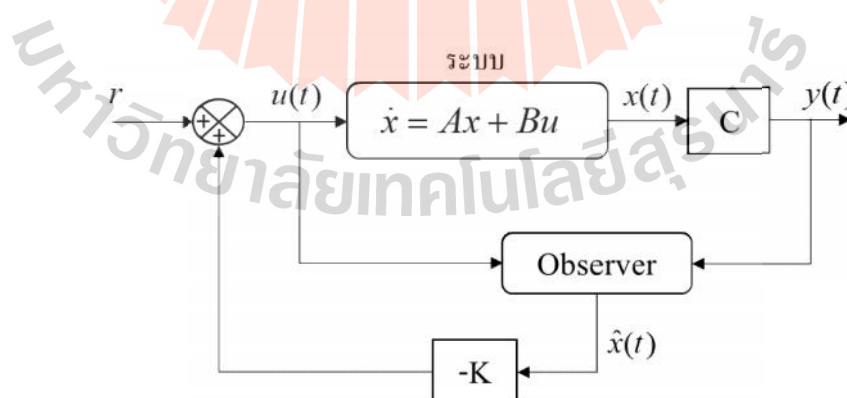
$$K = [0 \ 0 \ 1][B \mid AB \mid A^2B]^{-1}w(A) \quad (2.9)$$

หรือเมื่อระบบมีอันดับเท่ากับ n ก็สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 10

$$K = [0 \ 0 \ \cdots \ 0 \ 1][B \ AB \ \cdots \ A^{n-1}B]^{-1}w(A) \quad (2.10)$$

2.5 ตัวสังเกต (Observer)

การออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ ดังที่กล่าวข้างต้น ต้องการข้อมูลของตัวแปรสถานะทั้งหมดของระบบซึ่งหมายความว่าตัวแปรสถานะทั้งหมดจะต้องสามารถวัดได้ แต่ในความเป็นจริง ยากที่จะวัดตัวแปรได้ทุกตัว หรือหากต้องการวัดจะต้องเสียค่าใช้จ่ายเพิ่มเติมสำหรับการสร้างระบบตรวจจับหรือเซ็นเซอร์เพื่อวัดค่านั้น ในงานวิจัยนี้ เราจะศึกษาการออกแบบตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะ (State estimator) ซึ่งมักจะเรียกว่าตัวสังเกตสถานะ (State observer) ซึ่งจะถูกออกแบบตามแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ของระบบเอง ข้อมูลที่ได้จากการประมาณค่าจะถูกนำมาใช้ร่วมกับระบบควบคุมความคิดเห็นของตัวแปรสถานะดังในรูปที่ 2.8 ซึ่งจะได้เรียนรู้เกี่ยวกับการออกแบบตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะทั้งอันดับเต็มและการลดอันดับตัวประมาณค่าอันดับเต็ม (Full-order state estimator) คือการประมาณค่าตัวแปรสถานะใหม่ทั้งหมดตามข้อมูลของตัวแปรสถานะบางตัวที่สามารถวัดได้ ด้วยสัญญาณอินพุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบ โมเดลการประเมินค่าส่วนตัวประมาณค่าแบบลดอันดับคือการสร้างตัวประมาณค่าตัวแปรสถานะตามข้อมูลของตัวแปรสถานะที่วัดได้และสัญญาณอินพุตของระบบควบคุมเพียงประมาณตัวแปรสถานะที่ไม่สามารถวัดได้ ในการวิจัยนี้ตัวแปรสถานะทั้งหมดจะถูกวัดโดยใช้ตัวประมาณสถานะแบบเต็ม (Full order state estimator) แสดงดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 ตัวควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกต

2.6 ตัวสังเกตอันดับเต็ม (Full-order state estimator)

การออกแบบตัวสังเกตอันดับเต็ม (Full-order state estimator) จะทำการประมาณค่าตัวแปรสแตตทุกตัวใหม่ทั้งหมดโดยอาศัยข้อมูลของเอาต์พุตบางตัวที่วัดค่าได้และสัญญาณอินพุตที่ส่งเข้าไปในระบบที่จะทำการประมาณค่า State โดยสมการของระบบจะสามารถทำหน้าที่ประมาณค่าสแตตของตัวมันเองได้โดยจะประมาณในลักษณะแบบเปิด (Open – Loop Observer) โดยพิจารณาจากระบบเชิงเส้นที่ค่าตัวแปรของระบบไม่ขึ้นกับเวลา (Linear Time Invariant System) ที่ต้องการจะใช้ตัวสังเกตในการประมาณค่าตัวแปรสแตตของระบบเขียนในรูป State Space Form ได้ดังสมการที่ 11

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (2.11)$$

ตัวสังเกตของระบบพลศาสตร์ที่ต้องการจะทำการควบคุมมีรูปแบบดังนี้ คือ

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L[y - C\hat{x}] \quad (2.12)$$

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

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

นำสมการที่ 11 ลบด้วยสมการที่ 12 จะได้

$$\dot{x} - \dot{\hat{x}} = Ax + Bu - \{A\hat{x} + Bu + L[y - C\hat{x}]\} \quad (2.13)$$

จัดรูปสมการที่ 13 จะได้

$$\dot{x} - \dot{\hat{x}} = [A - LC](x - \hat{x}) \quad (2.14)$$

โดยในการออกแบบตัวสังเกตต้องการให้ประมาณค่า \hat{x} ให้เข้าใกล้ x หรือ $\hat{x} \rightarrow x$ เมื่อ $t \rightarrow \infty$ แต่ในเงื่อนไขเริ่มต้นจำเป็นต้องกำหนดค่า $\hat{x}(t = 0)$ ให้กับระบบตัวสังเกต การประมาณค่าความผิดพลาด (estimation error) ดังสมการที่ 15

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

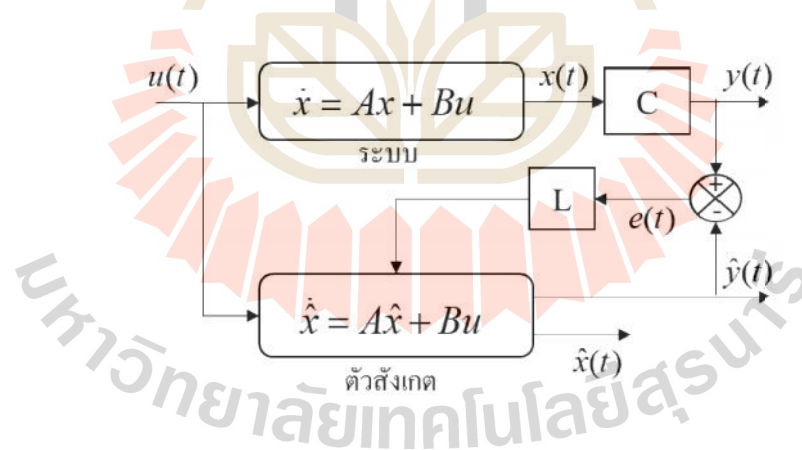
การออกแบบตัวสังเกตควรจะต้องทำให้ $e(t) \rightarrow 0$ เมื่อ $t \rightarrow \infty$ และจากสมการที่ 13 จะเขียนได้เป็น

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

หรือ

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

เมื่อค่าความแตกต่างของ $x - \hat{x} \rightarrow 0$ จะทำให้ค่าความผิดพลาดของตัวแปรสแตตซึ่งวัดได้จากระบบจริงและตัวสังเกตเท่ากับศูนย์ โดยผลที่ได้นั้นจะทำให้ตัวสังเกต สามารถประมาณค่าของตัวแปรสแตตในระบบที่ต้องการทำการสังเกตได้อย่างมีประสิทธิภาพ บล็อกไดอะแกรมของระบบที่มีตัวสังเกต แสดงดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 แผนภาพหลักการทำงานของตัวสังเกต

2.7 สภาพสังเกตได้ (Observability)

สภาพสังเกตได้เป็นสภาพที่ระบุว่าระบบพลวัตมีความสามารถที่ส่งผ่านข้อมูลของตัวแปรสถานะได้ดีเพียงไหนเมื่อพิจารณาจากสัญญาณเอาต์พุต เงื่อนไขที่สามารถควบคุมได้และสามารถสังเกตได้คือความเป็นคู่กันทางคณิตศาสตร์ (Duality) กล่าวอีกนัยหนึ่ง ในขณะที่ สภาพควบคุมได้

หมายถึง สภาพที่แสดงออกถึงว่าสัญญาณอินพุตสามารถขับเคลื่อนตัวแปรสถานะให้เป็นค่าที่ต้องการ แต่ สภาพสังเกตได้ คือสภาวะที่วิธีการส่งออกให้ข้อมูลเพียงพอที่จะทำนายค่าเริ่มต้นของสถานะระบบ ในกรณีระบบพลวัตเชิงเส้นเวลาต่อเนื่องไม่แปรผันตามเวลานั้น หาก ค่า determinant ของ Observability matrix P_o ไม่เท่ากับศูนย์ จะทำให้มีสภาพสังเกต หรือ Rank ของเมทริกซ์ต้องเท่ากับ n เมทริกซ์ P_o แสดงในสมการที่ 18

$$P_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

โดยที่ระบบจะมีสภาพสังเกตได้ (Observability) ก็ต่อเมื่อ $\det P_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} \neq 0$ หรือ

$$\text{rank} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} = n$$

2.8 สภาพควบคุมได้ (Controllability)

สภาพควบคุมได้ (Controllability) จะบ่งบอกถึงความสามารถที่สัญญาณอินพุตที่ยอมรับได้ (Admissible inputs) จะสามารถผลักดันตัวแปรสถานะให้เป็นค่าใด ๆ ในช่วงเวลาจำกัด โดยไม่คำนึงถึงค่าเริ่มต้น (Initial value) ของตัวแปรสถานะนั้น ๆ จะเป็นค่าอะไร โดยหากค่า Determinant ของ Controllability matrix P_c ไม่เท่ากับศูนย์ หรือ Rank ของเมทริกซ์ต้องเท่ากับ n เมทริกซ์ P_c แสดงในสมการที่ 19 จะทำให้มีสภาพควบคุมได้

$$P_c = [B \ AB \ A^2B \ \dots \ A^{n-1}B] \quad (2.19)$$

เงื่อนไข ที่ระบบจะมีสภาพควบคุมได้ (Controllability) คือ เมื่อ

$$\det P_c = [B \ AB \ A^2B \ \dots \ A^{n-1}B] \neq 0$$

หรือ $\text{rank}[B \ AB \ A^2B \ \dots \ A^{n-1}B] = n$

2.9 ระบบควบคุมแบบคงทนต่อความเสียหาย (Fault Tolerant Control System; FTCs)

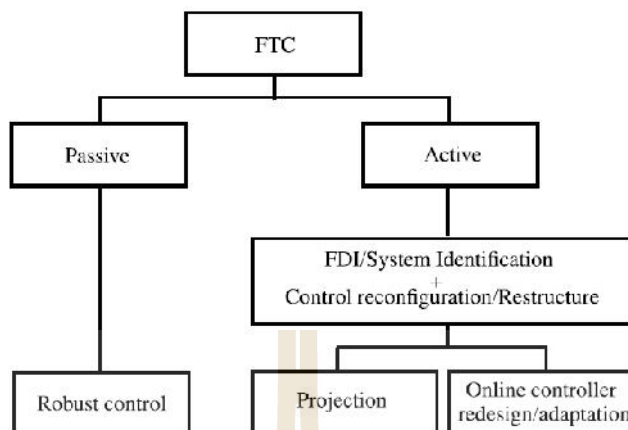
ระบบควบคุมแบบคงทนต่อความเสียหาย (Fault Tolerance Control System; FTCs) คือระบบที่มีความสามารถทำงานต่อได้ตามความต้องการ แม้ในสถานะที่มีความผิดพลาดหรือเกิดข้อบกพร่องเกิดขึ้น เป้าหมายของระบบแบบคงทนต่อความเสียหาย คือเพื่อลดหรือป้องกันการล้มเหลวของการทำงานของระบบเท่าที่สามารถทำได้ การคงทนต่อความเสียหายสามารถทำได้โดย ทำการตรวจจับข้อผิดพลาด และระบุตำแหน่งความเสียหายก่อนทำการวินิจฉัย เพื่อทำการจัดรูปแบบการทำงานของระบบใหม่ (Reconfiguration) เพื่อลดหรือหลีกเลี่ยงความเสียหายที่อาจเกิดขึ้นในระบบ (Zhang YM, Jiang J.) โดยทั่วไปสามารถแบ่งได้เป็น 2 ระบบ ดังรูปที่ 2.10 คือ

2.9.1 ระบบทนต่อผิดพลาดแบบไม่ปรับตัวเองหรือ (Passive Fault Tolerant Control)

โดยตัวควบคุมถูกออกแบบมาเพื่อให้ทนทานต่อความผิดพลาดและความไม่แน่นอน เมื่อมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้นตัวควบคุมจะสามารถรักษาความเสถียรของระบบได้ด้วยการลดประสิทธิภาพที่ยอมรับได้ ในย่านการใช้งานที่กำหนดไว้ ซึ่งโดยปกติระบบแบบนี้จะไม่ปรับตัวเองและไม่ต้องการข้อมูลป้อนกลับจากระบบการตรวจจับ

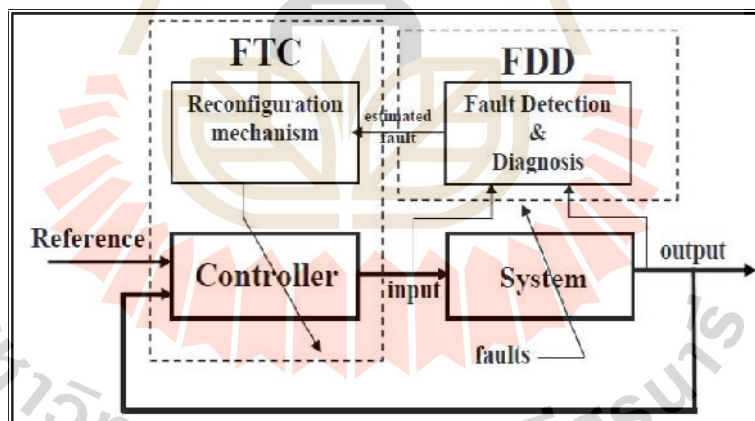
2.9.2 ระบบทนต่อผิดพลาดแบบปรับตัวเอง (Active Fault Tolerant Control)

เป็นระบบที่ออกแบบให้มีการตอบสนองต่อความล้มเหลวของระบบโดยการกำหนดค่าการดำเนินการควบคุมใหม่เพื่อให้สามารถรักษาเสถียรภาพและประสิทธิภาพของระบบได้ [28]



รูปที่ 2.10 การแบ่งประเภทของระบบควบคุมแบบทนต่อผิดพลาด

โดยทั่วไประบบแบบทนต่อความผิดพลาดแบบปรับตัวเองได้ (Active Fault Tolerance Control) ประกอบไปด้วยส่วนประกอบหลัก 4 ส่วน ได้แก่ ระบบควบคุม ระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ และระบบตรวจสอบข้อผิดพลาด แยกแยะและวินิจฉัย แสดง ดังรูปที่ 2.11 [28]



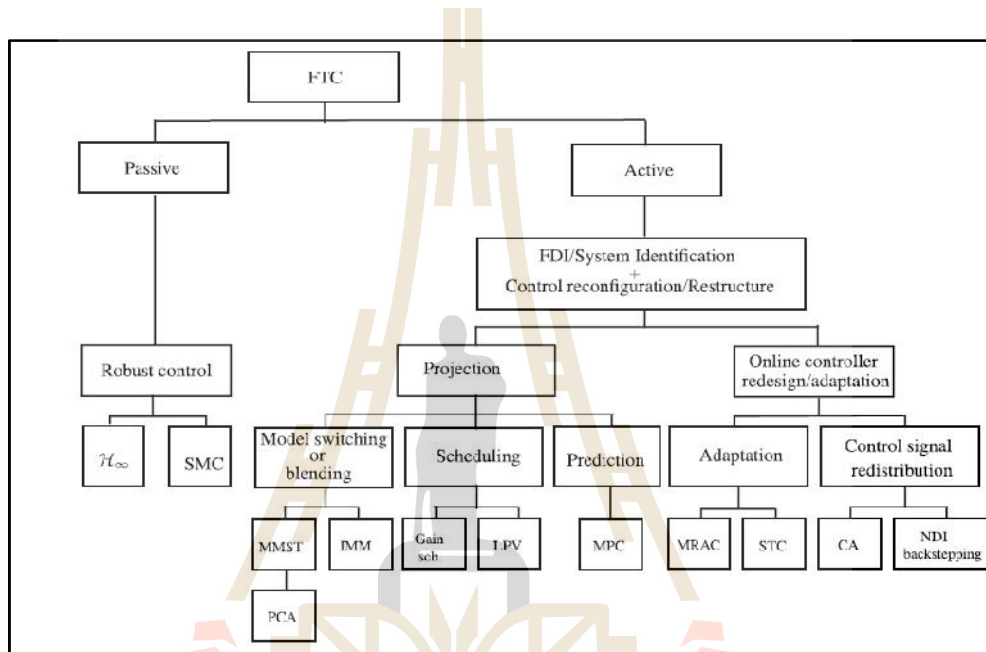
รูปที่ 2.11 ระบบควบคุมแบบทนต่อความผิดพลาดแบบปรับตัวเองได้

ระบบควบคุมแบบทนต่อความผิดพลาดแบบปรับตัวเองได้ยังสามารถจำแนกออกเป็น 2 แบบหลัก [31] คือ

2.9.2.1 ตัวควบคุมแบบคาดการณ์ไว้ (Projection Controller)

การควบคุมแบบแบบการคาดการณ์ไว้ คือการออกแบบระบบโดยพิจารณาโอกาสหรือความน่าจะเป็น สำหรับความผิดพลาดที่เป็นไปได้ทั้งหมดที่อาจเกิดขึ้นโดย

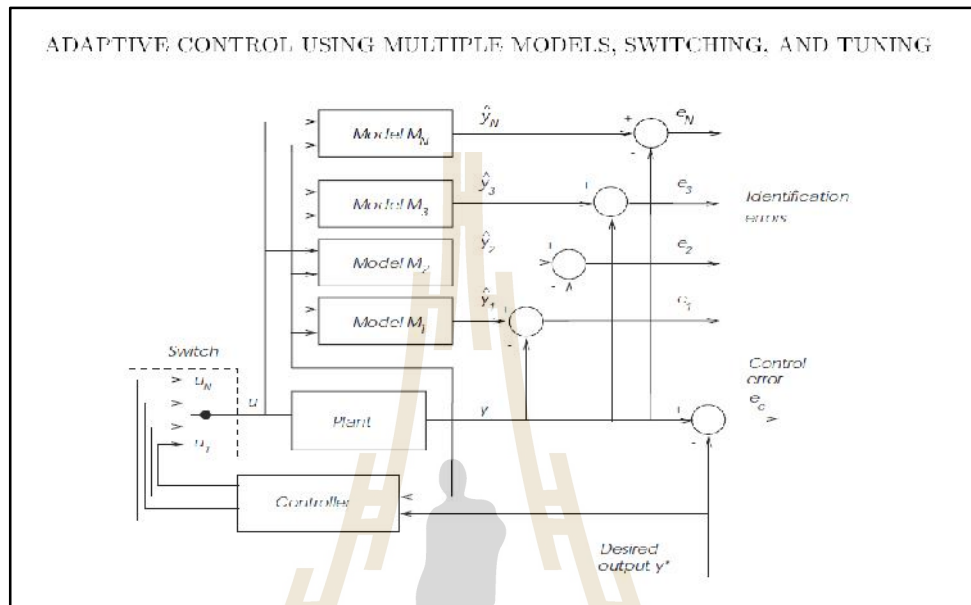
ระบบควบคุมแบบคาดการณ์ จะทำงานเมื่อระบบตรวจพบข้อผิดพลาด ระบบจะเลือกใช้กลไกที่ดีที่สุดในการปรับปรุงพารามิเตอร์ ชุดควบคุมเพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างเหมาะสมต่อไป โดยตัวควบคุมแบบแบบคาดการณ์ยังแยกย่อยเป็น 3 ประเภทหลักคือ การควบคุมแบบปรับเปลี่ยนแบบจำลอง (Model Switching or blending), ชุดควบคุมแบบคาดการณ์ (Prediction) และชุดควบคุมแบบการกำหนดค่า (Scheduling) ดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 การจำแนกลักษณะการทำงานของระบบควบคุมแบบทนต่อความผิดพลาด

a) การควบคุมแบบปรับเปลี่ยนแบบจำลอง (Model Switching or blending) แนวคิดในการใช้แบบจำลองหลายรูปแบบ ดังรูปที่ 4 ถูกนำมาใช้เพื่อให้ระบบสามารถรับมือกับการเปลี่ยนแปลงของสภาพการใช้งานในหลายรูปแบบ ปกติแล้วการควบคุมแบบดั้งเดิมส่วนใหญ่จะใช้วิธีการควบคุมแบบเชิงเส้น ดังนั้น เมื่อออกแบบชุดควบคุมโดยการสร้างชุดจำลองหลาย ๆ รูปแบบไว้ระบบก็จะสามารถรองรับการแก้ปัญหาของการเปลี่ยนเงื่อนไขเมื่อดำเนินการในระบบจริงได้โดยการเลือกใช้ชุดจำลองที่เหมาะสมสำหรับสภาพการใช้งานในรูปแบบต่าง ๆ (Kumpati S. Narendra, Osavaldo A. Driollet, Matthias Feiler and Koshy George) หลักการทำงานของ การควบคุมแบบปรับเปลี่ยนแบบจำลอง โดยเมื่อระบบได้รับข้อมูลจากระบบตรวจหาข้อบกพร่องและวินิจฉัย ระบบจะทำการเลือกชุดจำลองที่เหมาะสมเพื่อรองรับสภาวะนั้น และระบบตรวจหาความเสียหายจะทำการเปรียบเทียบความผิดพลาด

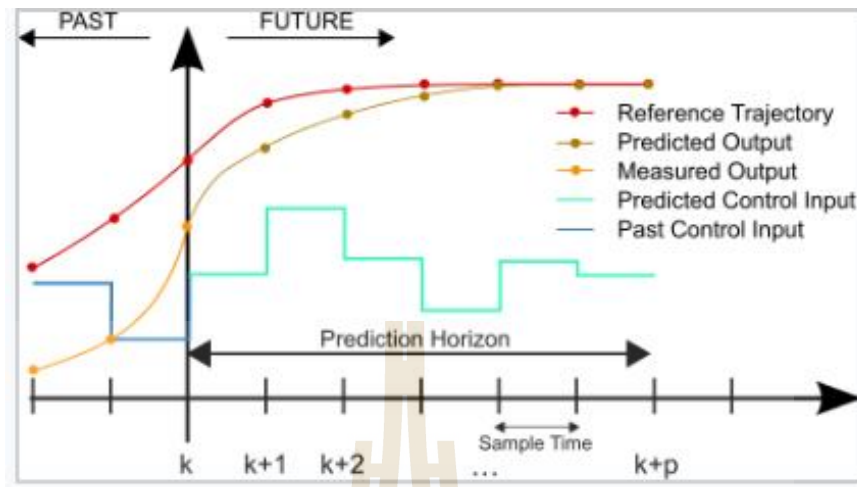
ระหว่างค่าผลลัพธ์จากแบบจำลองและจากค่าที่วัดจริงเพื่อให้ได้ค่าแตกต่างน้อยที่สุดหรืออยู่ในช่วงที่ยอมรับได้



รูปที่ 2.13 การควบคุมแบบปรับเปลี่ยนแบบจำลอง

b) ชุดควบคุมแบบคาดการณ์ (Prediction)

การพัฒนาการควบคุมแบบคาดการณ์เริ่มต้นขึ้นจากภาคอุตสาหกรรมเนื่องจากแนวคิดและคำอธิบายทางคณิตศาสตร์สามารถเข้าใจได้ง่ายโดยนักวิศวกรควบคุมส่วนใหญ่ในภาคอุตสาหกรรม ซึ่งการควบคุมแบบคาดการณ์เป็นที่นิยมแพร่หลายในอุตสาหกรรมเนื่องจากกระบวนการผลิตมีความต้องการที่จะให้ระบบสามารถทำงานให้ได้ผลผลิตที่มากที่สุดเพื่อผลกำไรสูงสุดซึ่งข้อดีของการควบคุมแบบคาดการณ์คือความสามารถในการจัดการข้อจำกัดต่าง ๆ ตัวอย่างชุดควบคุมแบบ เช่น โมเดลพรีดิกทีฟ (Model Predictive Control; MPC) รูป 2.14 คือออกแบบชุดควบคุมโดยอาศัยการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการคำนวณชุดของค่าการควบคุมในอนาคตโดยการออกพติไมซ์ด้วยฟังก์ชันเป้าหมายเพื่อทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าต่ำที่สุดภายใต้ขอบเขตข้อจำกัดต่าง ๆ (Sheikhbaeai, R., Alasty,A., & Vossoughi,G.)



รูปที่ 2.14 การควบคุมโดยอาศัยแบบจำลองในการคำนวณ

c) ควบคุมแบบการกำหนดค่า (Scheduling)

เป็นเทคนิคในการควบคุมระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นที่มีพลวัตการเปลี่ยนแปลงสภาพการทำงานจากสถานะหนึ่งไปยังอีกสถานะหนึ่ง เพื่อให้ระบบสามารถรักษาเสถียรภาพการทำงานให้อยู่ในสภาวะที่ต้องการ โดยการควบคุมแบบกำหนดค่านิยมใช้มีอยู่ 2 วิธี คือ

1) การกำหนดค่าควบคุมตามสถานะ (Gain scheduling) กรณีที่เมื่อชุดควบคุมเพียงชุดเดียวไม่ได้ให้ประสิทธิภาพและความเสถียรที่ตามที่ต้องการตลอดช่วงเงื่อนไขทั้งหมดของระบบ ดังนั้นการใช้การกำหนดค่าควบคุมตามสถานะ (Gain scheduling) จึงเหมาะสมสำหรับงานที่ต้องมีลักษณะการทำงานในหลายๆสถานะ โดยระบบจะทำการกำหนดค่าพารามิเตอร์ไว้สำหรับค่าแต่ช่วงการทำงานดังตารางที่ 1

ตารางที่ 2.1 Gain scheduling

Region	Inflow rate (LPH)	Set Points Height (cm)	K_p	K_i
1	0-95	3	1.966	15.877
2	95-155	8	13.98	9.723
3	155-213	15	49.15	7.100
4	213-246	20	87.38	6.149

2) การเปลี่ยนตัวแปรตามสถานการณ์ (Linear parameter varying ; LPV) เป็นรูปแบบพื้นที่เชิงเส้นที่มีพลวัตแตกต่างกันไปตามฟังก์ชันของพารามิเตอร์ที่อิงกับเวลาหรือที่เรียกว่าพารามิเตอร์การตั้งเวลา (Tudon-Martinez, J)

d) ตัวควบคุมแบบปรับตัวสถานการณ์ (Online reconfiguration/adaption)

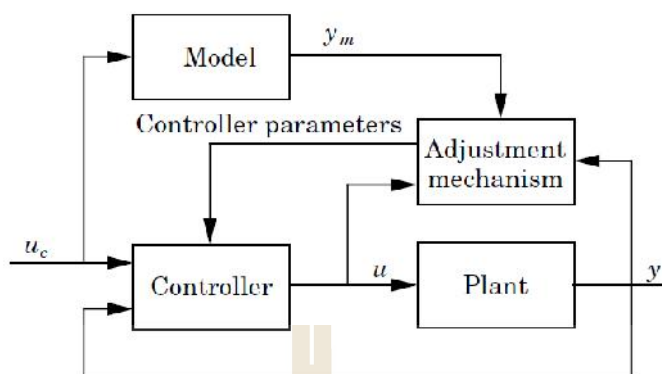
ชุดควบคุมที่ถูกออกแบบให้สามารถ ปรับปรุงชุดควบคุมระบบโดยใช้ข้อมูลบนฐานข้อมูลปัจจุบันของอินพุต หรือ เอาต์พุตเพื่อปรับและควบคุมระบบด้วยพารามิเตอร์ที่แตกต่างกันตามเวลาที่เปลี่ยนไปเพื่อความเหมาะสมโดยสามารถแบ่งออกเป็น 2 แบบ หลักคือ Adaption และ Control signal redistribution

1) ชุดควบคุมแบบปรับตัวตามสถานะ(Adaptation)

การควบคุมแบบปรับตัวได้จะถูกใช้เพื่อปรับพารามิเตอร์ของตัวควบคุมโดยอัตโนมัติเพื่อให้ได้สมรรถนะที่ต้องการ ซึ่งการควบคุมแบบปรับตัวได้มีลักษณะการทำงานแบ่งออกเป็น 2 แบบคือ แบบ การปรับชุดควบคุมทางตรงและแบบทางอ้อม โดยการออกแบบตัวควบคุมแบบทางอ้อมจะประกอบไปด้วยสองขั้นตอนหลัก ขั้นแรกคือการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบทั้งเมทริกซ์ A และ B เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงสภาพการใช้งานหรือเนื่องจากเกิดข้อบกพร่องขึ้น หลังจากนั้น นำข้อมูลที่ทำกรประมาณมาออกแบบชุดควบคุม การออกแบบตัวควบคุมแบบโดยตรงจะออกแบบชุดควบคุมโดยปราศจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ ชุดควบคุมแบบปรับตัวตามสถานะที่นิยมแพร่หลายมีอยู่ 2 วิธีคือ การควบคุมการปรับแต่งด้วยตนเอง(Self-Tuning ; STC) ระบบควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลอง (Model-reference adaptive control ;MRAC)

a) ระบบควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลอง (MRAC)

เนื่องจากในระบบควบคุมในโรงงานอุตสาหกรรมโดยส่วนมากแล้วจะใช้ระบบควบคุมแบบธรรมดา มาทำการควบคุมซึ่งสามารถทำงานได้ดีในช่วงที่เราพิจารณาให้เป็นเชิงเส้นรอบ ๆ จุดทำงานแต่เมื่อใดก็ตามถ้าจุดทำงานของเราเริ่มมีการเปลี่ยนแปลงหรือพารามิเตอร์บางตัวมีการเปลี่ยนแปลงเช่น มวลของระบบ หรือความยาว และอื่น ๆ หรืออาจมีพารามิเตอร์ที่เราไม่ได้นำมาคิด จะทำให้ตัวควบคุมที่เราออกแบบไว้เริ่มทำงานไม่ได้หรือไม่สามารถทำงานได้เลยดังนั้นระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ (Adaptive control system) จึงเป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่น่ามาใช้แก้ปัญหาหนึ่ง ในระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ที่ถูกใช้อย่างแพร่หลายคือ ระบบควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลอง (Model Reference Adaptive Control) อธิบายได้ด้วยรูป 2.15 ซึ่งถูกออกแบบด้วยหลักการการปรับพารามิเตอร์ของตัวควบคุมที่ทำให้ผลตอบสนองเอาต์พุตของระบบจริงเข้าใกล้ระบบที่เป็นแบบจำลอง โดยที่ใช้อินพุตของระบบตัวเดียวกัน



รูปที่ 2.15 ระบบควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลอง

ส่วนประกอบของระบบควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลอง

a) ตัวควบคุม (controller)

โดยทั่วไปแล้วตัวควบคุมต้องมีความสามารถในการติดตามอย่างสมบูรณ์เพื่อให้เกิดการลู่เข้าหรือเบนเข้า นั่นคือ เมื่อพารามิเตอร์ของระบบไม่รู้ค่า กลไกการทำงานของระบบจะทำการปรับค่าพารามิเตอร์ของระบบควบคุมเพื่อให้เกิดการติดตามแบบสมบูรณ์แบบลู่เข้า ถ้ากฎการควบคุมนั้นเป็นแบบเชิงเส้นในรูปแบบของพารามิเตอร์ที่สามารถปรับตัวได้ กฎนั้นจะเป็นการเลือกพารามิเตอร์แบบเชิงเส้น ซึ่งการออกแบบระบบควบคุมแบบปรับตัวได้นั้น โดยปกติต้องการการเลือกพารามิเตอร์แบบเชิงเส้นของระบบควบคุมเพื่อที่จะให้เกิดกลไกการปรับตัวได้ที่จะทำให้ระบบเกิดเสถียรภาพและการลู่เข้าของผลตอบสนองเข้าหาเอาต์พุตที่ต้องการ

b) แบบจำลองอ้างอิง (Reference Model)

แบบจำลองของระบบจะเป็นตัวบ่งชี้ผลตอบสนองเชิงอุดมคติของระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ต่อสัญญาณอินพุตที่ป้อนเข้าจากภายนอก ซึ่งกลไกการปรับตัวควรพยายามปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ เพื่อให้ได้ผลตอบสนองดังกล่าว ตัวเลือกของระบบควบคุมนั้นเป็นส่วนหนึ่งของการออกแบบระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ 2 สิ่งที่ต้องคำนึงถึงในการออกแบบคือ พฤติกรรมของการตอบสนองในเชิงอุดมคติของระบบควบคุมแบบปรับตัวได้จะขึ้นอยู่กับ โครงสร้างของแบบจำลอง เช่น อันดับของระบบ สร้างโดยการสมมุติโครงสร้างของแบบจำลอง และอีกอย่างคือการสะท้อนลักษณะจำเพาะทางด้านประสิทธิภาพในการควบคุม เช่น เวลาการเข้าสู่สถานะคงตัว หรือ คุณลักษณะจำเพาะในทางความถี่

c) ระบบ (Plant)

โครงสร้างของระบบนั้นถูกสมมุติขึ้นมาให้เป็นที่รู้จักกัน ถึงแม้ว่าจะมีความไม่แน่นอนของพารามิเตอร์ต่าง ๆ อยู่ซึ่งสำหรับระบบที่เป็นเชิงเส้นหมายความว่าจำนวนของโพล (Pole) และจำนวนของศูนย์ (Zero) จะถูกกำหนดให้รู้จำนวนแต่ ตำแหน่งของตัวแปรเหล่านี้จะไม่รู้ค่าในระบบที่เป็นเชิงเส้น ซึ่งจะเห็นว่า โครงสร้างของระบบจะเป็นที่รู้ค่าแต่บางพารามิเตอร์จะยังเป็นค่าที่ไม่รู้

d) (Adaptation)

การปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่าง ๆ จำเป็นต้องอาศัยกลไกการปรับตัว ของการควบคุมในระบบ MRAC โดยที่กลไกการปรับตัวจะทำการหาพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่จะทำให้ผลตอบสนองของระบบที่ใช้การควบคุมแบบปรับตัวได้มีค่าเหมือนกับแบบจำลองที่อ้างอิงมากที่สุด ซึ่งพิจารณาได้ว่าระบบการปรับตัวจะทำการลดค่าผิดพลาดของเอาต์พุต ระหว่างระบบจริงกับแบบจำลองให้มีค่าลู่เข้าสู่ศูนย์ จะเห็นว่าความแตกต่างของระบบควบคุมแบบปรับตัวได้กับระบบควบคุมแบบธรรมดาอยู่ที่กลไกการปรับตัวของพารามิเตอร์ที่ใช้ในการควบคุมระบบ สิ่งสำคัญในการออกแบบคือการสกัดหากลไกที่จะประกันได้ว่าจะสามารถควบคุมให้ระบบทำงานได้ในขณะที่เกิดความผิดพลาดของแบบจำลองและระบบจริงและระบบจะต้องยังคงรักษาเสถียรภาพไว้ได้

e) กฎของ MIT (Rule of Massachusetts Institute of Technology)

กฎของ MIT ถูกพัฒนาขึ้นในปี ค.ศ. 1960 เพื่อใช้ในเครื่องบินไร้คนขับ โดยวัตถุประสงค์ของกฎคือต้องการสมการที่ใช้ในการปรับค่าพารามิเตอร์ของสัญญาณควบคุมโดยพยายามลดค่าความผิดพลาดของระบบจริงและแบบจำลอง เพื่อที่จะหาค่าความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ที่สัมพันธ์กับค่าความผิดพลาดถูกแสดงในสมการคอสฟังก์ชัน ในสมการที่ 1

$$J(e) = \frac{e^2}{2} \quad (2.20)$$

โดยที่ e คือค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของระบบจริงกับแบบจำลอง และ n คือพารามิเตอร์ที่ต้องการปรับค่า ซึ่งการปรับค่าพารามิเตอร์นี้เพื่อต้องการให้คอสฟังก์ชันลู่เข้าใกล้ศูนย์ให้มากที่สุด โดยการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์จะรักษาทิศทางเกรเดียนต์ที่ติดลบของคอสฟังก์ชัน ความสัมพันธ์แสดงดังสมการที่ 20

$$\frac{d_n}{dt} = -x \frac{dJ}{d_n} = -x e \frac{de}{d_n} \quad (2.21)$$

$\frac{de}{d_{n_1}}$ คือความไวอนุพันธ์ของระบบ จากสมการที่ 2 อธิบายได้ว่าการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ n_1 ต่อเวลาของฟังก์ชันจะลดลงเข้าใกล้ศูนย์โดยที่ x คือสัมประสิทธิ์ที่ใช้ปรับค่าอัตราขยายของตัวควบคุมตัวอย่างของการประยุกต์ใช้แสดงในระบบอันดับหนึ่ง ดังนี้

พิจารณาระบบอันดับหนึ่งดังสมการที่ (22) และ (23)

$$\text{ระบบ: } \frac{dy}{dt} = -ay + bu \quad (2.22)$$

$$\text{แบบจำลอง: } \frac{dy_m}{dt} = -a_m y_m + b_m u_c \quad (2.23)$$

$$\text{ตัวควบคุม: } u = n_1 u_c - n_2 y \quad (2.24)$$

$$\text{ค่าความผิดพลาด } e = y - y_m \quad (2.25)$$

จะได้ระบบวงปิด ดังนี้

$$\frac{dy}{dt} = -ay + bu = -ay + b(n_1 u_c - n_2 y) = -(a + b n_2)y + b n_1 u_c \quad (2.26)$$

จากสมการที่ 7 แปลงค่าอนุพันธ์เป็นโดเมนความถี่จะได้สมการที่ 8 ดังนี้

$$y = \frac{b n_1}{s + a + b n_2} u_c \quad (2.27)$$

เมื่อพิจารณาสมการที่ 8 จะสามารถหาค่าความไวอนุพันธ์เทียบกับพารามิเตอร์ n_1 และ n_2 แสดงได้ดังสมการที่ 28 และ 29

$$\frac{\partial e}{\partial n_1} = \frac{b}{s + a + b n_2} u_c \quad (2.28)$$

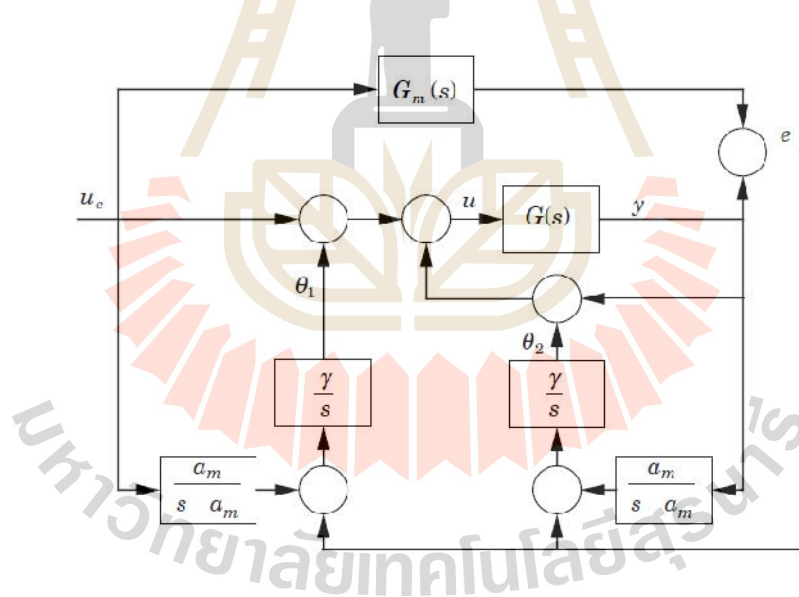
$$\frac{\partial e}{\partial n_1} = -\frac{b}{s+a+b_{n_2}} y \quad (2.29)$$

ประมาณค่าสมการกำหนดให้ $(s+a+b_{n_2}) \approx (s+a_m)$ เมื่อ $x = \frac{x'b}{a_m}$ จะได้

$$n_1 = \left(\frac{-x}{s}\right) \left(\frac{a_m}{s+a_m} u_c\right) e \quad (2.30)$$

$$n_2 = \left(\frac{x}{s}\right) \left(\frac{a_m}{s+a_m} y\right) e \quad (2.31)$$

กราฟการไหลของสัญญาณของระบบการควบคุมแบบปรับตัวได้แสดงดังรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 กราฟการไหลของสัญญาณของระบบการควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลอง

2) การกระจายสัญญาณควบคุม (Control Signal Redistribution)

a) ตัวควบคุมแบบการปันส่วน (Control Allocation; CA)

มีความสามารถในการแจกจ่ายสัญญาณสั่งการควบคุมไปยังตัวกระตุ้นโดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงผิดพลาด/ความล้มเหลว โดยตัวควบคุมแบบการปันส่วนได้รับการออกแบบมา

จากสัญญาณควบคุม 'เสมือน' และองค์ประกอบ จะแม้การควบคุมเสมือนกับตัวควบคุมความต้องการที่เกิดขึ้นจริง และประโยชน์ของตัวควบคุมสามารถออกแบบได้โดยไม่ขึ้นกับชุดควบคุมแบบการป้อนส่วน และสามารถเชื่อมกับชุดควบคุมแบบต่างได้ ในด้านการออกแบบชุดควบคุมแบบทนต่อความเสียหาย ตัวควบคุมแบบการป้อนส่วน เป็นชุดควบคุมแบบที่ไม่มีความต้องการในการปรับค่ากรณีที่เกิดข้อผิดพลาดและสามารถจัดการโดยตรงกับความล้มเหลวของตัวดำเนินการ

b) Pseudo-Inverse Method (PIM)

การออกแบบชุดตัวควบคุมของระบบเพื่อให้สามารถทำงาน ได้ใกล้เคียงสภาพปรกติมากที่สุดแม้ว่า จะพบกับสภาวะวุ่นวายผิดพลาด หรือ ความล้มเหลว โดยอาศัยหลักการของสมการระบบเชิงเส้นดังสมการ

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (2.32)$$

เมื่อ กำหนดให้ F เป็นค่าป้อนกลับ โดย

$$u(t) = Fx(t) \quad (2.33)$$

ดังนั้น จะได้สมการระบบป้อนกลับดังสมการ

$$\dot{x}(t) = (A + BF)x(t) \quad (2.34)$$

และเมื่อระบบเกิดความผิดพลาด สมการระบบปิดจะแสดงได้ดังสมการ

$$\dot{x}_f(t) = (A_f + B_f F_f)x_f(t) \quad (2.35)$$

ดังนั้น จำเป็นต้องหาค่าพารามิเตอร์ของเมทริกซ์ F_f เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ของระบบที่เกิดความผิดพลาดเพื่อให้ระบบ สามารถทำงานได้อย่างเป็นปรกติ โดยสมมุติว่าทราบค่าของเมทริกซ์ตัวแปรสถานะ A และเมทริกซ์ขาเข้า B และค่าพารามิเตอร์ F ก่อนแล้ว ส่วนระบบที่ผิดพลาดสามารถทราบได้จากการตรวจจับความผิดพลาด (Fault Detection and Isolation) ส่วนค่าพารามิเตอร์ F_f สามารถหาได้ โดยการเชื่อมต่อระบบเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ สำหรับเมทริกซ์

ที่ไม่เป็นสี่เหลี่ยมจัตุรัส B_f นั้น การประยุกต์ใช้เมทริกซ์อินเวอร์สแบบปลอม (Pseudo-Inverse Matrix; PIM) จะช่วยเพิ่มทิศทางการเคลื่อนที่ของระบบให้มีมากขึ้นและสามารถนำส่วนนี้ไปใช้ในการควบคุมและปรับปรุงความเสถียรภาพของระบบได้ด้วย

2.10 ระบบตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnosis)

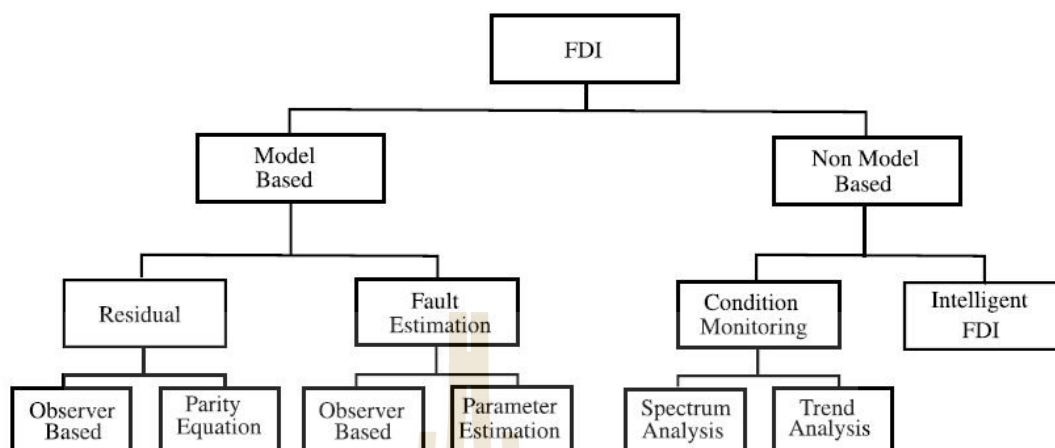
ในการควบคุมระบบให้สามารถทนทานต่อความผิดพลาดด้วยการปรับตัวเองแบบอัตโนมัติ นั้น ระบบต้องได้รับข้อมูลจากระบบตรวจหาข้อผิดพลาดเพื่อนำข้อมูลที่ผ่านการแยกแยะและวินิจฉัย ไปทำการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ของชุดควบคุมต่อไปเพื่อให้ระบบทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ระบบตรวจหาข้อผิดพลาดและวินิจฉัย (Fault Detection and Diagnosis) มีหน้าที่ในการป้อนกลับข้อมูลข้อบกพร่องหรือผิดพลาดของระบบว่าอยู่ในสถานะใด ความสำคัญของการตรวจจับข้อผิดพลาดและวินิจฉัยคือการแยกแยะความผิดพลาดและระบุตำแหน่งของการเกิดข้อผิดพลาดเหล่านั้นได้อย่างถูกต้องซึ่งนิยามของระบบตรวจหาข้อผิดพลาดแบ่งเป็น 3 ประการตาม IFAC : International Federation of Automatic Control คือ

Fault detection คือ ความสามารถที่จะตรวจจับได้ว่าระบบกำลังเกิดข้อผิดพลาดในเวลา นั้น ๆ

Fault isolation คือ ความสามารถของระบบที่จะบอกได้ว่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเกิดจากอะไรในขณะที่ตรวจจับได้

Fault Identification คือ การระบุขนาดของความผิดพลาดว่าอยู่ในขั้นไหนและแสดงพฤติกรรมของข้อผิดพลาดนั้นได้

ระบบตรวจหาข้อผิดพลาดสามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มคือ การตรวจจับความผิดพลาดบนพื้นฐานของแบบจำลอง และการตรวจจับความผิดพลาดแบบไม่มีแบบจำลอง ดังรูปที่ 2.17 (Zhang YM, Jiang J.)



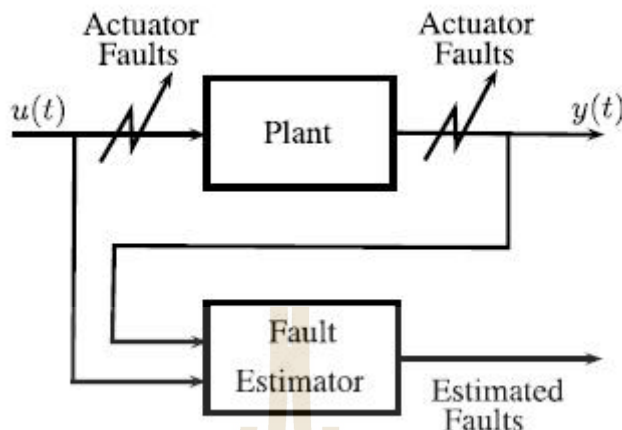
รูปที่ 2.17 การจำแนกระบบตรวจหาข้อผิดพลาดและวินิจฉัย

2.10.1 การตรวจจับความผิดพลาดบนพื้นฐานของแบบจำลอง (Model base FDI)

เทคนิคการตรวจจับข้อผิดพลาดโดยอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบมาช่วยในการทำนายข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นบนเครื่องจักร โดยเทคนิคนี้จะรวมในส่วนของ การประมาณค่าสถานะความผิดพลาด (Fault estimation) และการหาผลต่างของโมเดลเอาต์พุตกับเอาต์พุตของระบบจริง (Residual generation)

2.10.1.1 การประมาณค่าในสถานะผิดพลาด (Fault estimation)

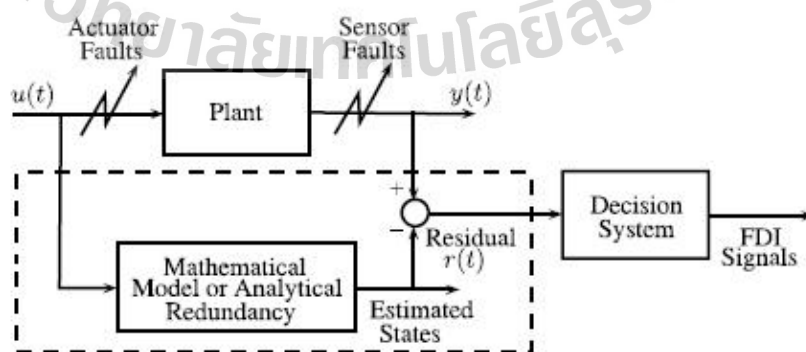
การควบคุมระบบให้คงทนต่อความเสียหายจำเป็นต้องมีระบบตรวจจับความผิดพลาดที่มีประสิทธิภาพ วิธีหนึ่งที่ใช้คือการประมาณค่าความผิดพลาดของระบบ แสดงดังรูปที่ 2.18 เพื่อสามารถป้องกันความเสียหายที่จะเกิดขึ้นกับระบบ เช่นในส่วนของเซ็นเซอร์ที่ทำงานผิดพลาด ระบบต้องสามารถตรวจจับได้ก่อนที่สัญญาณความเสียหายจะถูกส่งไปถึงตัวควบคุมเพื่อป้องกันไม่ให้ตัวควบคุมเกิดการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ (Brain, 2016)



รูปที่ 2.18 ไคอะแกรมของการประมาณค่าความผิดพลาด

2.10.1.2 ระบบตรวจหาข้อผิดพลาดแบบค่าแตกต่าง (Residual base)

ในระบบการตรวจจับสัญญาณข้อผิดพลาดของระบบสัญญาณเอาต์พุตจากระบบจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับแบบจำลอง (Arthur, 2016) แสดงดังรูปที่ 2.19 ในสถานะการทำงานปกติสัญญาณที่ถูกเปรียบเทียบควรจะเป็นศูนย์ และจะมีค่าเกิดขึ้นเมื่อระบบทำงานในสถานะอื่น ๆ เช่นการเกิดข้อผิดพลาดของระบบบางอย่าง การตรวจจับข้อผิดพลาดด้วยวิธีนี้ส่วนใหญ่จะใช้เป็นกฎเกณฑ์ในการหลีกเลี่ยงความเสียหายของเครื่องจักรที่จะเกิดขึ้นในการทำงานเมื่อผลต่างเกินค่าที่กำหนดไว้จะเตือนให้รู้ว่ากำลังเกิดความเสียหายของระบบขึ้น ซึ่งการตรวจจับข้อผิดพลาดนี้ถูกใช้ในระบควบคุมแบบปรับตัวได้แบบอ้างอิงแบบจำลองซึ่งค่าความผิดพลาดหรือผลต่างของค่าเอาต์พุตของระบบจริงกับแบบจำลองมีส่วนสำคัญในกลไกการปรับตัวของพารามิเตอร์ของระบบควบคุมแบบปรับตัวได้



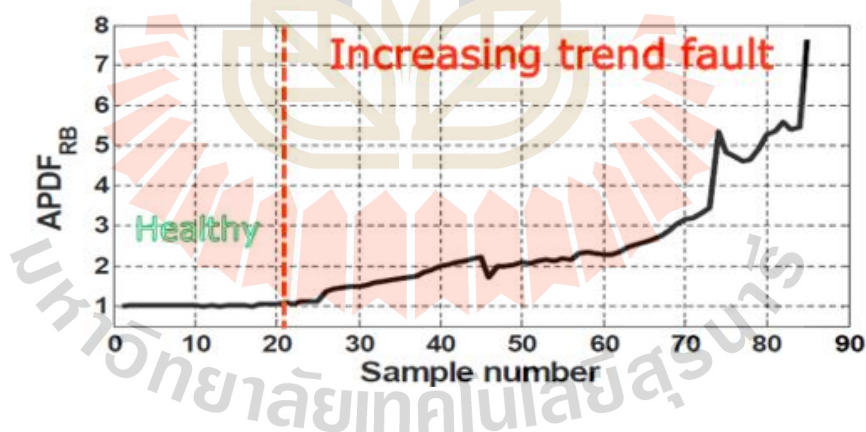
รูปที่ 2.19 ระบบตรวจหาข้อผิดพลาดแบบผลต่าง

2.10.2 การตรวจจับข้อผิดพลาดโดยไม่ใช้แบบจำลอง (Non-Model base FDI)

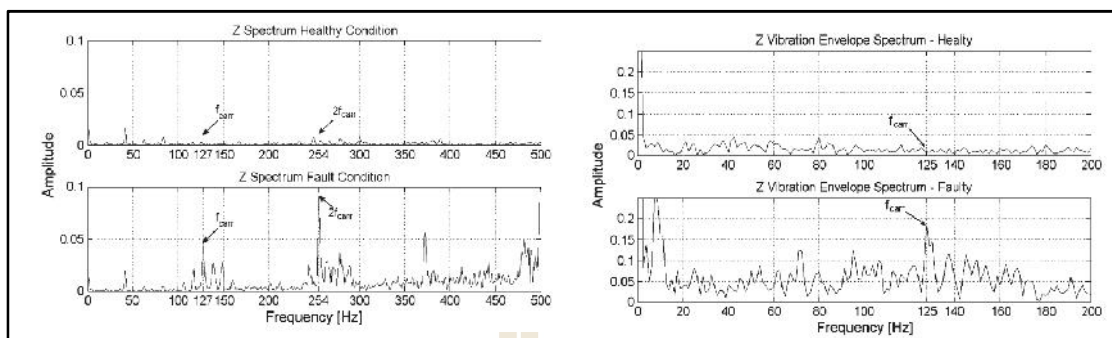
การตรวจจับข้อผิดพลาดของเครื่องจักร โดยวิธีนี้จะแบ่งเป็นการวิเคราะห์บนการติดตามเงื่อนไขการทำงานของเครื่องจักร (Condition monitoring FDI) เช่น การวัดสัญญาณการสั่นสะเทือนของเครื่องจักรขณะทำงานเพื่อติดตามดูเงื่อนไขการทำงานว่าอยู่ในสถานะเสียหายหรือไม่ อีกประเภทคือการตรวจจับข้อผิดพลาดแบบชาญฉลาด (Intelligence FDI) ซึ่งจะมีการใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence) เช่น เทคนิคของ machine learning มาใช้ในการตรวจจับปัญหาข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้น โดยในปัจจุบันมีการใช้งานอย่างแพร่หลายในสายงานต่าง ๆ รวมถึงระบบควบคุมอัตโนมัติของเครื่องจักร

2.10.2.1 การติดตามดูเงื่อนไขการทำงาน (Condition monitoring)

การติดตามดูสถานการณ์ทำงานของเครื่องจักรเป็นอีกหนึ่งวิธีที่ใช้ในการแยกระบบว่าอยู่ในเงื่อนไขปกติหรือกำลังเกิดข้อผิดพลาดอยู่โดยใช้การดูแนวโน้มของการทำงานว่าแตกต่างจากปกติหรือไม่ (Mina, 2017), (Xu, 2010) แสดงในรูปที่ 2.20 และอีกวิธีคือการวัดสัญญาณการสั่นสะเทือนซึ่งใช้อย่างแพร่หลายในปัจจุบัน โดยสัญญาณการสั่นสะเทือนในแต่ละเงื่อนไขการทำงานจะแตกต่างกันออกไปและความถี่กับขนาดของการสั่นเป็นพารามิเตอร์สำคัญที่ถูกนำมาใช้พิจารณา (Claudio, 2011), (Pavle, 2010) แสดงในตัวอย่างสัญญาณสเปคตรัมรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.20 การวิเคราะห์แนวโน้มการเกิดข้อผิดพลาด

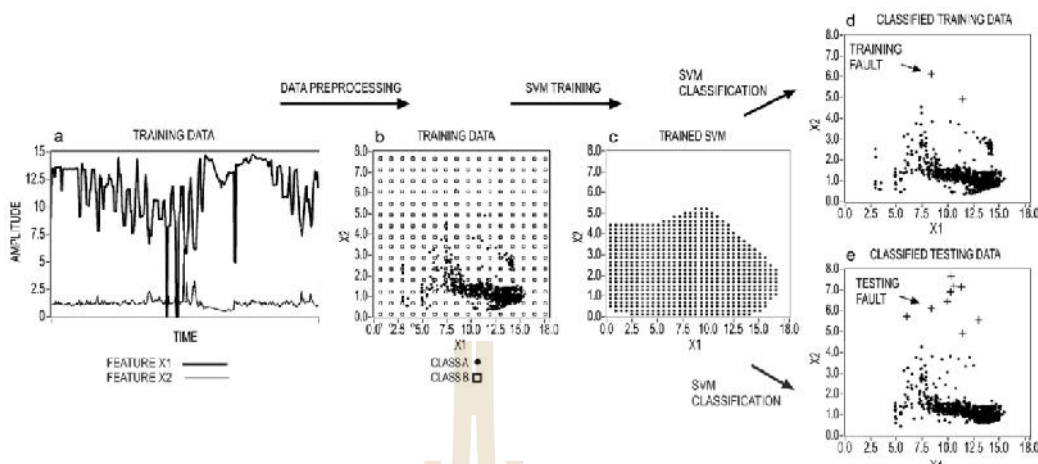


รูปที่ 2.21 การวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือน

2.10.2.2 ระบบตรวจหาข้อผิดพลาดแบบชาญฉลาด (Intelligence FDI)

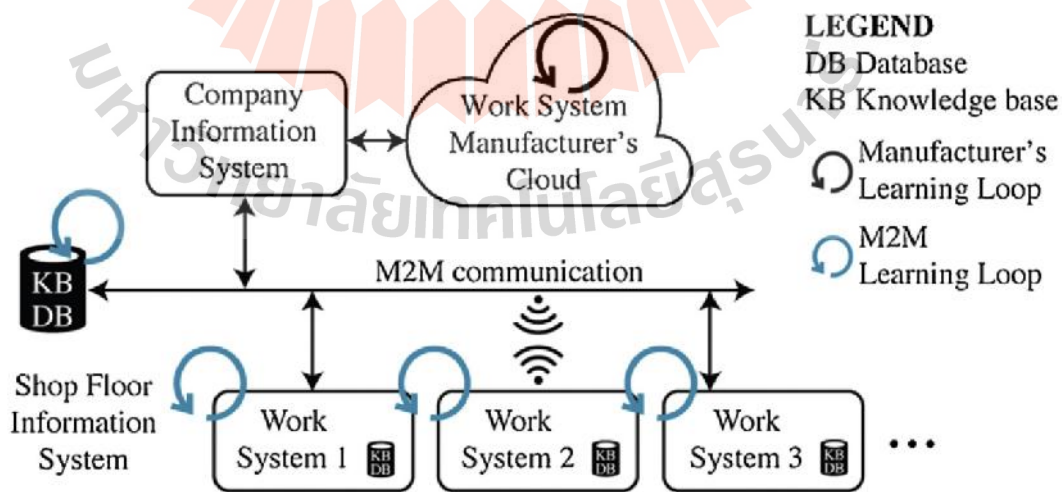
การตรวจจับและระบุความผิดพลาดแบบชาญฉลาด (Intelligence FDI) เป็นการตรวจสอบและระบุตำแหน่งของข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการทำงานของเครื่องจักร ซึ่งอาศัยระบบการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) โดยอัลกอริทึมของกระบวนการคือการจดจำรูปแบบการทำงานของเครื่องจักรในเงื่อนไขปกติและที่เกิดข้อผิดพลาด จากความสามารถในการจดจำรูปแบบทำให้เมื่อเกิดข้อผิดพลาดเกิดขึ้นที่เครื่องจักร ระบบการตรวจจับจะจำแนกได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้ ขึ้นอยู่กับข้อมูลที่อัลกอริทึมถูกฝึกสอนด้วย กระบวนการทำให้เครื่องจักรสามารถเรียนรู้ได้มีอยู่สองแบบคือ การเรียนรู้โดยมีผู้สอน (Supervise Learning) ซึ่งใช้ในงานประเภท Classification และ Regression เพื่อระบุความชำรุดและตรวจจับความผิดพลาดของข้อมูลที่ไม่เป็นไปตามที่กำหนดได้อย่างถูกต้อง และอีกประเภทคือ Clustering หรือการจัดกลุ่มข้อมูลเป็นหนึ่งในวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน Unsupervised Learning ตัวอย่างของระบบตรวจหาและระบุข้อผิดพลาดที่ใช้อย่างแพร่หลายเช่น

Support Vector Machine (SVM) (Luka,2014) แสดงในรูปที่ 2.22 มีประสิทธิภาพการทำงานทั้งในเรื่องของความแม่นยำของการจำแนก และรวมถึงประสิทธิภาพในการประมวลผลข้อมูลให้ดียิ่งขึ้น โดยขึ้นกับ Parameter Optimization ของค่า C และ gamma เพื่อให้ SVM algorithm ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ และแม่นยำมากขึ้น ซึ่งจัดอยู่ในกลุ่มของ Supervise Learning คือ การเรียนรู้โดยมีผู้สอนของชุดข้อมูลตัวอย่าง (Training Data) และทำการทดลองของชุดข้อมูล (Testing Data) เพื่อวิเคราะห์และจำแนกประเภทข้อมูล เช่น การตรวจจับและจำแนกกลุ่มข้อมูลที่ผิดปกติ และระบุว่าความผิดปกติของข้อมูลนั้นๆ เป็นความผิดพลาดประเภทใด



รูปที่ 2.22 Support Vector Machine (SVM)

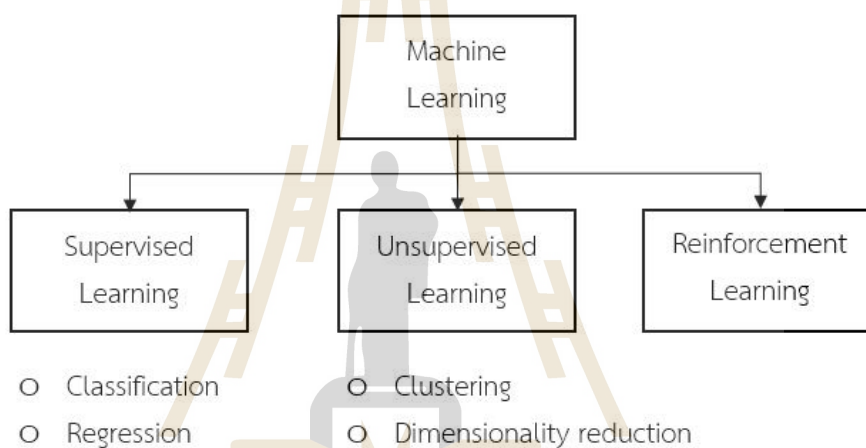
Machine to Machine (M2M) (Rok,2017) ในอุตสาหกรรม 4.0 จะบูรณาการเพื่อให้การผลิติดเชื่อมต่อกันในรูปแบบ IOT เทคโนโลยีที่ทำให้อุปกรณ์ต่าง ๆ สามารถส่งข้อมูลระหว่างกันเองได้ โดยข้อมูลจะถูกส่งไปยัง Application ซึ่งทำหน้าที่แปลงข้อมูลดิบให้เป็นข้อมูลที่มีความหมายและใช้ในการตัดสินใจได้ การทำงานด้วยกลไกช่วยลดความยุ่งยาก ซึ่งจะมีความสามารถที่เพิ่มขึ้นอย่างมาก ทั้งในด้านการทำงานด้วยตนเอง ความยืดหยุ่นและการปรับตัวให้เข้ากับเงื่อนไขการผลิต มีความสามารถในการตรวจสอบและคาดการณ์ล่วงหน้าได้ และยังทำให้สามารถสร้างระบบที่ตอบสนองต่อเหตุการณ์ต่าง ๆ ได้อย่างทันท่วงที ดังรูปที่ 2.23



รูปที่ 2.23 Machine to Machine (M2M)

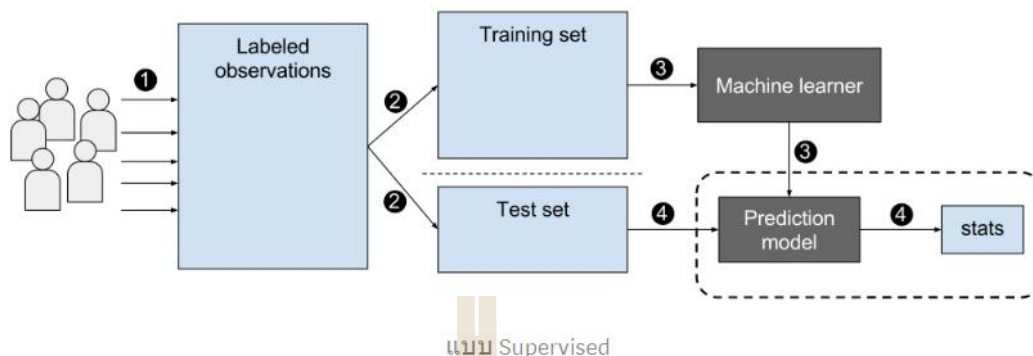
2.11 การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning)

การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) หมายถึงการให้เครื่อง (ในที่นี้หมายถึงเครื่องคำนวณที่สามารถทำงานตามชุดคำสั่งได้ เช่น คอมพิวเตอร์) เรียนรู้งานใดงานหนึ่ง (Task) จากตัวอย่าง (Sample) หรือประสบการณ์ (Experience) จำนวนหนึ่งเพื่อให้ทำงานนั้น ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Performance) อีกทั้งยังสามารถเพิ่มประสิทธิภาพได้จากการเรียนรู้จากตัวอย่างหรือประสบการณ์ที่เพิ่มขึ้นได้ เพื่อให้สอดคล้องกับข้อมูล ประเภทของ Machine learning แบ่งได้เป็น 3 กลุ่ม ดังรูปที่ 2.24



รูปที่ 2.24 ประเภทของ Machine Learning

แบบที่ 1 แบบมีผู้ช่วยสอน (Supervised) คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอนนั้น คือการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถหาคำตอบด้วยตัวเองหลังจากที่ได้ทำการให้คอมพิวเตอร์ทำการเรียนรู้จากการสอนมันไปแล้ว โดยปกติ Supervised จะแบ่งได้เป็น 2 ประเภทหลักคือ แบบ Classification และแบบ Regression

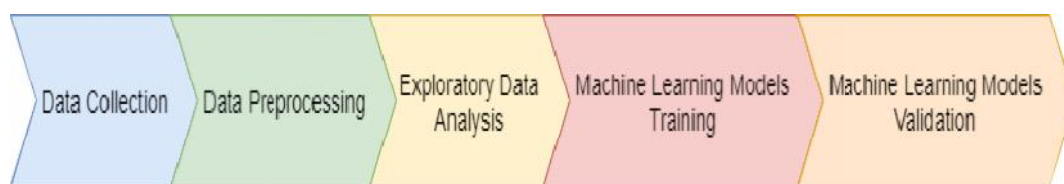


รูปที่ 2.25 ประเภทของ Machine Learning

แบบที่ 2 Unsupervised learning คือกระบวนการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน โดยเราจะใส่ข้อมูลลงไป คอมพิวเตอร์และเราไม่ได้กำหนดผลลัพธ์จะต้องเป็นแบบไหน เราปล่อยให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ที่จะแยกกลุ่มด้วยตัวมันเอง โดยสามารถแบ่งเป็น 2 แบบหลักคือแบบ Clustering และ Non-clustering

แบบที่ 3 Reinforcement learning หรือการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง จะเป็นการเรียนรู้และเปลี่ยนแปลงไปตามสิ่งแวดล้อม ในปัจจุบัน โดยต้องการให้สามารถตัดสินใจภายใต้สถานการณ์เพื่อนำมาซึ่งผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

ปัจจุบันระบบ Machine learning เริ่มถูกนำมาใช้เพื่อการทำนายการซ่อมบำรุง (Predictive Maintenance) ระบบควบคุม และการตรวจจับและระบุข้อผิดพลาดของระบบ (Fault detection and Isolation) โดยในงานวิจัยนี้ได้มีการเสนอการประยุกต์ใช้วิธีทาง Machine learning มาใช้ในการตรวจจับข้อผิดพลาดของลิเนียร์เซนเซอร์ในเครื่องจักรสำหรับการหยุดกาวและติดหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ โดยใช้อัลกอริทึมที่ชื่อว่าโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) ซึ่งขั้นตอนในการเรียนรู้เพื่อสร้างโมเดลของปัญหา แสดงดังรูปที่ 2.26 โดยเมื่อระบบสามารถตรวจสอบและระบุได้ว่าข้อบกพร่องหรือเสียหายที่เกิดขึ้น เกิดที่ไหน แบบใด ขนาดเท่าไร ก็จะนำข้อมูลเหล่านี้ส่งผ่านไปยังชุดควบคุมเพื่อทำการชดเชยค่าเพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างเหมาะสม



รูปที่ 2.26 ขั้นตอนการเรียนรู้ของ Machine Learning

2.12 การคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล (Feature extraction)

การคัดเลือกคุณลักษณะที่สำคัญ เป็นการคัดเลือกคุณลักษณะเฉพาะที่มีความสำคัญหรือมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของการทดสอบ โดยจำนวนของคุณลักษณะจะมีผลโดยตรงต่อทั้งด้านความเร็วในการประมวลผลในการทำนายและการทำงานให้เร็วขึ้น เนื่องจากบางคุณลักษณะที่ไม่มีความสำคัญหรือมีความสำคัญน้อยจะทำให้การประมวลผลช้าและอาจทำให้ความแม่นยำลดลงด้วย โดยการคัดเลือกคุณลักษณะที่สำคัญสามารถแบ่งออกเป็น 2 วิธีได้แก่

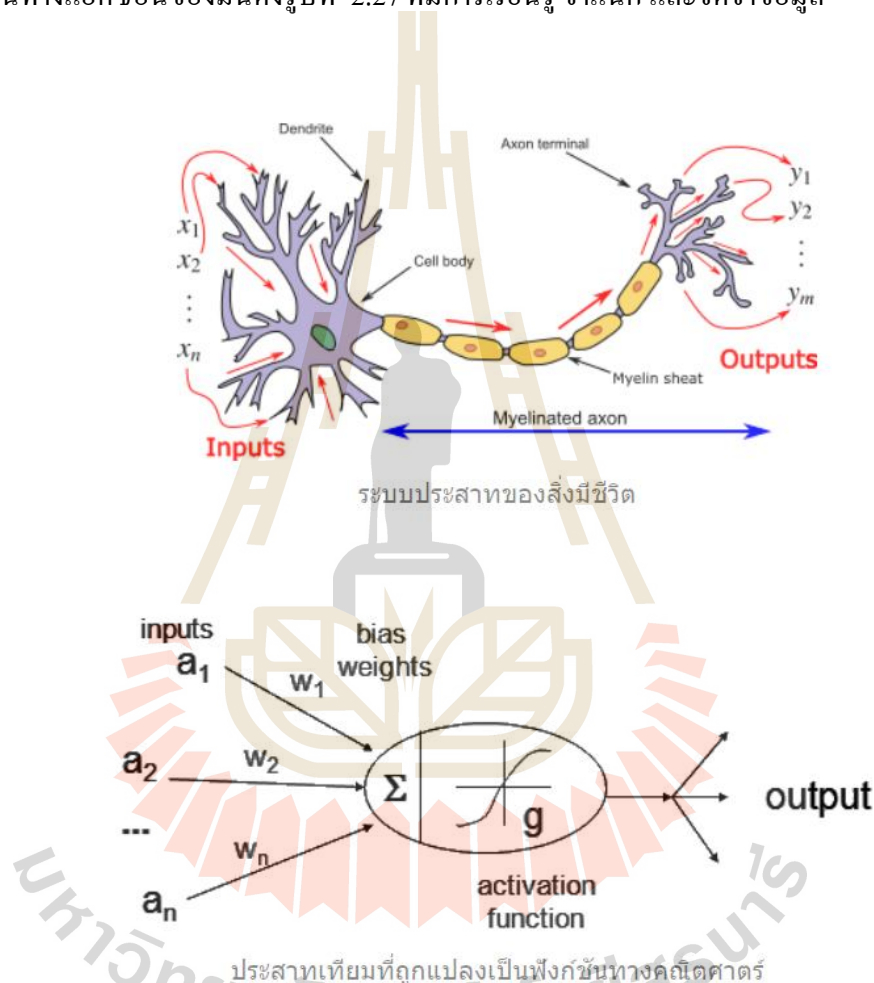
- Filter Approach เป็นวิธีที่พยายามคัดเลือกคุณลักษณะที่สำคัญ โดยการคำนวณค่าน้ำหนักหรือค่าความสัมพันธ์ของแต่ละคุณลักษณะ โดยเลือกเฉพาะคุณลักษณะที่มีความสำคัญเก็บเอาไว้
- Wrapper Approach เป็นวิธีคัดเลือกคุณลักษณะที่สำคัญ โดยการคำนวณค่าน้ำหนักการวัดค่าความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มข้อมูล มาสร้างเซตของคุณลักษณะใหม่ โดยการเพิ่มหรือลดจำนวนคุณลักษณะจากเซตเดิม เช่นเทคนิค Forward Selection, เทคนิค Backward Elimination และเทคนิค Evolutionary Selection

ในงานวิจัยนี้จะทำการคัดเลือก คุณลักษณะที่สำคัญ มา 5 ตัว ประกอบด้วย Observer Error, Theta, Omega, Speed และ Current โดยคำนวณหาค่าเฉลี่ย (Mean) ของแต่ละตัวเพื่อสร้างโมเดลต่อไป

2.13 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN)

โมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการสร้างความรู้ใหม่ (Knowledge Extraction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric Network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ "นิวรอน" (Neurons) และ "จุดประสานประสาท" (Synapses)


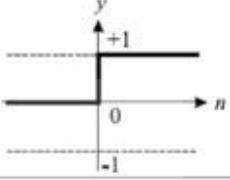

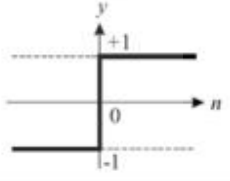

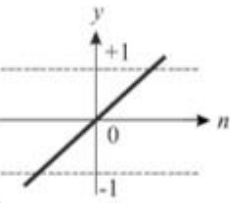

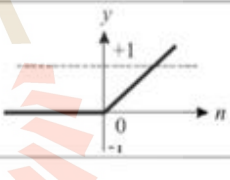

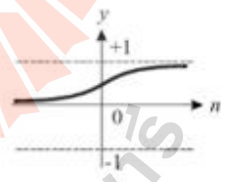

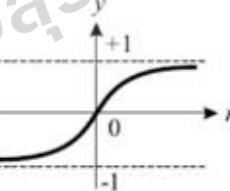
แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (Dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมันดังรูปที่ 2.27 ที่มีการเรียนรู้จำแนก และจดจำข้อมูล



รูปที่ 2.27 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้จะนำข้อมูลที่ได้จากการประมาณของตัวสังเกตมาสร้างโมเดลจึงเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ในการสร้างโมเดลจะอาศัยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ซึ่งจะทำหน้าที่รวมค่าตัวเลขจากเอาต์พุตของนิวรอนและทำการตัดสินใจว่าจะส่งเอาต์พุตแบบใดออกไป ฟังก์ชัน

กระตุ้นสามารถเป็นแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบ ซึ่งมีหลายแบบที่นิยมใช้โดยทั่วไป ดังแสดงในรูปที่ 2.28

ชื่อฟังก์ชัน	สมการ ความสัมพันธ์	MATLAB ฟังก์ชัน	สัญลักษณ์	กราฟความสัมพันธ์
ฮาร์ดลิมิต (hard limit)	$y = 0$ ถ้า $n < 0$ $y = 1$ ถ้า $n \geq 0$	hardlim		
ฮาร์ดลิมิตแบบ สมมาตร (symmetrical hard limit)	$y = -1$ ถ้า $n < 0$ $y = +1$ ถ้า $n \geq 0$	hardlims		
เส้นตรง (linear)	$y = n$	purelin		
เส้นตรงบวก (positive linear)	$y = 0$ ถ้า $n < 0$ $y = n$	poslin		
ซิกมอยด์แบบ ลอการิทึม (log- sigmoid)	$y = \frac{1}{1+e^{-n}}$	logsig		
ซิกมอยด์แบบเส้น สัมผัส ไฮเปอร์ โบลาร์ (hyperbolic tangent sigmoid)	$y = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	tansig		

รูปที่ 2.28 รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

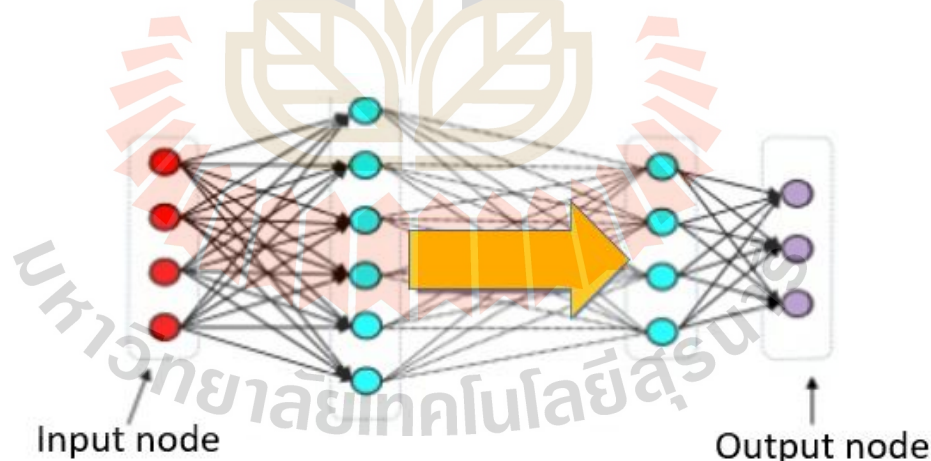
โดยวิธีการสร้างโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียม มี 2 แบบคือ เครือข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า (Feed forward network) และ เครือข่ายการส่งข้อมูลย้อนกลับ (Back-propagation network)

2.13.1 เครือข่ายการส่งข้อมูลไปข้างหน้า (Feed forward network)

เป็นการคำนวณไปข้างหน้า โดยมีการนำเสนอกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง (Examples หรือ Training set) ให้กับโครงข่ายในรูปของอินพุตพร้อมกับเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการให้โครงข่ายตอบสนอง พิจารณาคู่อินพุตและเป้าหมาย ดังนี้

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\}$$

เมื่ออินพุตถูกป้อนให้กับระบบ เอาต์พุตของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมายของอินพุต แล้วโครงข่ายจะทำการปรับ ค่าน้ำหนัก (weight) และไบอัสตามการเรียนรู้ เพื่อให้เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมมีผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงเป้าหมายมากที่สุด สำหรับรูปแบบการสร้างโมเดลนี้จะเป็นลักษณะการไหลของอินพุตไปเอาต์พุต โดยไม่มีการป้อนกลับค่าใด ๆ ดังแสดงในรูปที่ 2.28 หากโครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) เพียง 1 ชั้นจะเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายมีหน่วยเดียว (Single Layer Perceptron Network) แต่หากมีชั้นซ่อนมากกว่า 1 ชั้นจะเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบซับซ้อน (Multi-Layer Perceptron Network)



รูปที่ 2.29 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า

โดยที่การใช้ในการหาค่าเอาต์พุตสามารถคำนวณได้จากสมการ

$$\text{Input } (x_1, x_2)$$

คำนวณหาค่า Network Output

$$\hat{y} = f(w_1x_1 + w_2x_2 - \theta) \quad (2.36)$$

คำนวณหาค่า Error

$$v = y - \hat{y}$$

ปรับค่า Weight ทุกค่า

$$W_{new} = W_{old} + \Delta W, \theta_{new} = \theta_{old} + \Delta \theta \quad (2.37)$$

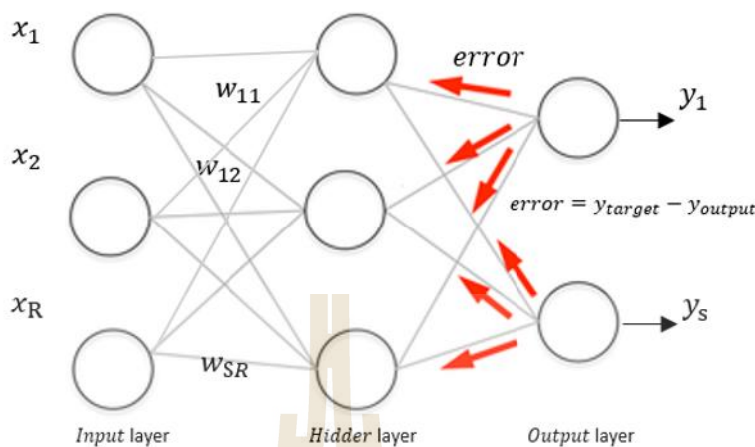
สูตรปรับค่า Weight ทุกค่า

$$\begin{aligned} \Delta W_i &= r(y - \hat{y})x_i \\ \Delta \theta &= -r(y - \hat{y}) \end{aligned} \quad (2.38)$$

โดย r = Learning rate

2.13.2 เครือข่ายการส่งข้อมูลป้อนกลับ (Back-propagation network)

โครงข่ายประสาทเทียมที่มีการสร้างโมเดลแบบการส่งข้อมูลโดยเริ่มจากเราต้องการหาค่า Error ที่คำนวณได้จาก output ของ Neural Network นำมาเปรียบเทียบกับ target ที่เราคาดหวังไว้ เมื่อได้ค่า Error ก็จะป้อนกลับเพื่อทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักใหม่เพื่อให้โมเดลเกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด ดังรูปที่ 2.29



รูปที่ 2.30 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ

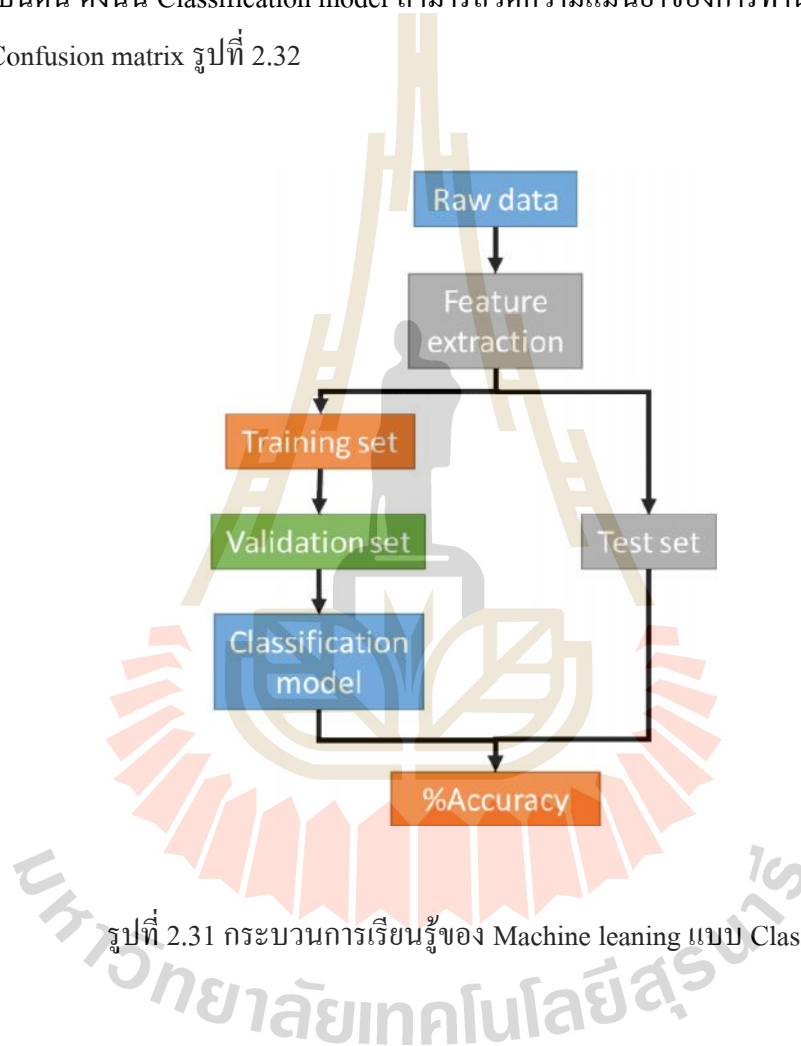
ซึ่งสมการค่าความผิดพลาดของการสร้างโมเดลสามารถหาในรูปแบบของค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Square Error, MSE) ดังสมการที่ 39 ดังนี้

$$Error = \frac{1}{2} (y_{target} - y_{output})^2 \quad (2.39)$$

งานวิจัยนี้ จะประยุกต์ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นในการวิเคราะห์เพื่อทำการคัดแยกข้อบกพร่องของชุดเซนเซอร์ คือ แบบการจำแนกข้อมูล (Classification) และแบบการทำนายโดยใช้วิธีแบบ Regression หรือสมการการถดถอย

1) การจำแนกข้อมูล (Classification) คือ กระบวนการจำแนกข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบกลุ่มตามลักษณะข้อมูลนั้น ๆ เพื่อแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างกลุ่มของข้อมูล โดยที่จะทำการจำแนกกลุ่มของข้อมูล โดยใช้เครื่องมือทางสถิติมาช่วยในการจำแนกประเภทกลุ่มข้อมูล (Feature extraction) และทำการฝึกสอนข้อมูลทดลอง (Training data) เพื่อฝึกสอนให้ระบบเรียนรู้ว่าข้อมูลใดอยู่ในกลุ่มข้อมูลเดียวกันบ้าง โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการฝึกสอนข้อมูลทดลองจะได้ โมเดลจัดประเภทข้อมูล (Classifier model) และใช้ในการทำนายว่าข้อมูลนี้ควรจะจัดให้อยู่ในกลุ่มใด โดยที่โมเดลที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่มนั้นมีอยู่หลายรูปแบบ เช่น Decision tree, Mathematical formulae, Classification(IF-THEN) rules หรือ Artificial neural networks pattern recognition เมื่อได้ทำการฝึกสอนข้อมูลทดลองแล้วข้อมูลที่เหลือจะใช้เป็นข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing data) โมเดลเพื่อเปรียบเทียบกับกลุ่มข้อมูลทดลองที่ใช้ในการฝึกสอนโมเดลว่าโมเดลมี

ความถูกต้องมากน้อยเพียงใด และทำการปรับปรุงโมเดลจนกว่าจะได้ค่าความถูกต้องในระดับที่ยอมรับได้ และเมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามาโมเดลก็จะสามารถทำนายได้ว่าข้อมูลนั้นควรอยู่ในกลุ่มใด สำหรับ Classification model นั้น เป็นโมเดลแบบ Supervised model คือเป็นโมเดลแบบที่ต้องมี Target หรือตัวแปรที่ใช้วัดผลการทำนายของโมเดลเป็นตัวตั้งต้นให้เรียนรู้โดยที่ Target ของ Classification จะแบ่งออกเป็นกลุ่มข้อมูลมีลักษณะเป็น Discrete data เช่น Yes/no, กลุ่ม A กลุ่ม B กลุ่ม C เป็นต้น ดังนั้น Classification model สามารถวัดความแม่นยำของการทำนาย (Accuracy) ได้โดยใช้ Confusion matrix รูปที่ 2.32

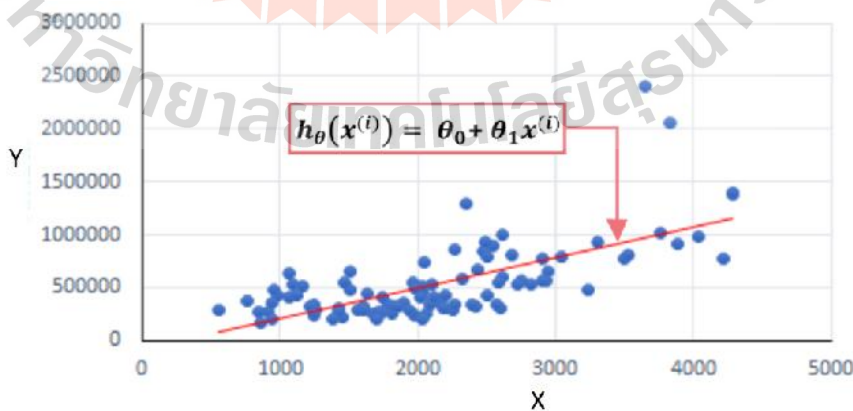


รูปที่ 2.31 กระบวนการเรียนรู้ของ Machine learning แบบ Classification

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

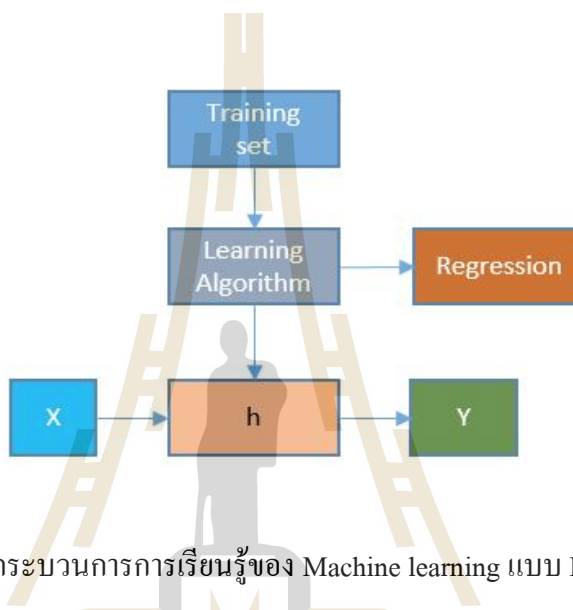
รูปที่ 2.32 Confusion matrix

2) สมการการถดถอย (Regression) คือ การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม โดยตัวแปรที่เราทราบค่า เรียกว่าตัวแปรอิสระ (X) และตัวแปรที่เราจะประมาณค่า (ต้องการที่จะรู้) เรียกว่าตัวแปรตาม (Y) ซึ่งในการวิเคราะห์แบบ Regression นี้จะมีตัวแปรอิสระ (X) มากกว่า 1 ตัวก็ได้ ซึ่งการประมาณการแบบ Regression จะแบ่งออกเป็น 3 แบบหลักคือ Linear Regression (LR), Non-Linear Regression และ Logistic Regression ซึ่งงานวิจัยนี้จะพิจารณาในส่วนของ Linear regression โดยหลักการของ Linear regression คือ การหาสมการเส้นตรงซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร X และตัวแปรตาม Y ดังรูปที่ 2.33 ซึ่งจะได้ค่าสมการเส้นตรงคือ $h_{\theta}(x^{(i)}) = \theta_0 + \theta_1 x^{(i)}$ ซึ่งจากการพล็อตข้อมูลดังรูป จะเห็นได้ว่าข้อมูลมีการกระจายตัวแบบกราฟเส้นตรง



รูปที่ 2.33 กราฟแสดง Linear Regression

โดยกระบวนการการเรียนรู้ของระบบที่เลือกใช้เป็นแบบ สมการเส้นตรงหรือ Linear Regression โดยกระบวนการเรียนรู้ ทำโดยป้อนชุดข้อมูล ที่เรารู้ผลลัพธ์ โดยข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลสำหรับ Training Set เพื่อให้ระบบประมวลผลเพื่อให้เกิดการเรียนรู้โดยเป็นการเรียนรู้แบบ สมการเส้นตรงจากชุดข้อมูลหลังจากนั้น ได้สมการผลลัพธ์ ที่แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลระหว่าง ตัวแปรตามและตัวแปรอิสระตามสมการ $h(x^{(i)}) = w_0 + w_1 x^{(i)}$ ซึ่งกระบวนการการเรียนรู้แสดง ดังรูปที่ 2.34



รูปที่ 2.34 กระบวนการการเรียนรู้ของ Machine learning แบบ Regression

2.14 ปรัชมนวัตกรรมกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.14.1 งานวิจัยเกี่ยวกับการออกแบบระบบควบคุม

ในปี ค.ศ. 2012 Dong และคณะ [42] ได้นำเสนอการควบคุมระบบขับเคลื่อนแกนของเครื่องจักร CNC โดยใช้เซอร์โวมอเตอร์ ซึ่งตัวควบคุมที่ใช้มีการประยุกต์ระบบควบคุมแบบตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy logic controller) ร่วมกับตัวควบคุมแบบ PID แนวคิดของงานวิจัยนี้คือการใช้ระบบ Fuzzy ในการสร้างกฎการตัดสินใจเพื่อเกิดค่าความผิดพลาดเกิดขึ้นเพื่อที่จะสามารถปรับเปลี่ยนค่าอัตราขยายของตัวควบคุมแบบ PID ต่อไป ผลการทดลองจะเปรียบเทียบระหว่างระบบควบคุมแบบ PID ธรรมดาและระบบที่นำ Fuzzy logic เข้ามาใช้ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบควบคุมที่ใช้ Fuzzy logic ให้ผลตอบสนองที่เร็วกว่าระบบควบคุมแบบ PID ธรรมดาและให้ความแม่นยำของการควบคุมที่สูงกว่า

ในปี ค.ศ. 2015 Singh และคณะ [41] เสนอวิธีการปรับจูนพารามิเตอร์ของตัวควบคุมแบบ PID โดยการใช้แบทอัลกอริทึม (Bat algorithm BA) เพื่อปรับผลตอบสนองของระบบให้เป็นไปตามต้องการ เปรียบเทียบกับการใช้ particle Swarm Optimization (PSO) ในการปรับจูน

การทดสอบจะเปรียบเทียบ 3 กรณีคือ ระบบอันดับสอง ระบบอันดับสาม และระบบของเซอร์โวมอเตอร์ ผลที่ได้ BA algorithm ให้ผลของเวลาเข้าสู่สถานะคงตัว และ โอเวอร์ชูท ที่ต่ำกว่า PSO algorithm

ในปี ค.ศ. 2016 El-samahy และคณะ [40] การควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรงแบบไร้แปลงถ่านที่เสนอในงานวิจัยนี้คือถูกเปรียบเทียบสองวิธี คือการใช้ระบบ Fuzzy logic ในการปรับจูนพารามิเตอร์ของตัวควบคุมแบบ PID (Self-tuning fuzzy PID control) กับการใช้ระบบควบคุมแบบอ้างอิงแบบจำลอง (MRAC) แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของมอเตอร์อธิบายในรูปของตัวแปรสถานะ การทดสอบจะทำโดยการสร้างทอร์คระบบ ผลที่ได้ระบบการควบคุมทั้งสองแบบมีประสิทธิภาพในการควบคุมเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์และเกิดการรบกวนระบบจากภายนอก แต่ระบบที่ใช้การควบคุมแบบ MRAC จะให้ผลตอบสนองที่เร็วกว่าเมื่อเกิดการรบกวนระบบ

2.14.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบการตรวจสอบและวินิจฉัยข้อผิดพลาด (Fault Detection and Isolation)

ในปี ค.ศ. 2010 Bianchini และคณะ [1]. เสนอการวิเคราะห์ทางทฤษฎีของการเชื่อมโยงทางกายภาพระหว่างความผิดพลาดกับองค์ประกอบการสั่นสะเทือนของสเปกตรัม และการพัฒนาแบบจำลองคณิตศาสตร์เพื่อทำนายความถี่ของความผิดพลาดสำหรับข้อผิดพลาด ลูกปืนแบบลูกกลิ้ง การทดลองได้ดำเนินการเพื่อประเมินรูปแบบ และตรวจสอบความถี่ของความผิดพลาดที่คาดการณ์ไว้แต่ละชนิดของความผิดพลาด ซึ่งมีการประมวลผลของสัญญาณที่แตกต่างกัน จากนั้นจะได้รับการประเมินเพื่อวิเคราะห์สัญญาณการสั่นสะเทือน โดยแต่ละเทคนิคมีความเหมาะสมสำหรับสัญญาณของแต่ละประเภทของข้อบกพร่องของแบร์ริง

ในปี ค.ศ. 2010 Bošković และคณะ [2]. เสนอการวิเคราะห์ Cyclostationary และ spectral ถูกนำมาใช้เพื่อตรวจหาปริมาณของน้ำมันหล่อลื่นในมอเตอร์ไฟฟ้า ผลการวิจัยพบว่า การตรวจจับมอเตอร์ด้วยลูกปืนได้ดำเนินการแก้ปัญหาได้เป็นอย่างดีเยี่ยม

ในปี ค.ศ. 2013 Moradi และคณะ [3]. ได้ทำการวินิจฉัยข้อบกพร่องเนื่องจากการสั่นของเครื่องกัด โดยศึกษาและเปรียบเทียบที่มากกระทำ และนำเสนอการเปรียบเทียบผลกระทบระหว่างกรณีของโหมดเกิดการสั่นพ้องและ super-harmonic

ในปี ค.ศ 2012 Guo, Y และคณะ [5]. ได้ศึกษาการตรวจสอบองค์ประกอบของลูกปืนแบบหมุนภายใต้สภาพการทำงานที่มีความเร็วแตกต่างกัน โดยใช้อัลกอริทึมเพื่อสำหรับหาความถี่ที่เหมาะสมที่สุด และปริมาณการรับ-ส่งข้อมูลของวงจรกรองแถบความถี่ ซึ่งขึ้นอยู่กับความโค้งของสเปกตรัมสูงสุด

ในปี ค.ศ 2017 Abd-el-Malek และคณะ [6]. ได้ศึกษาการเสียหายของตัวเหนี่ยวนำโรเตอร์ ซึ่งสามารถตรวจจับตำแหน่งความผิดพลาดได้ และการใช้ Hilbert transform (HT) ได้นำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์การเริ่มต้นในส่วนของเครื่องใช้ไฟฟ้าซึ่งอยู่คงที่ จากผลการวินิจฉัยและการตรวจจับตำแหน่งที่ถูกต้อง สามารถตรวจจับและระบุความผิดพลาดของโรเตอร์ได้

ในปี ค.ศ 2017 Lu, C และคณะ [7]. ได้ศึกษาความแตกต่างหลักระหว่างเครือข่ายประสาทเทียม (CNN) คือวิธีการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อการจำแนกภาพเพื่อใช้ในการวินิจฉัยความผิดพลาดแบบอัจฉริยะของตลับลูกปืนแบบลูกกลิ้ง โดยขึ้นอยู่กับวิธีการจำแนกสถานะที่ดี และทดสอบการเปรียบเทียบ ได้ดำเนินการเพื่อทดสอบประสิทธิภาพได้สำเร็จมากกว่า 90% และใช้ทรัพยากรด้านคอมพิวเตอร์น้อยลงคือการใช้เทคนิคการเรียนรู้

ในปี ค.ศ 2016 Melani และคณะ [9]. ได้ศึกษาวิธีการวินิจฉัยที่โมดูล HAZOP โดยการวินิจฉัยข้อผิดพลาดบน Petri Nets : กรณีศึกษาของโรงไฟฟ้าพลังน้ำ ซึ่งข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ความเสี่ยง มีประโยชน์อย่างมากในระหว่างการพัฒนาแบบเป้าหมาย ซึ่งจะนำมาใช้เพื่อช่วยในการวินิจฉัยความผิดพลาดโดยแบบอัตโนมัติ

ในปี ค.ศ. 2007 Xin-min และคณะ [12]. งานวิจัยนี้เป็นการสร้างแบบจำลองสำหรับการตรวจจับความผิดพลาดตลับลูกปืนชั้นหนึ่ง โดยใช้อัลกอริทึม RNCS โดยอัลกอริทึมขึ้นอยู่กับ HOS ที่สามารถตรวจจับความผิดพลาดของตลับลูกปืนโดยใช้การคัดลอกเชิงลบที่มีค่าจริง

ในปี ค.ศ 2008 Zhang Y และคณะ [13]. งานวิจัยนี้ ให้แนวทางในการวินิจฉัยความผิดพลาดของตลับลูกปืนโดยขึ้นกับ EMD สเปกตรัม และใช้วิธีการทดสอบเครื่องมือกลกับตลับลูกปืน พบว่า EMD สเปกตรัมสามารถตรวจสอบความผิดปกติของตลับลูกปืนได้

ในปี ค.ศ 2008 Mbo'o และคณะ [14]. การวินิจฉัยนี้สามารถใช้เพื่อตรวจจับกระแสไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าซึ่งอยู่คงที่ เพื่อตรวจหาความเสียหายของตลับลูกปืน และการเปรียบเทียบการทดลองเกี่ยวกับสองเงื่อนไข อย่างไรก็ตามผลที่ได้ คือ ตลับลูกปืนที่ดี ซึ่งจะขึ้นอยู่กับกรณีของโพลที่พิจารณา

ในปี ค.ศ 2018 Dalvand และคณะ [16]. ได้ศึกษาการวิเคราะห์ความโค้ง และสเปกตรัม ใช้ในการตรวจสอบความขรุขระ เป็นการประยุกต์ใช้ในการตรวจจับความผิดพลาดของตลับลูกปืน และความผิดพลาดของตลับลูกปืนเพียงจุดเดียว ที่ใช้การทำนายเชิงเส้น โดยใช้การลดสัญญาณรบกวน ผลการทดสอบยืนยันว่าสภาพของตลับลูกปืนสามารถแยกแยะประเภทต่าง ๆ ได้

ในปี ค.ศ 2015 Vogl และคณะ [17]. ได้ศึกษาเกี่ยวกับการตรวจวินิจฉัยการสั่นสะเทือน และการตรวจสอบข้อผิดพลาดที่ตามมาด้วยโดยเครื่องจำลองรุ่นใหม่และเครื่องวัดค่า

แกนหมุน (SCED) ได้แสดงให้เห็นถึงวิธีการวินิจฉัยที่ขับเคลื่อนด้วยข้อบกพร่องสำหรับแกนของเครื่องจักร

ในปี ค.ศ 2016 Vogl และคณะ [18]. ได้ศึกษาหน่วยวัดแรงเฉื่อย (IMU) ซึ่งได้แสดงเพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพการทำงานของ การวินิจฉัยของแกนเครื่องมือเครื่องมือเชิงเส้น พบว่าวิธี IMU-base มีความสามารถในการวัดข้อผิดพลาดทางเรขาคณิตด้วยอัตราส่วนความไม่แน่นอนในการทดสอบที่ยอมรับได้

ในปี ค.ศ 2017 Kozjek และคณะ P.[22]. ได้ศึกษาแบบจำลองที่ขึ้นอยู่กับการเรียนรู้ด้วยเครื่องจักร ซึ่งได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างความรู้ความเข้าใจในการวิเคราะห์ความผิดพลาดในการขึ้นรูปพลาสติก: กรณีการสื่อสารแบบเครื่องจักรต่อเครื่องจักร และการทดลองแสดงให้เห็นว่าสามารถสร้างแบบจำลองการวินิจฉัยความผิดพลาดของเครื่องจักรในการเรียนรู้ได้ ซึ่งการเรียนรู้จะเกี่ยวกับข้อมูลของกระบวนการ

ในปี ค.ศ 2010 Möhring และคณะ [24]. ได้ศึกษาการผสมกันของเซ็นเซอร์ด้วยตัวกรองคาลมานเพื่อประเมินสถานะของระบบที่ยอมรับได้ ซึ่งถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบของกระบวนการในส่วนประกอบของเครื่องมือด้วยเซ็นเซอร์ ตามลักษณะผลลัพธ์ที่ได้จากแกนหมุน, ชิ้นงาน และจากการทดสอบการเปลี่ยนแปลงสถานะของกระบวนการสามารถแยกออกได้

ในปี ค.ศ 2012 Rzeszucinski และคณะ B. [26]. ในเอกสารฉบับนี้ได้มีการนำเสนอ CI แบบใหม่ ซึ่งขึ้นอยู่กับเปลี่ยนแปลงความกว้างของเส้นโค้งของความน่าจะเป็น (PDF) ต่อการตอบสนองของการเร่งการสั่นสะเทือนและนำมาประยุกต์ใช้กับข้อมูลการสั่นสะเทือนของชุดทดลอง โดยการใช้องค์ของข้อมูลการสั่นสะเทือนที่เหลืออยู่ของ kurtosis ซึ่งการคำนวณเป็นส่วนหนึ่งของ วิธีการ "FM4" เนื่องจากเป็นที่ยอมรับว่าเป็นตัวบ่งชี้ที่ดีและเชื่อถือได้ อย่างไรก็ตามในบางกรณี FM4 อาจไม่แสดงแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องพร้อมกับการแพร่กระจายของความผิดพลาด พฤติกรรมนี้อาจนำไปสู่การประเมินความรุนแรงของข้อบกพร่องที่ไม่เหมาะสม ดังนั้น CI ใหม่จะขึ้นอยู่กับค่าความเบี่ยงเบนของฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็นปกติ (PDF) ของข้อมูลการสั่นสะเทือนที่วัดได้ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นซึ่งมีความสัมพันธ์กันอย่างเข้มแข็ง และมีความสัมพันธ์แบบเดียวกันกับการแพร่กระจายความผิดพลาด

2.14.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ การออกแบบและพัฒนาระบบควบคุมทนต่อผิดพลาด (Fault Tolerant Control)

ในปี ค.ศ 2010 Xu และคณะ [27]. งานวิจัยนี้แนะนำระบบควบคุมความคลาดเคลื่อนที่ใช้งาน (AFTCS) สำหรับเซลล์เชื้อเพลิง/แบตเตอรี่ไฮบริด ระบบส่งกำลังที่ใช้กับรถประจำทาง ระบบ AFTCS นี้จะประกอบไปด้วย ระบบตรวจหา, การวินิจฉัยข้อผิดพลาด และตัวควบคุมที่

ปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งอัลกอริทึมของการตรวจจับ และการแยกความผิดพลาดที่สำคัญมี 3 ข้อ ซึ่งตัวควบคุมที่ปรับเปลี่ยนได้แบบเรียลไทม์ที่ใช้งานถูกนำมาใช้เพื่อกู้คืนประสิทธิภาพของระบบก่อนที่ระบบจะเกิดข้อผิดพลาดให้มากที่สุด จากการวิจัยแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของระบบ

ในปี ค.ศ. 2010 Nabil และคณะ [28]. ได้ศึกษาระบบการควบคุมความผิดพลาดเพื่อรองรับตัวกระตุ้น (actuator) หรือความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ ที่มีประสิทธิภาพการทำงานของกระบวนการลดลงอย่างเห็นได้ชัด เทคนิคการตรวจสอบความผิดพลาดและระบุความผิดพลาด (FDI) โดยแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นจะอาศัยข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับพฤติกรรมกระบวนการ โดยใช้ชุดตัวกรองคาลมานที่ถูกจำกัด และประเมินค่าประสิทธิภาพของตัวกระตุ้นและ/หรือเซ็นเซอร์ที่ผิดพลาดในกรณีที่เกิดการรบกวนที่ระบบ การออกแบบตัวควบคุมแบบที่ปรับเปลี่ยนได้ ได้รับการพัฒนาโดยการรวมทั้งหลักการการสลายตัว (SVD) และเทคนิคการกำหนดโครงสร้างทางอิเล็กทรอนิกส์ซึ่งประสิทธิภาพของโครงการที่เสนอนี้มีความสมเหตุสมผล โดยจากผลการจำลองในระบบแสดงให้เห็นความล้มเหลวของตัวกระตุ้น

ในปี ค.ศ. 2001 Blanke และคณะ [29]. งานวิจัยนี้ได้แนะนำการควบคุมความผิดพลาด ซึ่งเป็นแบบใหม่ในการควบคุมอัตโนมัติ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเพิ่มความพร้อมของโรงงานและลดความเสี่ยงของอันตราย เมื่อเกิดความผิดพลาดขึ้น เพื่อให้ครอบคลุมลำดับขั้นจากการควบคุมความผิดพลาดในการกำกับดูแล กับการดำเนินการแก้ไขข้อผิดพลาดที่กำหนดไว้เพื่อความเหมาะสม และการปรับเปลี่ยน ซึ่งขึ้นอยู่กับระดับของความซ้ำซ้อนในกระบวนการควบคุมการวิเคราะห์คุณสมบัติหลักของระบบได้ถูกปฏิบัติ โดยหัวข้อที่ได้รับเลือกให้เป็นสาระสำคัญของการออกแบบที่ทนต่อความผิดพลาดโดยรวมการวิเคราะห์โครงสร้าง และการเลือกการดำเนินการแก้ไขที่ดีที่สุด โดยพิจารณาจากมาตรการการกู้คืนระบบ เมื่อมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้น รวมทั้งเทคนิคความน่าเชื่อถือสำหรับการประเมินการแก้ปัญหาที่ทนต่อความผิดพลาด ตัวอย่างเช่น การขับเรือเดินสมุทร และความคล่องตัวของเครื่องบินถูกนำมาใช้เพื่อแสดงจุดเด่นในขั้นตอนต่าง ๆ ของการออกแบบระบบที่ทนต่อความผิดพลาด

ในปี ค.ศ. 2018 Xiong และคณะ [30]. ได้ศึกษาเพื่อออกแบบตัวควบคุมความผิดพลาด เพื่อควบคุมความเร็วของมอเตอร์เมื่อสัญญาณของข้อมูลถูกส่งผ่านไปตามสายสัญญาณของแม่เหล็กถาวรสองชุด (PMSMs) โดยใช้เป็น observer แบบปรับตัวได้ ซึ่งถูกนำมาใช้ในการควบคุมความผิดพลาดได้ ซึ่งข้อมูลความผิดพลาดส่วนใหญ่จะถูกปรับด้วยตัวควบคุม (controller) ผลการตรวจสอบและการจำลอง พบว่าระบบป้องกันการล้มเหลวของระบบ (FTC) ที่ใช้งานนั้นสามารถลดผลกระทบของความผิดพลาดในระบบได้

ในปี ค.ศ. 2014 Zhang และคณะ [31]. ได้ศึกษาในกระบวนการผลิตแบบเบซท์ ซึ่งการควบคุมความผิดพลาดในการทำนายแบบดั้งเดิม นั้น เป็นวิธีการสังเคราะห์โดยตรงเพื่อควบคุมเอาต์พุตของกระบวนการและการเปลี่ยนแปลงการป้อนข้อมูล ดังนั้น จึงใช้รูปแบบพื้นที่ที่กำหนดเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของการควบคุมแบบวงปิด เพื่อให้การควบคุมสำเร็จได้โดยไม่มี การรบกวนและความผิดพลาดของตัวกระตุ้น วิธีการนำเสนอแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการ ควบคุมความเร็วในการถีดของกระบวนการ

ในปี ค.ศ. 2016 Lan และคณะ [32]. สภาพความผิดพลาดนั้นสามารถเกิดขึ้นได้ง่าย ในระบบแกนหมุนของกังหันลม ซึ่งส่งผลกระทบต่อระบบกังหันที่ไม่เสถียร วิธีการควบคุมความผิดพลาด นี้ โดยอาศัยการปรับโหมดการเลื่อนแบบทีละขั้นตอน (SMC) ได้ถูกนำมาใช้เป็นแนวทางในการ ออกแบบตัวควบคุม โดยคำนึงถึงสัดส่วนแบบดั้งเดิม (PI) ไปยังตัวควบคุมพื้นฐานและ SMC ใช้ใน การประเมินค่าความผิดพลาดของระบบ ผลการจำลองการตรวจสอบความผิดพลาดทั้งแบบเดี่ยว และหลายตัวกระตุ้น จะแสดงให้เห็นว่าการออกแบบนั้นประสบความสำเร็จ

ในปี ค.ศ. 2000 Noura และคณะ [33]. วิธีการควบคุมความผิดพลาดที่อธิบายไว้ใน บทความนี้มีจุดมุ่งหมาย เพื่อชดเชยความผิดพลาดของตัวกระตุ้นและเซ็นเซอร์ ยกตัวอย่างเช่น การ สูญเสียประสิทธิภาพของการทำงานในระบบที่ถูกรบกวน ซึ่งการมีตัวประสานในตัวควบคุมอาจจะ ชดเชยข้อผิดพลาดได้ อย่างไรก็ตาม ขีดจำกัดของวิธีการนี้จะใช้เมื่อมีการสูญเสียของตัวกระตุ้น โดยสมบูรณ์ ในกรณีนี้การทำซ้ำของฮาร์ดแวร์มีประสิทธิภาพและสามารถรับประกันความ น่าเชื่อถือของประสิทธิภาพได้

ในปี ค.ศ. 2018 Sheikhabahei และคณะ [34]. ได้ศึกษาอัลกอริทึมใหม่สำหรับการ ควบคุมการทำนายแบบจำลองของระบบแบบไม่ต่อเนื่องแบบเชิงเส้น ซึ่งอัลกอริทึมจะขึ้นอยู่กับ การเขียนโปรแกรมแบบไดนามิก, การจัดเรียงข้อจำกัด, การเขียนโปรแกรมแบบหลายตัวแปร และ ขั้นตอนการรวมการแก้ปัญหา โดยระบบได้ออกแบบสถานการณ์ที่เลวร้ายที่สุดที่จะยอมรับได้ของ การรบกวนที่ไม่รู้จัก

ในปี ค.ศ. 2018 Dhadekar และคณะ [35]. ได้ศึกษาการเสนอการควบคุมระยะยาว ที่ทนต่อความผิดพลาดของอากาศยานที่มีการรบกวนจากภายนอกด้วยความผิดพลาดหรือความ ล้มเหลวของตัวกระตุ้น โดยใช้ความไม่แน่นอนและ ประมาณค่าการรบกวน (UDE) ด้วยเทคนิคการ ประมาณผลกระทบของการรบกวนจากภายนอกและการประมาณค่าเพื่อสร้างความเข้มแข็งกับตัว ควบคุม จากงานวิจัยนี้การควบคุมที่เสนอ ทำให้โรงงานมีความไวต่อการรบกวนจากภายนอกมาก ขึ้นภายใต้ข้อบกพร่อง/ความล้มเหลว

ในปี ค.ศ. 2012 Tudon-Martinez และคณะ [36]. การควบคุมความผิดพลาดแบบแปรผันตามค่าพารามิเตอร์เชิงเส้น (LPV) โดยใช้ Quarter of Vehicle ในการตรวจจับความผิดพลาดและระบุตำแหน่งที่ผิดพลาดนั้น ซึ่งจะขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดของส่วนที่เหลือที่ปรับปรุงเพื่อปรับให้ค่าดังกล่าวน้อยที่สุด ซึ่งถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อตรวจจับความผิดพลาด ในสถานะข้อผิดพลาดของพารามิเตอร์สองตัวในตัวแปรที่แตกต่างกัน คือ สมการไม่เชิงเส้นของ magneto-Rheological (MR) และส่วนอื่น ๆ จะจัดให้อยู่ในส่วนที่ผิดพลาด โดยการการเบี่ยงเบนของความเร็วเพื่อระงับไว้ ซึ่งผลการจำลองการเปรียบเทียบระหว่างการควบคุม LPV แบบธรรมดา และการควบคุม FTCs พบว่าระบบควบคุม FTCS สามารถลดผลกระทบการเกิดตำหนิที่ Suspension ได้เป็นอย่างดี

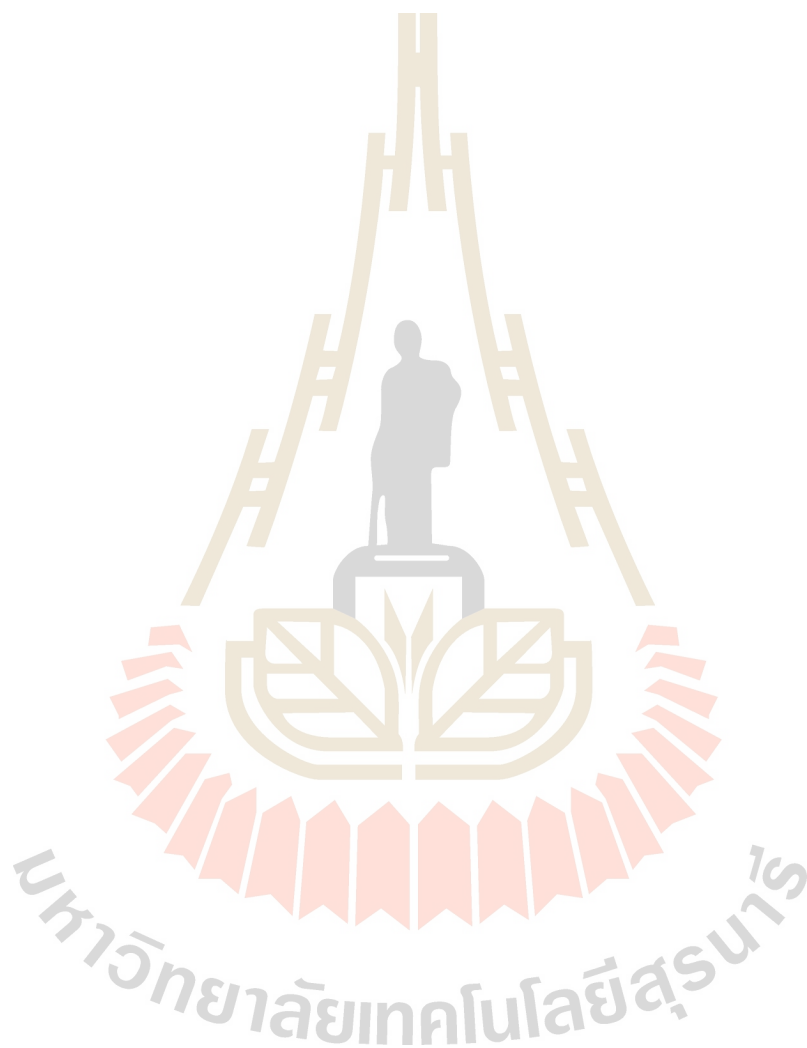
ในปี ค.ศ. 2014 Schulte และคณะ [37]. ได้ศึกษาการควบคุมความผิดพลาดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้ากังหันลมที่มีการส่งผ่านแบบ Hydrostatic โดยใช้วิธีการเปลี่ยนโหมดที่ควบคุมของโครงสร้างตัวควบคุมแบบ (PDC) การจำลองนี้แสดงให้เห็นถึงความเร็วของลมที่เปลี่ยนแปลงไปความเร็วของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจะถูกควบคุมโดยตัวควบคุมความเร็ว

ในปี ค.ศ. 2013 ชาณยุทธ ขจรไตรเดช เจริมชง ปราบณารักษ์และจิระพล ศรีเสริญผล [38]. ได้นำเสนอรูปแบบการควบคุมความเร็วรอบของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง (DC motor) ที่มีตัวสังเกตร่วมกับตัวชดเชยแรงบิดโหลดแบบปรับตัวได้ (Adaptive load torque compensator) เพื่อประมาณการแรงบิดโหลดที่กระทำต่อระบบได้ ซึ่งเราสามารถประยุกต์แนวคิดดังกล่าวในการสร้างระบบควบคุมที่ประมาณสถานะของระบบได้อย่างปัจจุบัน ข้อมูลการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรจะเป็นตัวแปรที่สามารถใช้บ่งบอกสถานะการเปลี่ยนแปลงของอุปกรณ์กระตุ่นสำหรับเครื่องจักรอัตโนมัติได้อย่างเป็นปัจจุบัน ซึ่งจะใช้เป็นข้อมูลการสร้างระบบวินิจฉัยตนเอง

สรุป

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องมีการนำเสนอเกี่ยวกับ วิธีการออกแบบตัวสังเกตระบบ (Observer) และระบบควบคุมแบบคงทนต่อความเสียหาย (Fault Tolerant Control system) และยังมีระบบตรวจหาข้อผิดพลาดและวินิจฉัย (Fault Detection and Diagnostic) ซึ่งใช้ในการออกแบบระบบเพื่อตรวจหาความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ในการเคลื่อนที่ของระบบและทำการวิเคราะห์ตามสถานะการณ์ (Condition monitoring) และใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) แบบการหารูปแบบ (Pattern recognition) และ การถดถอยเชิงเส้น (Regression) เพื่อนำมาช่วยในการจำแนกความผิดพลาดต่าง ๆ ซึ่งการวิเคราะห์ความผิดพลาดของเซ็นเซอร์นั้น จะต้องใช้การตรวจสอบด้วยการมองเห็นของเครื่องจักร (Computer vision) ซึ่งมีค่าใช้จ่ายที่สูงและยังมีเรื่อง

ของพื้นที่จำกัดภายในเครื่องจักรความเร็วสูงอีกด้วย ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการใช้ข้อมูลจากตัวสังเกตระบบ (Observer) มาวิเคราะห์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาใช้จำแนกความผิดพลาดของเซ็นเซอร์และทำการชดเชยค่าอัตราขยายที่เหมาะสมให้กับระบบเพื่อให้เซ็นเซอร์กลับมาทำงานได้ปกติ

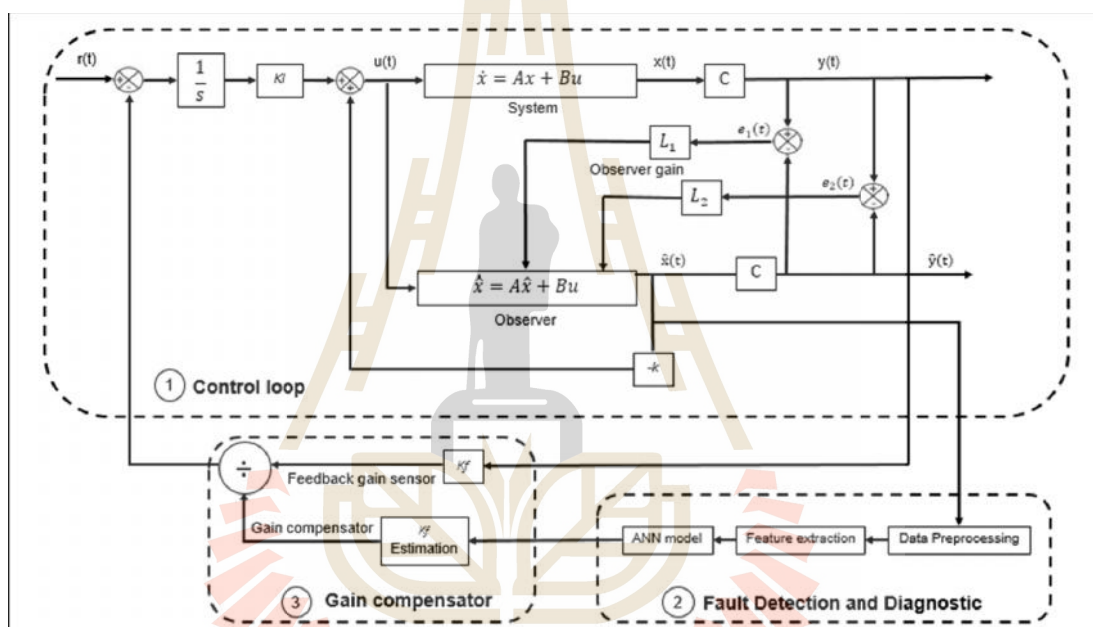


บทที่ 3

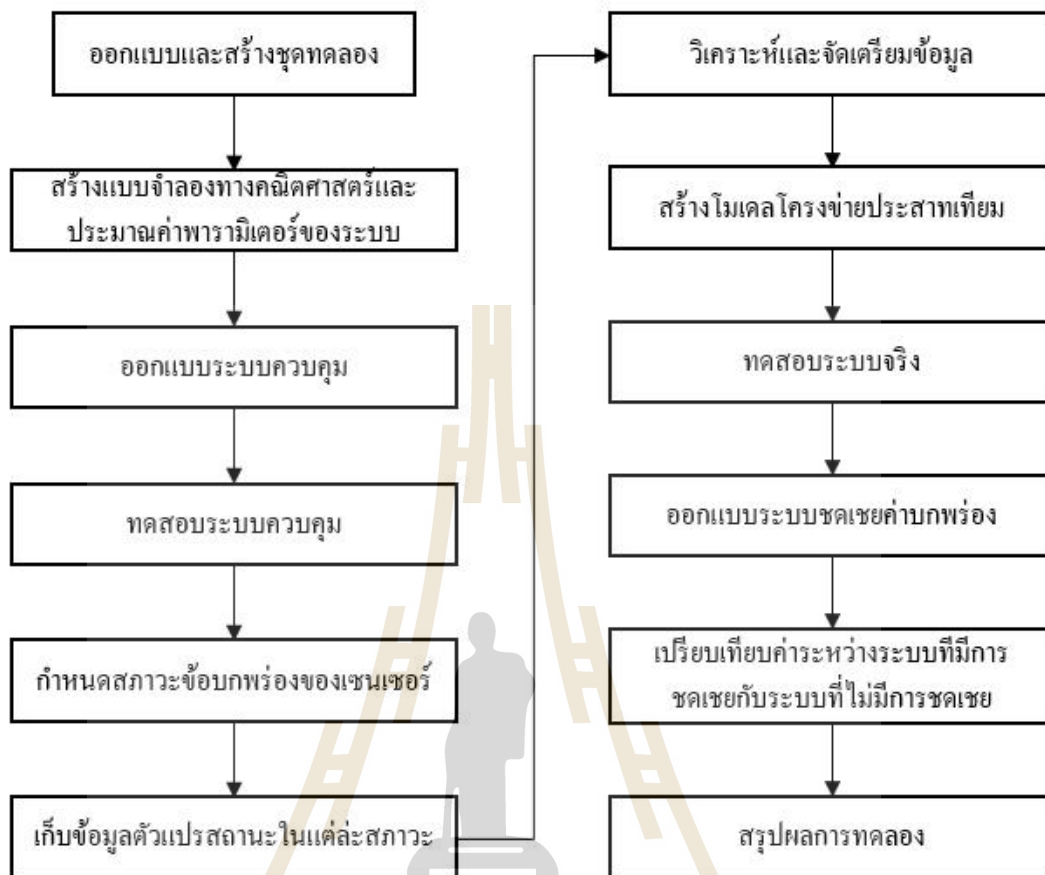
วิธีการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการออกแบบและสร้างระบบควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาดได้เพื่อควบคุมตำแหน่งของชุดขับเคลื่อนลิคตสกรูในเครื่องจักรสำหรับหยอดกาวและติดหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์แบบความเร็วสูง โดยใช้การออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกตอันดับเต็มเพื่อทำการประมาณค่าตัวแปรสถานะ โดยอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ การออกแบบจะใช้การป้อนกลับตัวแปรสถานะ (State variable feedback) และออกแบบและสร้างระบบการตรวจหาและวินิจฉัยข้อผิดพลาดของลิเนียร์เซ็นเซอร์ โดยการจำลองสถานะของเซ็นเซอร์บกพร่อง (Sensor fault) แบบต่าง ๆ โดยการปรับค่าอัตราขยายป้อนกลับของเซ็นเซอร์ และเปรียบเทียบกับสถานะการทำงานปกติ (Healthy condition) โดยการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในการตรวจหาข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้น เพื่อให้ระบบทำการวินิจฉัยข้อบกพร่องที่เกิดกับชุดลิเนียร์เซ็นเซอร์ โดยส่วนสุดท้ายของงานวิจัยคือการชดเชยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ (Feedback gain sensor compensation) ที่เหมาะสม เพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างเต็มประสิทธิภาพตรงตามความต้องการต่อไป โดยงานวิจัยนี้เริ่มตั้งแต่ออกแบบและสร้างชุดทดสอบต้นแบบ โดยสร้างอ้างอิงจากเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านแบบอัตโนมัติ ที่ใช้งานอยู่ในกระบวนการผลิตจริงเพื่อใช้สำหรับทดสอบในห้องทดลอง เพื่อป้องกันผลกระทบต่อการผลิตกรณีต้องการทดสอบต่าง ๆ และออกแบบระบบควบคุมการเคลื่อนที่แบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ เพื่อควบคุมตำแหน่งของระบบ โดยใช้เทคนิคการวางโพลที่จะทำให้ผลการตอบสนองเป็นไปตามที่ต้องการของระบบวงปิด (Close-loop pole) และงานวิจัยนี้จะใช้ตัวสังเกตตัวแปรสถานะ (State observer) มาใช้ในการประมาณค่าตัวแปรของระบบ โดยอาศัยการออกแบบด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อให้สามารถลดค่าใช้จ่ายในการติดตั้งเซ็นเซอร์เพื่อวัดค่าตัวแปรต่าง ๆ ที่มีราคาสูง และติดตั้งได้ยากในเครื่องจักร โดยตัวสังเกตตัวแปรสถานะ (State observer) นี้จะนำมาใช้ในการตรวจหาข้อบกพร่องของชุดลิเนียร์เซ็นเซอร์ โดยการทดสอบการตรวจหาข้อบกพร่องของชุดลิเนียร์เซ็นเซอร์จะจำลองในสถานะข้อบกพร่องของลิเนียร์เซ็นเซอร์แบบต่าง ๆ โดยการเปลี่ยนค่าอัตราขยายของเซ็นเซอร์ไปตามค่าที่ต้องการ โดยการตรวจหาข้อบกพร่องของลิเนียร์เซ็นเซอร์นี้จะใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) 2 แบบ คือ Pattern recognition และแบบ Regression หรือ Fitting model เพื่อใช้ในการวิเคราะห์เพื่อจำแนกข้อบกพร่อง

ผ่านการใช้อัลกอริทึมตัวแปรสถานะ 5 ตัว ในการจำแนกข้อบกพร่องผ่านการใช้อัลกอริทึมตัวแปรสถานะ และประมาณค่าอัตราขยายเพื่อนำค่าที่ประมาณไปชดเชยกลับเพื่อทำให้ระบบสามารถทำงานได้ตามประสิทธิภาพของระบบควบคุม ภาพรวมการทำงานของระบบควบคุมและการตรวจหาข้อบกพร่องและชดเชยค่าอัตราขยายแสดงดังรูปที่ 3.1 โดยงานวิจัยนี้จะประกอบไปด้วย 3 ส่วนหลัก คือ การออกแบบระบบควบคุมตำแหน่งของระบบการตรวจหาข้อบกพร่องที่เกิดขึ้นกับลิเนียร์เซ็นเซอร์ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการทำงานของระบบควบคุม และการชดเชยค่าอัตราขยายย้อนกลับเพื่อทำให้ระบบทำงานได้ตรงตามประสิทธิภาพ ลำดับของการทำวิจัยนี้แสดงในรูปที่ 3.2



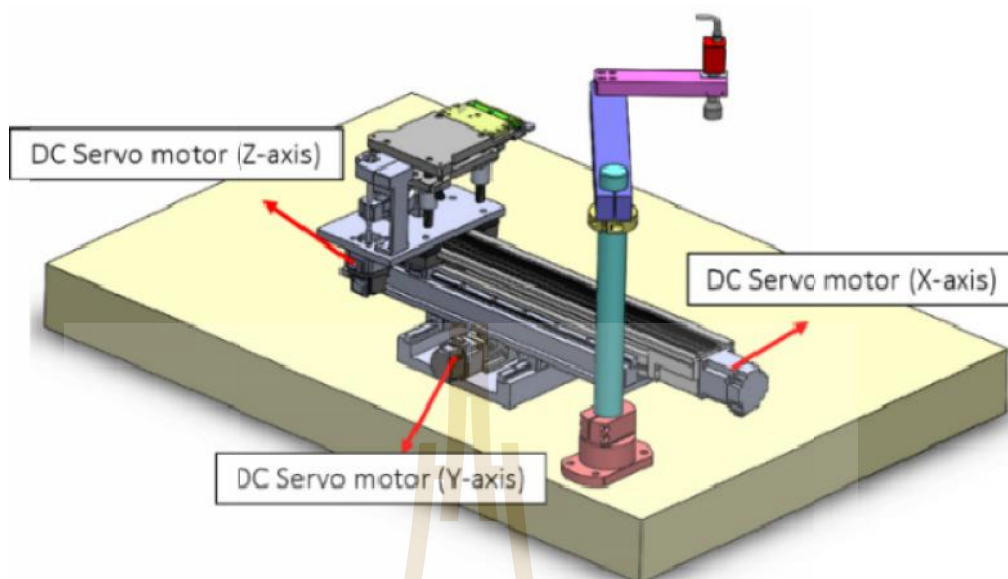
รูปที่ 3.1 ภาพรวมการทำงานของระบบควบคุมและการตรวจจับข้อบกพร่องและชดเชยค่าอัตราขยาย



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการดำเนินงานออกแบบและการวิจัย

3.1 การออกแบบและสร้างชุดขับเคลื่อนแกน XYZ

งานวิจัยนี้ทำการออกแบบและสร้างชุดทดลองต้นแบบขึ้นใหม่เพื่อใช้สำหรับทดลองในห้องทดลอง โดยทำการออกแบบโดยใช้ตัวขับเคลื่อนเป็นเซอร์โวมอเตอร์ตามรูปที่ 3.3 โดยสร้างชุดขับเคลื่อนสำหรับชุดแคลมป์แกน X และ Y ที่ใช้ในการทดสอบโดยระบบจะอาศัยเซอร์โวมอเตอร์ต่อส่งกำลังผ่านลิคสกรูเพื่อให้เกิดการเคลื่อนที่เชิงเส้น ส่วนระบบควบคุมการเคลื่อนที่ประกอบด้วยชุดขับเคลื่อนเซอร์โวมอเตอร์ทั้ง 2 แกนสัญญาณการควบคุมจะใช้สัญญาณอนาล็อกในรูปของแรงดันไฟฟ้า 0-10 โวลต์ ในการสั่งงาน ซึ่งจะใช้ออร์ดคอนโทรลที่เชื่อมต่อกับโปรแกรม MATLAB/Simulink ในการควบคุมสัญญาณอนาล็อก



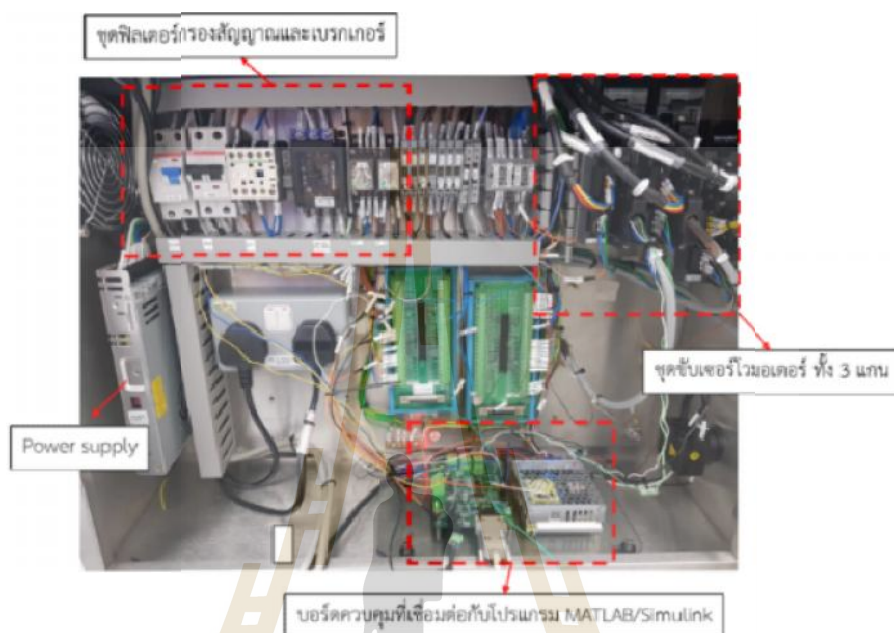
รูปที่ 3.3 การออกแบบและสร้างชุดทดลอง



รูปที่ 3.4 ชุดทดลองระบบขับเคลื่อน ที่สร้างขึ้น

จากรูปที่ 3.4 ส่วนประกอบสำคัญของชุดทดลองประกอบด้วย ชุด ลีดสกรู ทำหน้าที่รองรับหน่วยการเคลมป์ชิ้นงาน โดยชุดเคลมป์จะวางอยู่บนชุดลิเนียร์เบริ่ง 4 ตัวโดยลีดสกรู จะถูกขับเคลื่อนด้วย เซอร์โวมอเตอร์เพื่อให้ชุดเคลมป์เคลื่อนไปที่ตำแหน่งที่ต้องการ โดยชุดเซอร์โวมอเตอร์และใช้ลิเนียร์เอ็น โค้ดเดอร์หรือลิเนียร์เซ็นเซอร์ในการตรวจวัดตำแหน่งของชุดการเคลื่อนที่ของเซอร์โวมอเตอร์ เพื่อป้อนค่ากลับ โดยชุด เซอร์โวมอเตอร์ จะอาศัยชุดควบคุมขับเคลื่อน (Driver) ซึ่งจะรับสัญญาณจากโปรแกรมสั่งงาน โดยใช้โปรแกรม MATLAB ในส่วนของ Simulink และ ใช้บอร์ดควบคุม RAPCON (RAPCON Controller) เพื่อใช้ในการเชื่อมต่อกับโปรแกรม

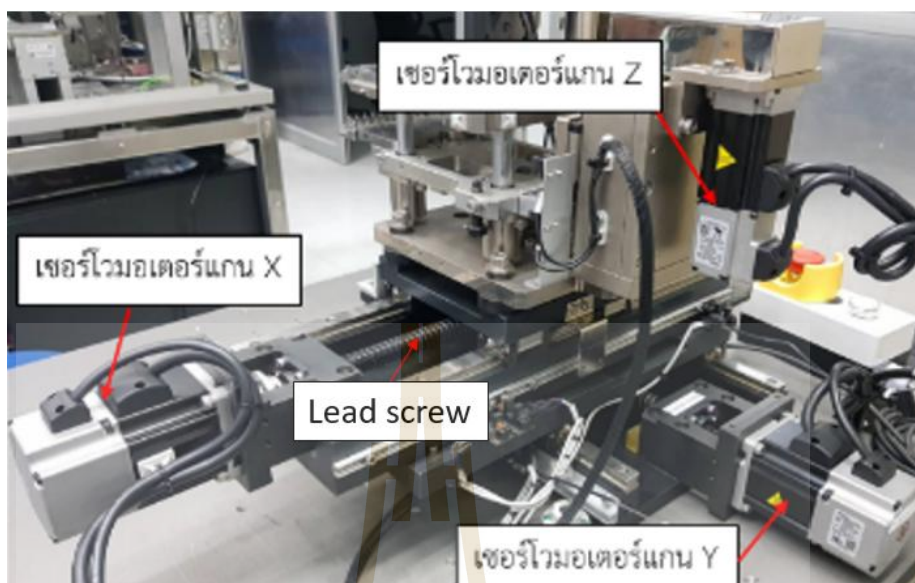
Matlab Simulink ในการเขียนบล็อกไดอะแกรม ของระบบควบคุมที่ได้จากการออกแบบ ดังแสดง
ในรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 ชุดควบคุมการทำงาน

3.1.1 เซอร์โวมอเตอร์

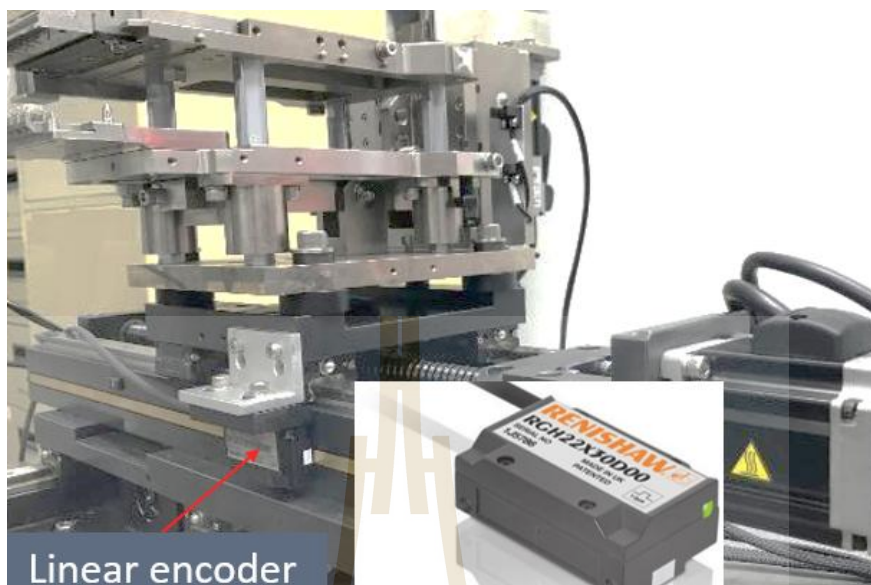
ชุดเซอร์โวมอเตอร์ที่ใช้ในงานวิจัยจะใช้เพื่อขับเคลื่อนชุดแคมป์ปิ้งโดยส่งผ่านกำลังทางชุดลีดสกรูโดยการทดลองนี้จะเคลื่อนที่สูงสุด 50 มิลลิเมตร โดยเซอร์โวมอเตอร์ยี่ห้อ Mitsubishi ขนาด 200 วัตต์ และปรับความเร็วรอบสูงสุดเท่ากับ 6000 RPM โดยใช้แรงดันไฟฟ้า 48 โวลต์ โดยการทำงานของเซอร์โวมอเตอร์อาศัยการรับแรงดันมาจากชุดขับส่งกำลังขยาย (Motor driver) โดยการควบคุมด้วย โปรแกรม MATLAB Simulink ผ่านทางบอร์ด RAPCON และวัดความเร็วรอบโดยวัดความเร็วรอบ โดยใช้ชุดเซ็นเซอร์วัดความเร็วรอบ (Incremental encoder) ที่มีความละเอียดของการวัดอยู่ที่ 2500 PPR เพื่อใช้ในการวัดค่าระยะการหมุนของเซอร์โวมอเตอร์ เพื่อเปรียบเทียบค่าที่ได้กับตัวสังเกตของระบบควบคุมที่ได้ออกแบบไว้



รูปที่ 3.6 ส่วนประกอบหลักของชุดขับเคลื่อน

3.1.2 ลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ (Linear encoder)

ลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ คือ อุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดระยะทางการเคลื่อนที่แบบเส้นตรง โดยงานวิจัยนี้จะใช้ลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ยี่ห้อ REINSHAW Model RGH22X30D00 โดยค่าความละเอียดของลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์นี้อยู่ที่ 0.5 ไมโครเมตร โดยส่วนประกอบหลักของลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ จะมี 3 ส่วนหลักคือ ชุดแหล่งกำเนิดแสง ชุดรับแสง และแถบสเกล ซึ่งจะอาศัยการสะท้อนแสง (Reflection Type) เมื่อลิคตกรเคลื่อนที่แหล่งกำเนิดแสงจะส่งแสงไปที่แถบสเกลและสะท้อนกลับมายังตัวรับแสง ซึ่งชุดทดลองนี้ จะใช้สำหรับ วัดระยะเคลื่อนที่แนวแกนของลิคตกร ดังรูปที่ 3.7 โดยจะนำค่าที่วัดได้ไปเปรียบเทียบกับค่าที่อ่านได้จาก Rotary encoder ของเซอร์โวมอเตอร์เพื่อ ประเมินความถูกต้องของตัวสังเกตที่ออกแบบ



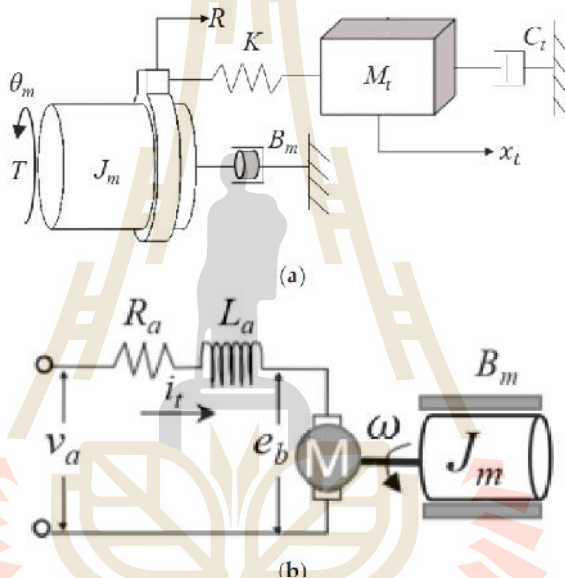
รูปที่ 3.7 ลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์

3.2 การหาแบบจำลองการเคลื่อนที่ของเซอร์โวมอเตอร์ที่เชื่อมต่อกับลีดสกรู

จากการศึกษาโครงสร้างและการทำงานของระบบขับเคลื่อนลีดสกรูด้วยเซอร์โวมอเตอร์ในเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์จะมีส่วนประกอบ 2 ส่วน สามารถเขียนแบบจำลองทางกลศาสตร์ของระบบ ซึ่งประกอบด้วยส่วนประกอบทางกลชุดลีดสกรูและส่วนประกอบทางไฟฟ้าคือเซอร์โวมอเตอร์ ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในงานวิจัยนี้ได้ใช้กฎข้อที่สองของนิวตัน (Newton's Second law) ในการหาสมการของระบบซึ่ง การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบเป็นวิธีที่ใช้ในการทำนายพฤติกรรมของระบบและใช้ออกแบบตัวควบคุม ซึ่งเป็นการลดเวลาในการลองผิดลองถูกกับระบบจริง การสร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำจะสามารถรู้พฤติกรรมของระบบจริงที่เกิดขึ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพซึ่งจะทำให้การออกแบบระบบควบคุมทำได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วย ระบบในงานอุตสาหกรรมส่วนมากจะมีลักษณะที่ซับซ้อนยากที่จะเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ วิธีการหาแบบจำลองของระบบจำแนกได้เป็น 2 วิธีดังนี้

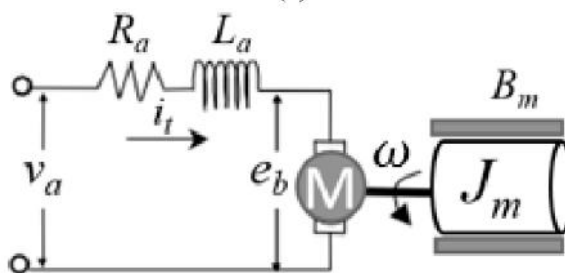
1) สมการความสัมพันธ์ในรูปของสมการเชิงอนุพันธ์ของตัวแปรใด ๆ แล้วแปลงให้อยู่ในรูปฟังก์ชันเอส (s-domain) ด้วยวิธีการแปลงลาปลาซ (Laplace's Transform) ซึ่งในเบื้องต้นอาจจะสร้างขึ้นมาจากสมการความสัมพันธ์ที่มีหลายตัวแปร แล้วทำให้เหลือเพียงแค่สมการความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอินพุตกับเอาต์พุตของระบบเท่านั้น สุดท้ายจึงจัดให้อยู่ในรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอน

2) ทดสอบผลตอบสนองของระบบด้วยอินพุตอย่างใดอย่างหนึ่ง บันทึกผลตอบสนองที่ได้ แล้วนำไปหาสมการความสัมพันธ์ด้วยวิธีการของการแสดงตัวระบบ (System Identification) ที่พบเจอบ่อย ๆ ก็คือการทดสอบระบบด้วยผลตอบสนองเชิงความถี่ แล้วนำข้อมูลที่ได้ไปสร้างฟังก์ชันถ่ายโอนโดยตรง แบบจำลองที่พบเห็นโดยทั่วไปในงานวิจัย อย่างเช่นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง และแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของลิคตกรู แสดงดังรูปที่ 3.8 (a) และ (b) โดยค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของแบบจำลองสามารถอธิบายได้ดังนี้



รูปที่ 3.8 รูปแบบจำลองพลวัต (a) ลิคตกรู (b) มอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง

3.2.1 แบบจำลองของเซอร์โวมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง (DC servo motor)



รูปที่ 3.9 รูปแบบจำลองพลวัตมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง

V_a Armature voltage (V) I_a Armature current (A)

L_a Armature inductance (H) $\dot{\theta}_m$ Rotation speed (rad/s)

R_a Armature resistance (Ω) J_m Moment of inertia (kg.m²)

T_m Motor torque (N.m) K_t Torque coefficient (N.m/A)

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

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

จากการประยุกต์ใช้กฎแรงดันของเคอร์ชอฟฟ์ (kirchhoff's voltage law) ในการพิจารณาวงจรไฟฟ้า จะได้ว่าสมการทางไฟฟ้าของ DC servo motor แสดงได้ดังสมการ

$$V_a(t) = R_a i_a(t) + L_a \frac{di_a(t)}{dt} + e_b(t) \quad (3.1)$$

$$e_b(t) = K_b \dot{\theta}_m(t) \quad (3.2)$$

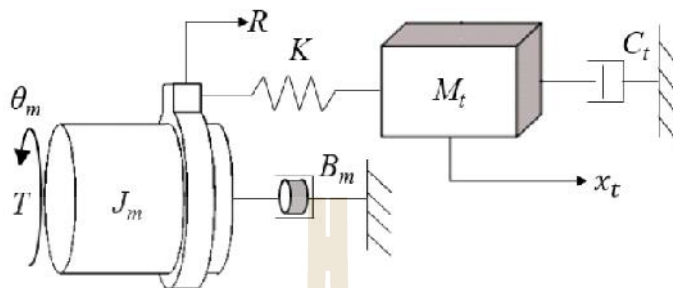
แรงบิดของมอเตอร์จะเป็นสัดส่วนกับกระแสแอมแปร์ที่ไหลผ่านขดลวดซึ่ง สามารถเขียนสมการ ได้ดังนี้

$$T_m(t) = K_t i_a(t) \quad (3.3)$$

ดังนั้น จากสมการที่ 1 จะได้

$$\begin{aligned} \frac{di_a(t)}{dt} &= \frac{1}{L_a} V_a(t) - \frac{R_a}{L_a} i_a(t) - \frac{K_b}{L_a} \dot{\theta}_m(t) \\ i_a(t) &= \frac{1}{L_a} V_a(t) - \frac{R_a}{L_a} i_a(t) - \frac{K_b}{L_a} \dot{\theta}_m(t) \end{aligned} \quad (3.4)$$

3.2.2 แบบจำลองของระบบทางกลของระบบลิ้นชัก (Lead screw drive system)



รูปที่ 3.10 รูปแบบจำลองพลวัตของลิ้นชัก

$$\begin{aligned}
 J_m \frac{d^2 \theta_m(t)}{dt^2} + B_m \frac{d\theta_m(t)}{dt} &= T_m \\
 \frac{d^2 \theta_m(t)}{dt^2} &= -\frac{B_m}{J_m} \frac{d\theta_m(t)}{dt} + \frac{K_t}{J_m} i_a(t)
 \end{aligned} \tag{3.5}$$

พิจารณาการเคลื่อนที่ของมวล M_t จะได้

$$\begin{aligned}
 M_t \frac{d^2 x_t(t)}{dt^2} + C_t \frac{dx_t(t)}{dt} + K(x_t(t) - R\theta_m(t)) &= 0 \\
 M_t \frac{d^2 x_t(t)}{dt^2} + C_t \frac{dx_t(t)}{dt} + Kx_t(t) - RK\theta_m(t) &= 0 \\
 \frac{d^2 x_t(t)}{dt^2} + \frac{C_t}{M_t} \frac{dx_t(t)}{dt} + \frac{K}{M_t} x_t(t) - \frac{RK}{M_t} \theta_m(t) &= 0 \\
 \text{จะได้ } \ddot{x}_t(t) + \frac{C_t}{M_t} \dot{x}_t(t) + \frac{K}{M_t} x_t(t) - \frac{RK}{M_t} \theta_m(t) &= 0
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

พิจารณาสมการที่ 4, 5 และ 6 สามารถเขียนในรูปสมการ ตัวแปรสถานะได้ดังนี้ กำหนดให้

$$x_1 = i_a, x_2 = \theta_m, x_3 = \dot{\theta}_m, x_4 = x_t, x_5 = \dot{x}_t$$

$$\dot{x}_1 = -\frac{R_a}{L_a} x_1 - \frac{K_b}{L_a} x_3 + \frac{1}{L_a} V(t)$$

$$\dot{x}_2 = x_3$$

$$\dot{x}_3 = \frac{K_t}{J_m} x_1 - \frac{B_m}{J_m} x_3$$

$$\dot{x}_4 = x_5$$

$$\dot{x}_5 = \frac{RK}{M_t} x_2 - \frac{K}{M_t} x_4 - \frac{C_t}{M_t} x_5$$

เขียนในรูปสมการ ตัวแปรสถานะได้ดังนี้

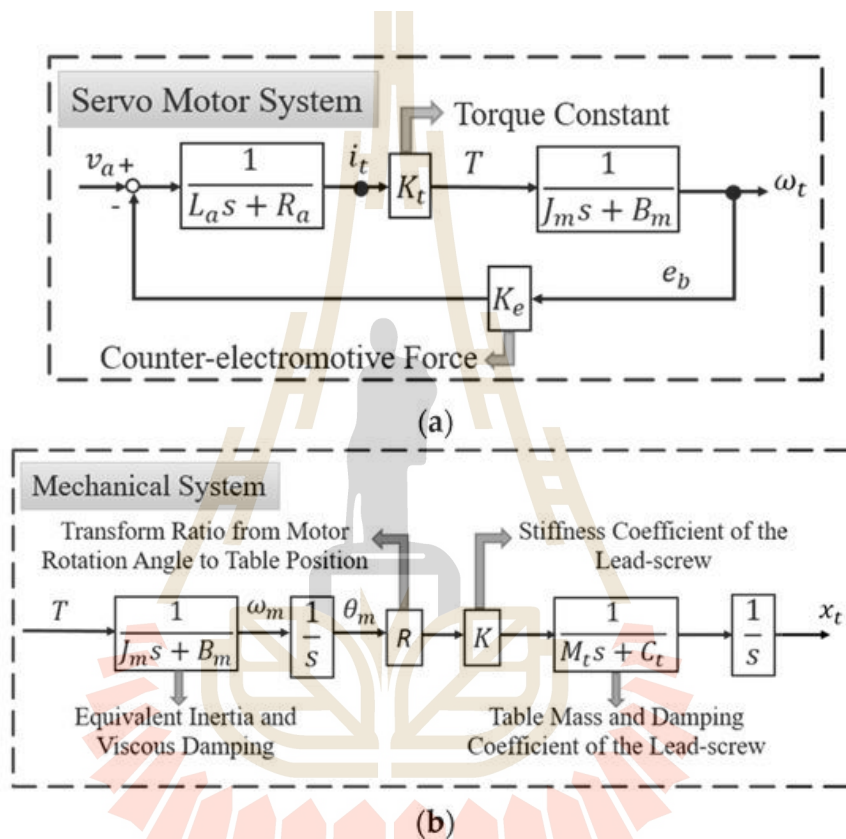
$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_a}{L_a} & 0 & -\frac{K_b}{L_a} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{K_t}{J_m} & 0 & -\frac{B_m}{J_m} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{RK_s}{M_t} & 0 & -\frac{K_s}{M_t} & -\frac{C_t}{M_t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u_t$$

$$y(t) = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix}$$

3.2.3 แบบจำลองของระบบในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function model)

ฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบเป็นการสร้างแบบจำลองเพื่อวิเคราะห์บนโดเมนของความถี่ หรือก็คือ s โดเมนซึ่งการออกแบบตัวควบคุมโดยอาศัยแบบจำลองนี้จะได้ใช้ข้อมูลรายละเอียดของไดนามิกส์ภายในของระบบ (Internal system dynamic) แต่จะเป็นการส่งผ่านสัญญาณเข้าผ่านฟังก์ชันถ่ายโอนโดยตรง ทำให้บางครั้งอาจมีข้อจำกัดหากระบบมีความซับซ้อน

หรือต้องการข้อมูลทางไดนามิกส์ของระบบมาใช้ในการออกแบบร่วมด้วย ความง่ายและไม่ซับซ้อนของแบบจำลองนี้ทำให้บ่อยครั้งจะใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter estimation) หรือการระบุเอกลักษณ์ของระบบ (System Identification) เพื่อใช้ในการจำลองระบบต่อไป ซึ่งในการหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้มีการนำเสนอแบบจำลองในรูปแบบของระบบขับเคลื่อนลิศกรด้วยเซอร์โวมอเตอร์ในรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอนดังรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 ฟังก์ชันถ่ายโอนระบบเซอร์โวมอเตอร์และระบบทางกล

เพื่อตรวจสอบอันดับ (Order) และ type ของระบบจะทำได้โดยการรวมบล็อกโตะแกรมของรูปที่ 3.11 โดยมีสัญญาณอินพุตคือแรงดัน และสัญญาณเอาต์พุตคือ ระยะทางของ lead screw table จะได้ดังสมการที่ 7

$$\frac{X(s)}{V(s)} = \frac{a}{s^5 + bs^4 + cs^3 + ds^2 + es} \tag{3.7}$$

เมื่อ

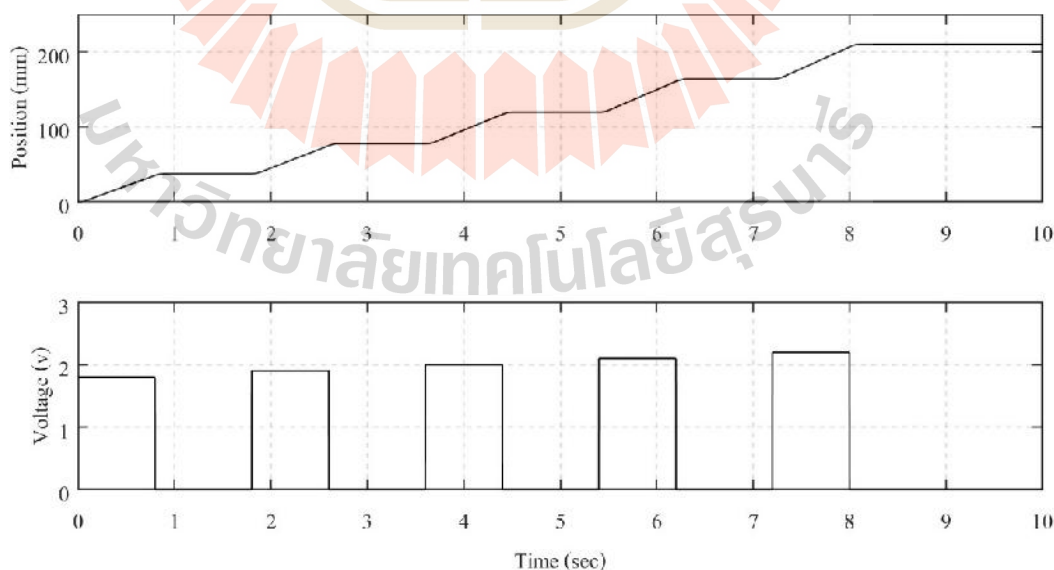
$$a = \frac{KRKt}{M_t L_a J_m}, b = \frac{M_t R_a J_m + M_t L_a B_m + C_t L_a J_m}{M_t L_a J_m},$$

$$c = \frac{M_t R_a B_m + M_t K_t K_b + C_t R_a J_m + C_t L_a B_m + K L_a J_m}{M_t L_a J_m}$$

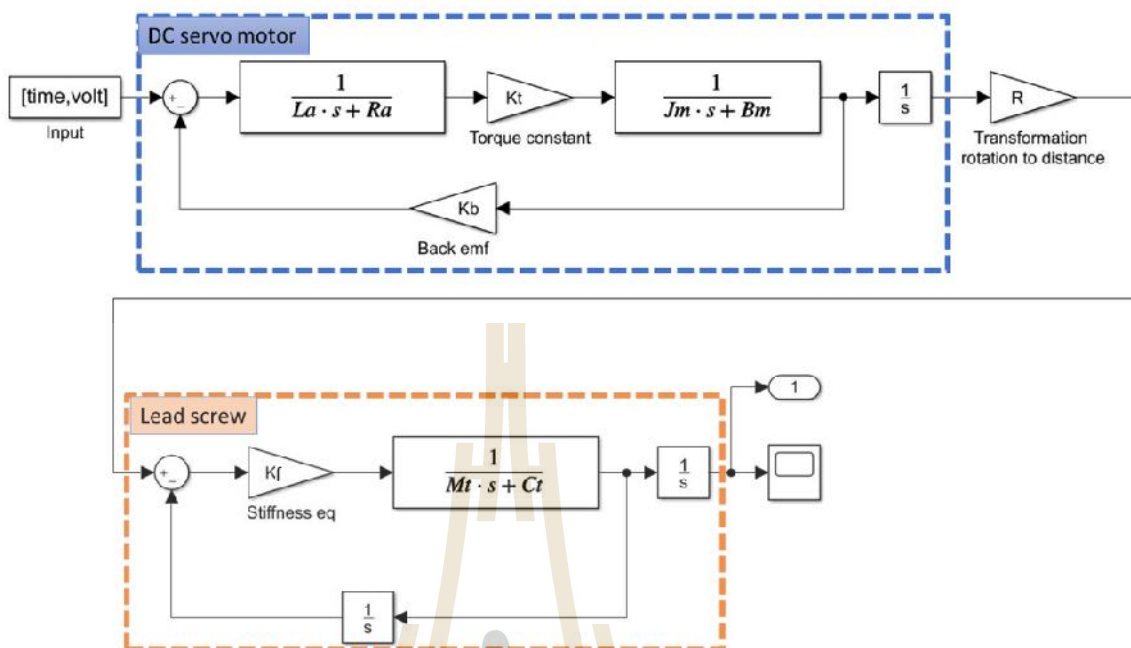
$$d = \frac{C_t R_a B_m + C_t K_t K_b + K R_a J_m + K L_a B_m}{M_t L_a J_m}, e = \frac{K R_a B_m + K K_t K_b}{M_t L_a J_m}$$

3.3 การระบุเอกลักษณ์ของระบบขับเคลื่อนแนวแกน

ในการออกแบบระบบควบคุมและตัวสังเกตรบบจะต้องทราบค่าพารามิเตอร์ของระบบก่อน ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ เพื่อให้ทราบค่าประมาณพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของแบบจำลองที่อธิบายพฤติกรรมทางไดนามิกส์ของระบบจริง ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลจากการทดลองมาใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยวิธีการทดลองนั้นจะทำการวัดสัญญาณอินพุตที่ให้กับระบบ ซึ่งในที่นี้คือ แรงดันไฟฟ้าที่จ่ายให้กับเซอร์โวมอเตอร์โดยที่แรงดันจะเปลี่ยนค่าในช่วง 1.8 ถึง 2.2 โวลต์ และ เอาต์พุตของระบบการทดลองนี้คือระยะทางการเคลื่อนที่ของลิคสกรูโดยลักษณะสัญญาณที่ได้แสดงดังรูปที่ 3.12 จากนั้น จะทำการสร้าง Block diagram ดังแสดงรูปที่ 3.13 ในโปรแกรม MATLAB Simulink สำหรับสมการของระบบในรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนโดยจะประกอบไปด้วยพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการประมาณค่า

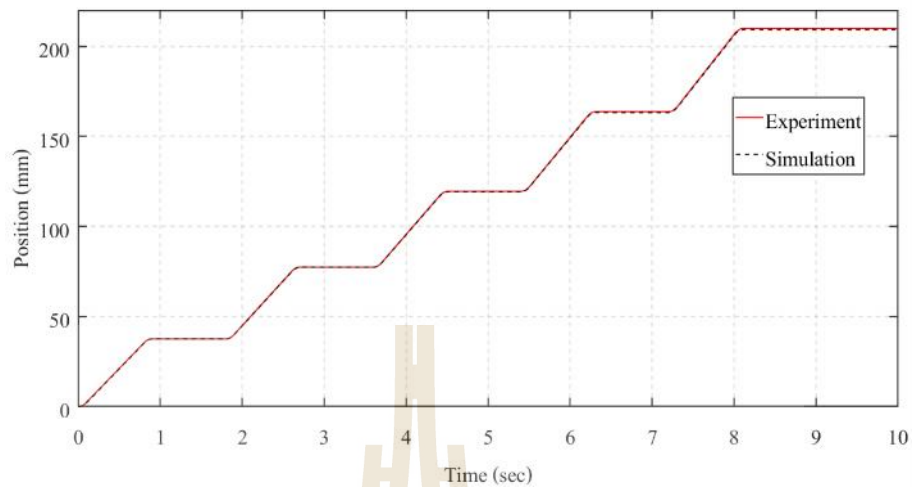


รูปที่ 3.12 สัญญาณอินพุตและเอาต์พุตของระบบสำหรับทำการระบุเอกลักษณ์



รูปที่ 3.13 Block diagram ที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ใน Simulink

สำหรับการทดลองจะใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตป้อนเข้าแบบจำลองฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบ โดยจะประกอบไปด้วย พารามิเตอร์ของลีดกรูและเซอร์โวมอเตอร์ ซึ่งจะต้องกำหนดค่าเริ่มต้นของแต่ละพารามิเตอร์ ในการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดนั้นจะใช้วิธีการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Least Squares Method) เพื่อลดค่าความผิดพลาดระหว่างผลการทดลองกับแบบจำลองซึ่งค่าผลรวมความผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum square error, SSE) มีค่าเท่ากับ 0.000439 % ผลการประมาณค่าแบบจำลองแสดงดังรูปที่ 3.14 และตารางที่ 3.1 ซึ่งแสดงค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ได้จากการประมาณค่า



รูปที่ 3.14 เปรียบเทียบผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ

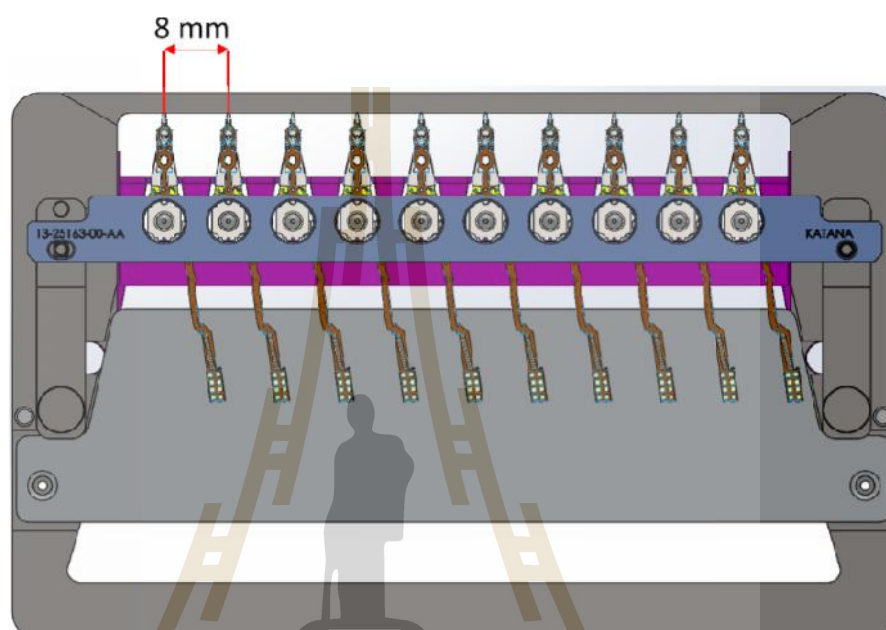
ตารางที่ 3.1 พารามิเตอร์ของระบบจากการประมาณค่า

Parameter	Average	Unit
B_m	6.4741	($N\ m\ s / rad$)
J_m	10.27	($Kg\ m^2$)
K_f	5.1885×10^6	(N / m)
K_b	0.0294	($V\ s / rad$)
K_t	7.3892×10^6	($N\ m / A$)
L_a	24.338	(H)
M_t	7	(Kg)
R	0.7958	-
R_a	1165.2	(Ω)

3.4 การทดสอบระบบควบคุม

ในหัวข้อนี้เป็นการทดสอบระบบควบคุมที่ได้ออกแบบไว้ว่าสามารถทำงานได้อย่างที่ต้องการหรือไม่ ซึ่งแบ่งการทดสอบออกเป็น 2 กรณี ได้แก่ 1. การทดสอบด้วยอินพุตแบบความชัน (Ramp input) 2. การออกแบบผลตอบสนองของระบบโดยดูจากเวลาเข้าสู่สถานะคงตัว (Settling

time) และการติดตามตำแหน่งที่ต้องการ (Tracking reference input) โดยที่ระยะห่างของหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ในพาเลตจะอ้างอิงตำแหน่งของการเคลื่อนที่ ดังรูปที่ 3.15 ซึ่งหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์แต่ละชิ้นจะมีระยะห่างเท่ากับ 8 มิลลิเมตร



รูปที่ 3.15 ระยะในการเคลื่อนที่ตามระยะห่างของ HGA ในพาเลต

โดยหากต้องการกำหนดผลการตอบสนองตามที่ต้องการ จะอาศัยเทคนิคการวางโพลของระบบวงปิด (Close loop pole) สำหรับระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะ ซึ่งในที่นี้จะออกแบบระบบแบบหน่วงเกิน (Over damp response) เท่ากับ 2 วินาที ในการออกแบบจะใช้ข้อมูลจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ได้จากการประมาณค่าโดยตัวสังเกต (Observer) และจัดอยู่ในรูปของเมทริกซ์ เพื่อคำนวณหาค่าอัตราขยายของการป้อนกลับตัวแปรสถานะ K อัตราขยายของตัวควบคุม K , และ อัตราขยายของตัวสังเกต L โดยการวางโพลในตำแหน่งที่ต้องการ ด้วยวิธีของแอกเคอแมนต์ (Ackermann's formula) ซึ่งรายละเอียดจะแสดงต่อไปดังนี้

จากเมทริกซ์ของระบบจะได้

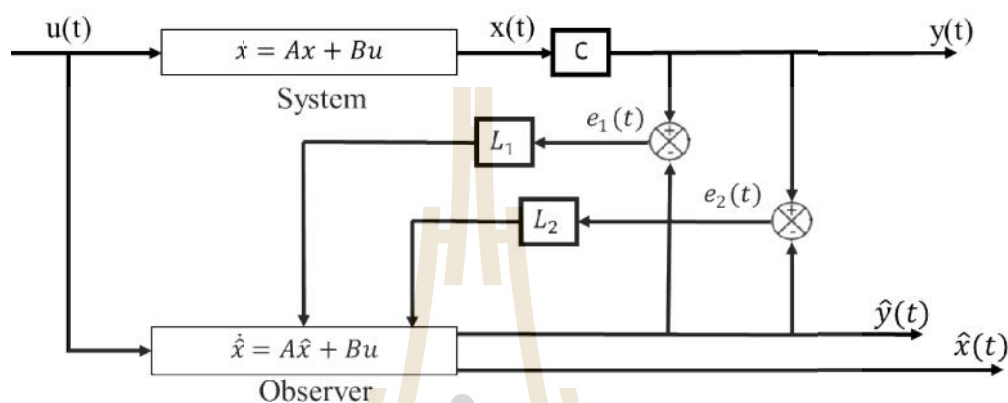
$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_a}{L_a} & 0 & -\frac{K_b}{L_a} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{K_t}{J_m} & 0 & -\frac{B_m}{J_m} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{RK_f}{M_t} & 0 & -\frac{K_f}{M_t} & -\frac{C_t}{M_t} \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} -47.87574985 & 0 & -0.00120798 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 7.19493670 & 0 & -0.63038948 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 5.89858328 \times 10^5 & 0 & -7.41214285 \times 10^5 & -1.50942857 \times 10^3 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.0411 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, C = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0], D = [0]$$

ในการออกแบบตัวสังเกตของระบบดังที่แสดงในรูป 3.16 และจากรูปจะเห็นได้ว่าระบบตรวจสอบความผิดปกติของเซ็นเซอร์จะมีค่าเมทริกซ์อัตราขยายของตัวสังเกต (State observer gain matrix) อยู่ 2 ตัวคือค่าเมทริกซ์อัตราขยายของตัวสังเกตสำหรับลิเนียร์เซ็นเซอร์และสำหรับโหลดรีเอ็นโค้ดเดอร์ โดยจะต้องหาค่า L ที่ทำให้

ระบบพลวัตของสัญญาณความผิดพลาดเข้าใกล้ศูนย์ให้เร็ว ซึ่งจะทำให้ค่าประมาณตัวแปรสถานะของตัวสังเกตู่เข้าใกล้เคียงค่าจริงของตัวแปรสถานะระบบจริง ซึ่งสามารถหาค่าอัตราขยายของตัวสังเกตได้ ดังนี้



รูปที่ 3.16 ตัวสังเกตระบบวงเปิด

ค่าตัวแปรสถานะของระบบที่อยู่ในรูป State Space Form คือ

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

ตัวสังเกตของระบบพลศาสตร์ที่ต้องการจะทำการควบคุมมีรูปแบบดังนี้คือ

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L_1[y - C\hat{x}] + L_2[x - \hat{x}] \quad ; \text{เมื่อ } L_1 = L_2 = L \quad (3.9)$$

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

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

จัดรูปสมการที่ 2 จะได้

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + L[y - C\hat{x}] + L[x - \hat{x}] \\ \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + 2L[y - C\hat{x}] \\ \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + 2LC[x - \hat{x}] \end{aligned} \quad (3.10b)$$

พิจารณานำสมการที่ 8 ลบด้วยสมการที่ 10b จะได้

$$\begin{aligned}\dot{x} - \dot{\hat{x}} &= Ax + Bu - A\hat{x} - B\hat{u} - 2LC(x - \hat{x}) \\ \dot{e} &= Ax + Bu - A\hat{x} - B\hat{u} - 2LC(x - \hat{x}) \quad \text{เมื่อ } (\dot{x} - \dot{\hat{x}}) = \dot{e} \\ \dot{e} &= (A - 2LC)e \quad \text{เมื่อ } (x - \hat{x}) = e\end{aligned}\quad (3.11c)$$

จากสมการพหุนามลักษณะเฉพาะสำหรับเมทริกซ์ A คือ

$$[SI_{5 \times 5} - (A - 2LC)] = s^n + a_1 s^{n-1} + \dots + a_{n-1}s + a_n \quad (3.12)$$

เทียบกับสมการ

$$s^5 + 3900s^4 + 5.9 \times 10^6 s^3 + 43 \times 10^8 s^2 + 15 \times 10^{11} s + 2 \times 10^{14} = 0 \quad (3.13)$$

จะได้

$$[SI_{5 \times 5} - (A - 2LC)] = s^5 + 3900s^4 + 5.9 \times 10^6 s^3 + 43 \times 10^8 s^2 + 15 \times 10^{11} s + 2 \times 10^{14} \quad (3.14)$$

ซึ่งเป็นการหาเมทริกซ์ของอัตราขยายของตัวสังเกต โดยจะมีค่า L ทั้งหมด 5 ค่าด้วยกันดังนี้

$$\begin{bmatrix} S & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & S & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & S & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & S & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & S \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{R_a}{L_a} & 0 & -\frac{K_b}{L_a} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{K_t}{J_m} & 0 & -\frac{B_m}{J_m} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{RK_f}{M_t} & 0 & -\frac{K_f}{M_t} & -\frac{C_t}{M_t} \end{bmatrix} + 2 \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \\ L_4 \\ L_5 \end{bmatrix} [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0] =$$

$$s^5 + 3900s^4 + 5.9 \times 10^6 s^3 + 43 \times 10^8 s^2 + 15 \times 10^{11} s + 2 \times 10^{14}$$

จะได้

$$(1477.4 + 2L_4)s^4 = 3900s^4$$

$$L_4 = 1.2113 \times 10^3$$

$$(8.114 \times 10^5 + 2L_5 + 2954.9L_4)s^3 = 5900000s^3$$

$$L_5 = 7.5466 \times 10^5$$

$$(3.7239 \times 10^7 + 97L_5 + 1.4042 \times 10^5 L_4 + 1.1797 \times 10^6 L_2)s^2 = 43 \times 10^8 s^2$$

$$L_2 = 3.4072 \times 10^3$$

$$(1798.6 \times 7.5466 \times 10^5 + 2.57 \times 10^6 L_3 + 5.7224 \times 10^7 \times 3.4072 \times 10^3 + 6.6659 \times 10^8)s = 15 \times 10^{11} s$$

$$L_3 = 1.2672 \times 10^3$$

$$(5.648 \times 10^7 L_3 + 1.0609 \times 10^9 L_2 + 8.488 \times 10^{11} L_1) = 2 \times 10^{14}$$

$$L_1 = 147.0504$$

หามatrice อัตราขยายของตัวสังเกตได้ ดังนี้

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \\ L_4 \\ L_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 147.0504 \\ 3.4072 \times 10^3 \\ 1.2672 \times 10^3 \\ 1.2113 \times 10^3 \\ 7.5466 \times 10^5 \end{bmatrix}$$

ในการออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะจะต้องวิเคราะห์ความสามารถในการควบคุมได้และความสามารถในการสังเกตได้เสียก่อน โดยวิธีการตรวจสอบจะใช้เมทริกซ์ P_c และ P_o

$$P_c = [B \quad AB \quad A^2B \dots A^{n-1}B]$$

$$= \begin{bmatrix} 9.4823 \times 10^3 & -4.5907 \times 10^3 & 0 & 2.2149 \times 10^9 & -1.068 \times 10^{12} & 515.5849 \times 10^{12} \\ 0 & 0 & 28.473 \times 10^3 & -13.825 \times 10^6 & 6.6704 \times 10^9 & -3.2183 \times 10^{12} \\ 0 & 28.473 \times 10^3 & -13.825 \times 10^6 & 6.6704 \times 10^9 & -3.2183 \times 10^{12} & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 582.089 \times 10^9 & \\ 0 & 0 & 0 & 582.089 \times 10^9 & -3.498 \times 10^{15} & \end{bmatrix}$$

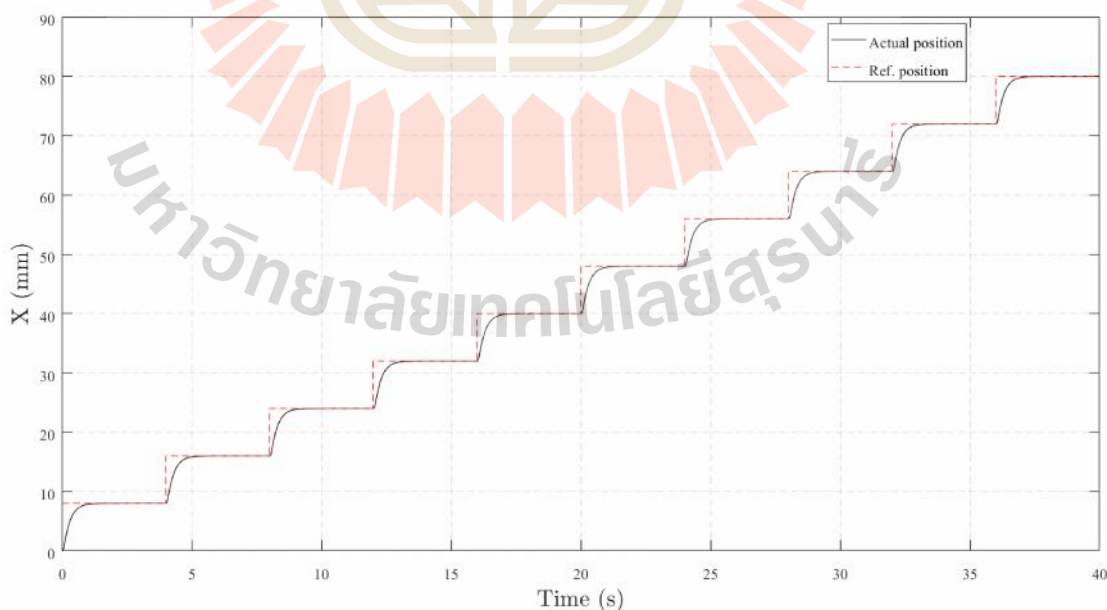
$$P_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 20.443 \times 10^6 & 0 & -25.558 \times 10^6 & -5.524 \times 10^3 \\ 0 & -112.930 \times 10^9 & 20.443 \times 10^6 & 141.189 \times 10^9 & 4.957 \times 10^6 \\ 61.387 \times 10^6 & 101.348 \times 10^{12} & -112.958 \times 10^9 & -126.708 \times 10^{12} & 113.802 \times 10^9 \end{bmatrix}$$

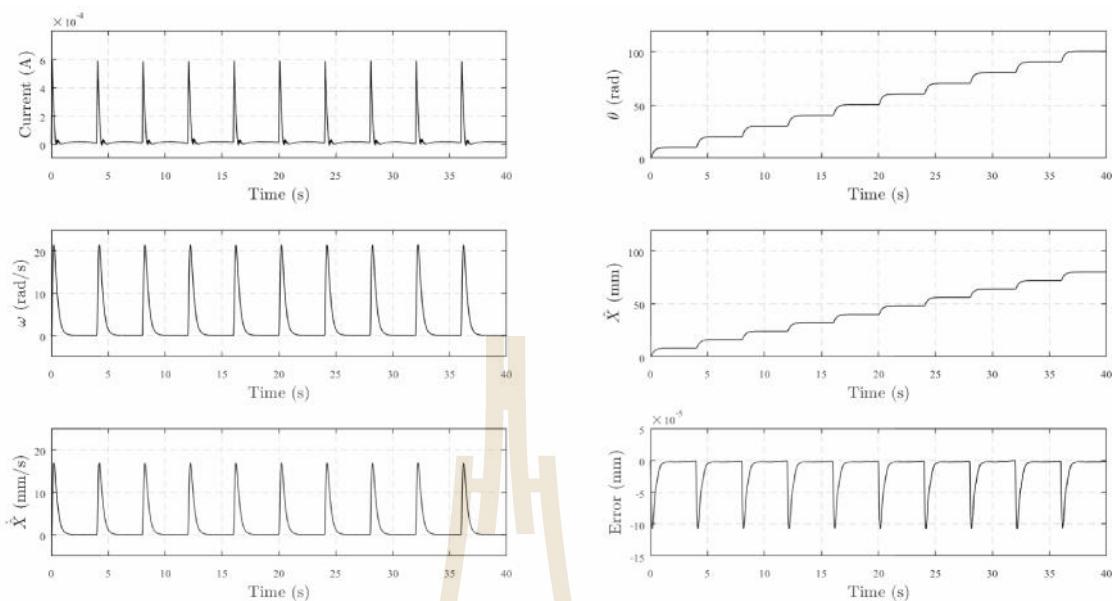
หากต้องการให้ระบบมีความสามารถในการควบคุมและการสังเกตได้จะต้องหาค่าดีเทอร์มิแนนต์ของเมทริกซ์ P_c และ P_o ซึ่งพบว่าไม่เท่ากับ 0 ดังนั้น จึงยืนยันได้ว่าระบบมีความสามารถในการควบคุมและการสังเกตได้ ดังนั้น จึงสามารถออกแบบระบบควบคุมต่อไป

3.4.1 กรณีที่ 1 ผลตอบสนองในการติดตามอินพุตอ้างอิง

การทดสอบการเคลื่อนที่ตามตำแหน่งของหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์บนพาเลตซึ่งมีทั้งหมด 10 ชั้นงาน และมีระยะห่างในแต่ละชั้นงานเท่ากับ 8 มิลลิเมตร ซึ่งความสามารถในการติดตามอินพุตทดสอบจะทำโดยวิธีเปลี่ยนค่าเอาต์พุตที่สนใจในช่วงที่เป็นเส้นตรงหรือที่ทำการหาแบบจำลอง ผลที่ได้แสดงในรูปที่ 3.17 และ 3.18 ซึ่งแสดง ตัวแปรสถานะที่ประมาณได้จากตัวสังเกตในการทดสอบการติดตามอินพุตอ้างอิง



รูปที่ 3.17 การทดสอบการติดตามอินพุตอ้างอิง



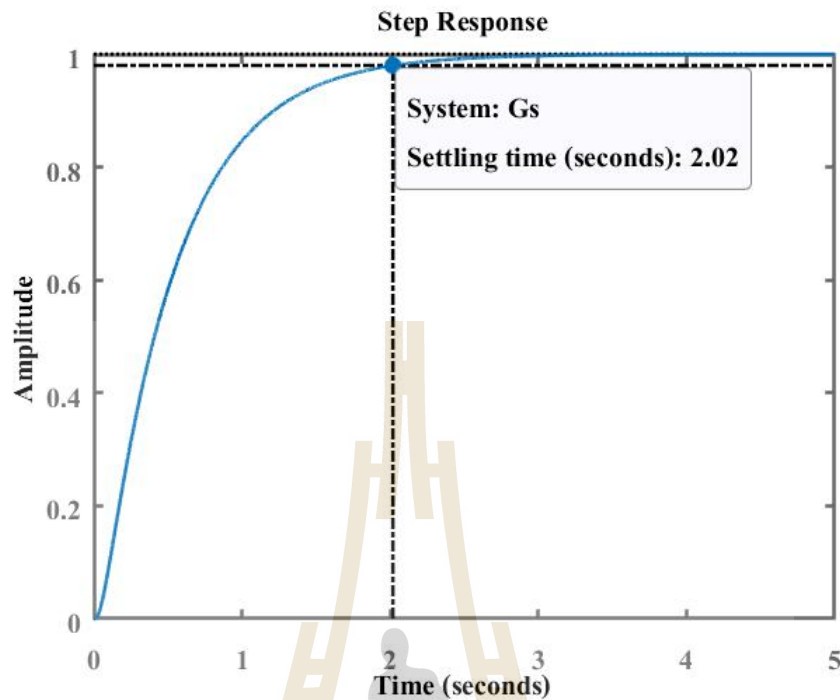
รูปที่ 3.18 ตัวแปรสถานะที่ประมาณได้จากตัวสังเกตในการทดสอบการติดตามอินพุตอ้างอิง

3.4.2 กรณีที่ 2 ผลตอบสนองของระบบตามเวลาเข้าสู่สถานะคงตัว

การกำหนดเวลาเข้าสู่สถานะคงตัวจะใช้เทคนิคการวางโพลเด่น ซึ่งจะกำหนดให้มีค่าเวลาเข้าสู่สถานะคงตัวเท่ากับ 2 วินาที ดังนั้น จะได้ โพลเท่ากับ $(s_1 = -2, s_2 = -20)$ จากนั้นทำการหาค่าอัตราขยาย K และ K_1 ผ่านวิธีการของแอกเคอร์มันต์ จะต้องวางโพลอีก 4 ตัว โดยที่ต้องห่างจากโพลเด่นอย่างน้อย 10 เท่า เนื่องจากระบบมีอันดับเท่ากับ 5 เพื่อไม่ให้กระทบต่อผลตอบสนองของระบบ โดยจะเลือกวางโพลที่เหลือ คือ $s_3 = -400, s_4 = -400, s_5 = -400, s_6 = -400$ จากการคำนวณจะได้ค่าอัตราขยาย ดังตารางที่ 3.2 และผลตอบสนองของการออกแบบแสดงในรูปที่ 3.19 ถึง 3.21

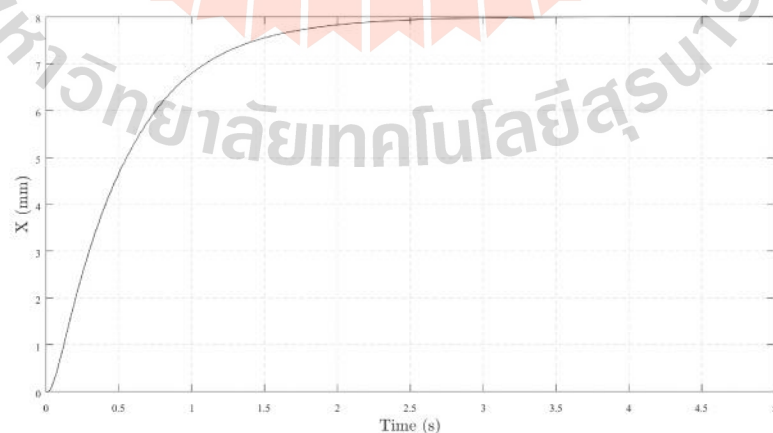
ตารางที่ 3.2 อัตราขยายของการป้อนกลับและอัตราขยายของตัวควบคุม

Settling time (Sec)	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_1
2	1559.221	2259.298	2.813	-2806.143	-7.563	58.723

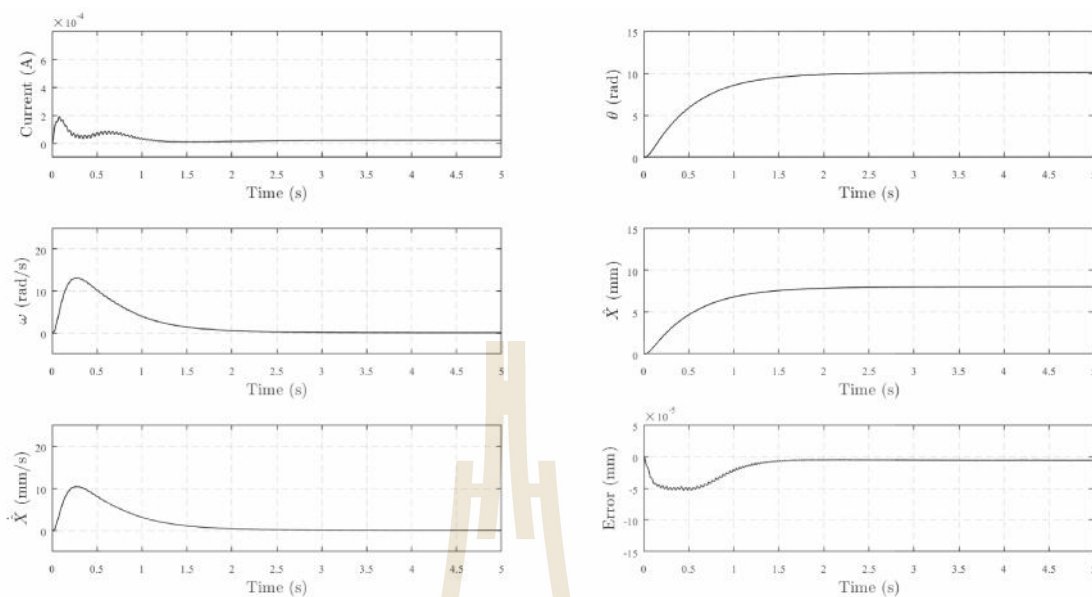


รูปที่ 3.19 ผลตอบจากการออกแบบ กรณีกำหนดเวลาเข้าสู่สภาวะคงตัวเท่ากับ 2 วินาที

จากการทดสอบกับระบบควบคุมโดยจะได้ตัวแปรสถานะต่าง ๆ ซึ่งประกอบไปด้วย 1. ค่ากระแสของระบบที่ได้จากตัวสังเกต 2. ความเร็วเชิงมุมที่ได้จากตัวสังเกต 3. ค่าความเร็วที่ได้จากตัวสังเกต 4. ตำแหน่งการเคลื่อนที่เชิงมุมที่ได้จากตัวสังเกต 5. ตำแหน่งของการเคลื่อนที่ซึ่งเป็นเอาต์พุตของระบบและ 6. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของระบบกับตัวสังเกต



รูปที่ 3.20 ผลตอบสนองของตำแหน่งการเคลื่อนที่จริงที่เวลาเข้าสู่สภาวะคงตัว 2 วินาที



รูปที่ 3.21 ตัวแปรสถานะที่ได้จากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกตที่เวลาเข้าสู่สภาวะคงตัว 2 วินาที

การออกแบบค่าระยะการเคลื่อนที่เชิงเส้น X เป็นสัดส่วนโดยตรงกับการหมุน θ ผ่านตัวแปร R ที่เป็นสัมประสิทธิ์การเปลี่ยนแปลงจากการหมุนเป็นเชิงเส้นจากผลการทดสอบระบบจะเห็นได้ว่าการตอบสนองของระบบจริงสามารถตอบสนองได้อย่างถูกต้องตามที่ออกแบบไว้ หากวิเคราะห์จากรูปที่ 3.19 และ 3.20 เมื่อเวลาเข้าสู่สภาวะคงตัวค่ากระแสที่ประมาณได้จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง รวมไปถึงความเร็วของการเคลื่อนที่ เพื่อให้ระบบเข้าสู่สภาวะคงตัวตามเวลาที่กำหนด นอกจากนี้ จะพบว่าค่าความผิดพลาดในการประมาณค่าเอาต์พุตระบบของตัวสังเกต (Estimation Error) จะมีค่าที่มากในช่วงผลการตอบสนองแบบชั่วคราว (Transient response) และคงที่ในช่วงการตอบสนองแบบคงตัว (Steady state response)

3.5 การออกแบบการทดลองกรณีลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์บกพร่องและการชดเชยค่า

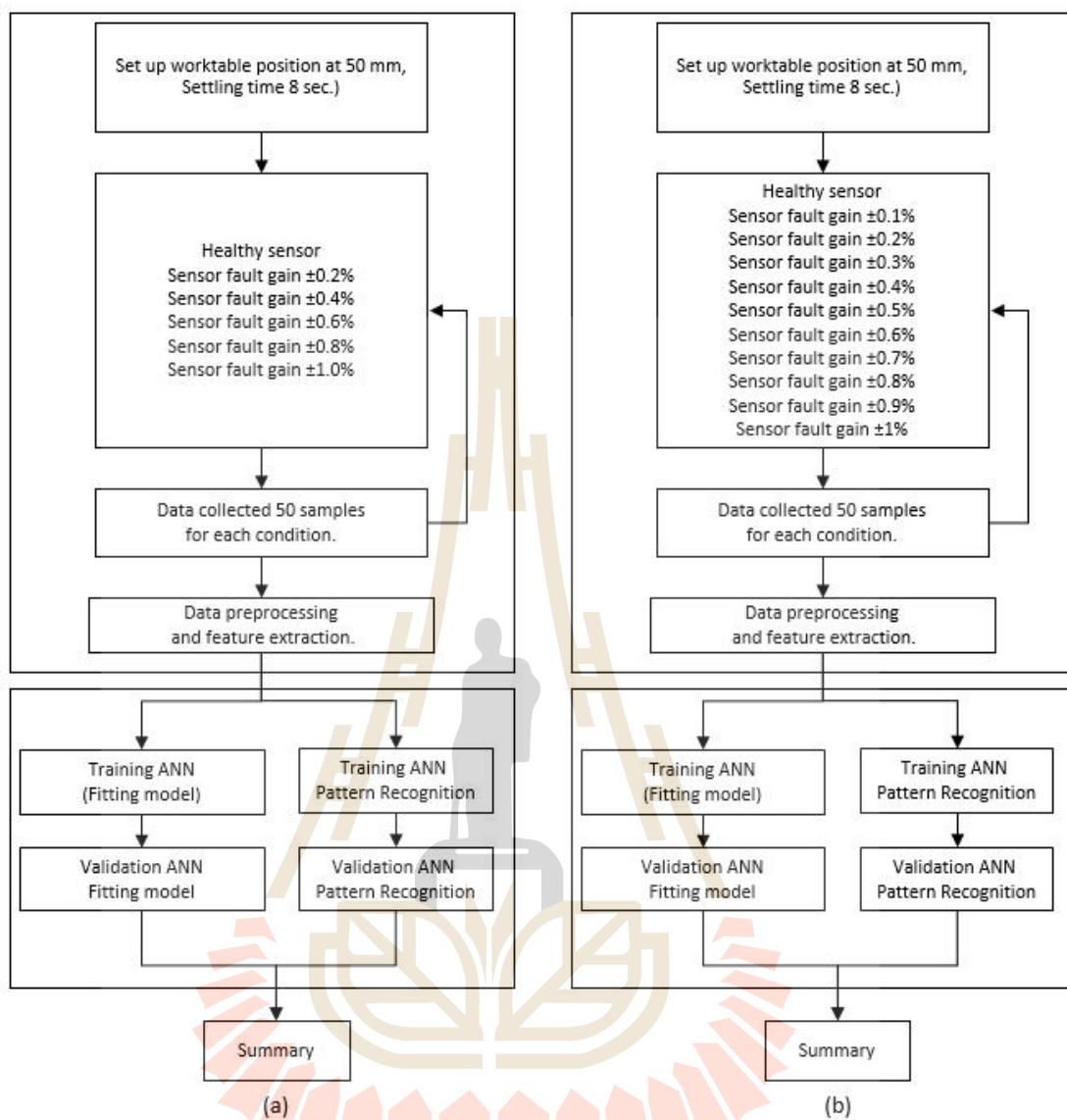
ลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ หรือลิเนียร์เซ็นเซอร์ ทำหน้าที่ในการวัดระยะเคลื่อนที่แนวแกนของลิตสกรูและทำหน้าที่ป้อนกลับสัญญาณเพื่อให้ชุดมอเตอร์เคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่กำหนด ในเครื่องหยอดกาวและติดหัวอ่านเขียน สภาวะของลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ หรือลิเนียร์เซ็นเซอร์ บกพร่องเป็นการจำลองการทำงานของระบบในขณะที่ชิ้นส่วนที่เป็นตัววัดการเคลื่อนที่ที่เกิดข้อบกพร่องเนื่องจากเครื่องจักรในกระบวนการผลิตหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไดร์ฟมีการทำงานด้วยความเร็ว

สูงและต่อเนื่องทำให้โอกาสที่จะเกิดการบดพร่องหรือเสียหายสูง ในงานวิจัยนี้จะทำการทดลองโดยแบ่งการทดลองออกเป็น 2 ส่วนคือ

3.5.1 การออกแบบการทดลองกรณีลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์บดพร่องจำลองเพื่อเปรียบเทียบการคัดแยก

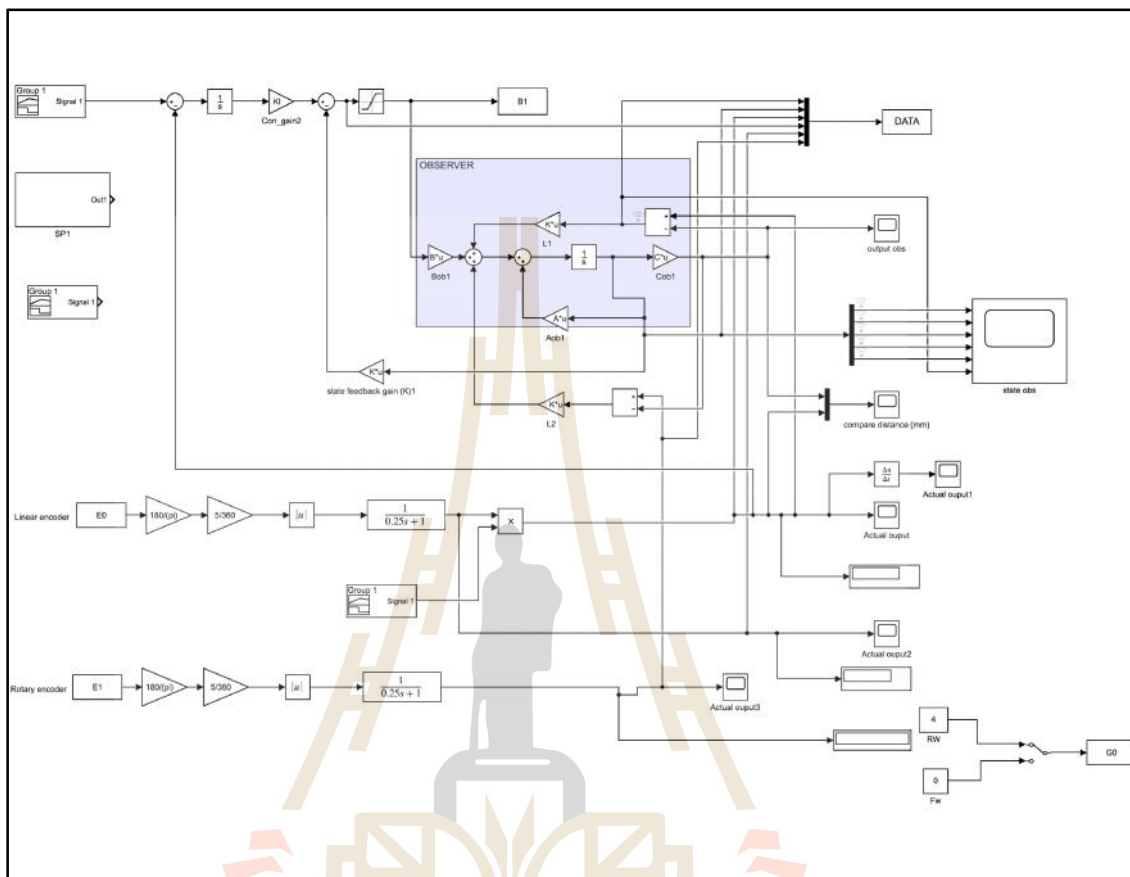
งานวิจัยนี้จะทำการจำลองสภาวะข้อบกพร่องของลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์ 2 กรณี โดยกรณีที่ 1 จะแบ่งช่วงของสภาวะ เช่น เซอร์รับพร่อง ตั้งแต่ -1 ถึง 1 % โดยเพิ่มครั้งละ 0.2% รวมทั้งหมด 10 กรณีบดพร่องและ 1 สภาวะปกติ และกรณีที่ 2 แบ่งช่วงของสภาวะ เช่น เซอร์รับพร่อง ตั้งแต่ -1 ถึง 1 % โดยเพิ่มครั้งละ 0.1% รวมทั้งหมด 20 กรณีบดพร่องและ 1 สภาวะปกติ และเก็บข้อมูลกรณีละ 50 ค่า เพื่อสร้างโมเดล โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม(ANN) แบบ Pattern recognition และ แบบ Fitting model เพื่อทดสอบการคัดแยกข้อบกพร่องและเปรียบเทียบความสามารถในการแยกแยะระหว่าง 2 วิธีคือ แบบ Pattern recognition และ แบบ Fitting model และทำการเปรียบเทียบความสามารถในการแยกแยะข้อบกพร่องเมื่อเพิ่มความละเอียดมากขึ้นจาก 0.2 % เป็น 0.1% โดยในการทดลองจะออกแบบตัวควบคุมและกำหนดเส้นทางการเคลื่อนที่ของระบบด้วยระยะทาง 50 มิลลิเมตร เพื่อคุณลักษณะของสัญญาณเอาต์พุตและตัวแปรจากการประมาณค่าด้วยตัวสังเกตในแต่ละสภาวะที่ลิเนียร์เอ็นโค้ดเดอร์เกิดข้อบกพร่อง โดยขั้นตอนการทดลองแสดงดังรูปที่ 3.22





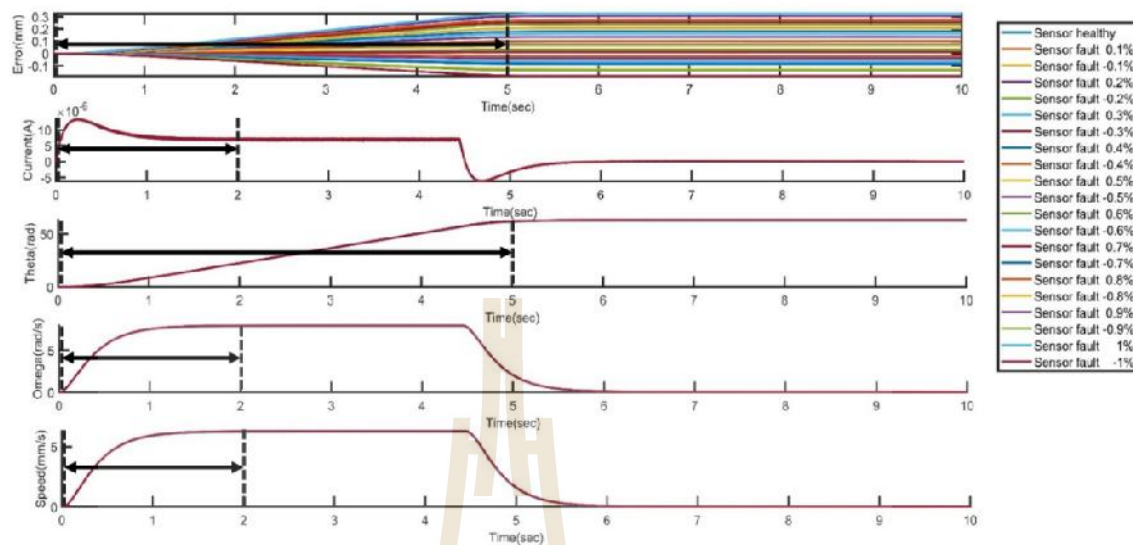
รูปที่ 3.22 ขั้นตอนการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม (a) 0.2%,(b) 0.1%

สำหรับงานวิจัยนี้ได้ทำการออกแบบชุดควบคุมมอเตอร์และเก็บข้อมูลของโดยใช้โปรแกรม Matlab Simulink โดยบล็อกไดอะแกรมสำหรับชุดควบคุมและเก็บข้อมูล แสดงดังรูปที่ 3.23



รูปที่ 3.23 บล็อกไดอะแกรมสำหรับชุดควบคุมและเก็บข้อมูล

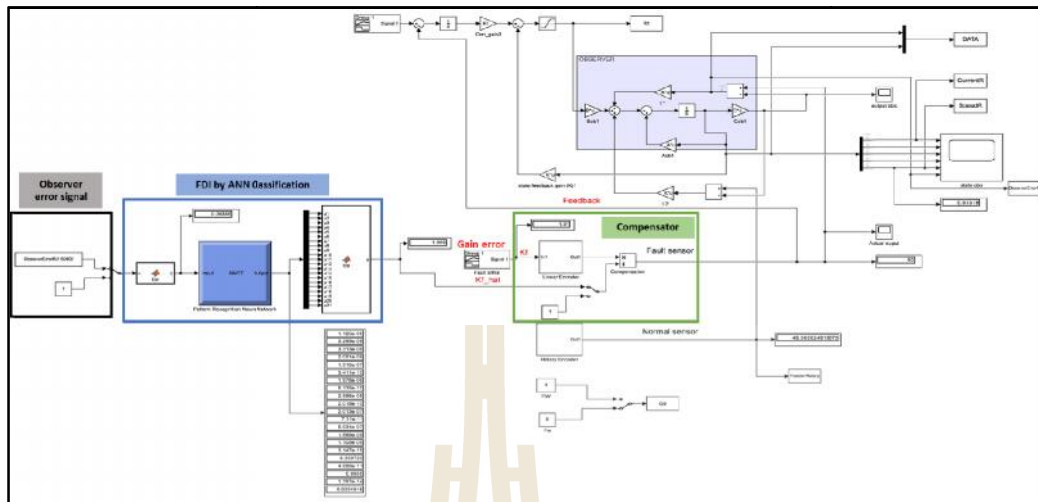
โดยงานวิจัย จะพิจารณาเลือก ค่าพารามิเตอร์ที่สนใจ 5 ตัว ได้แก่ Observer error , Theta , Omega, Speed, และ Current โดยทำการเลือกข้อมูล เพื่อใช้ในการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลและนำไปเทรนระบบโครงข่ายประสาทเทียมต่อไปทั้งแบบ Pattern recognition และแบบ Fitting model โดยในแต่ละ พารามิเตอร์นั้นได้เลือกช่วงข้อมูลในช่วง ผลตอบสนองชั่วขณะของพารามิเตอร์นั้น ๆ โดยที่ ค่า Observer error และ Theta เลือกข้อมูลช่วง 1-5000 millisecond. และ Omega, Speed, Current เลือก data ช่วง 1-2000 millisecond. ดังรูป ที่ 3.24



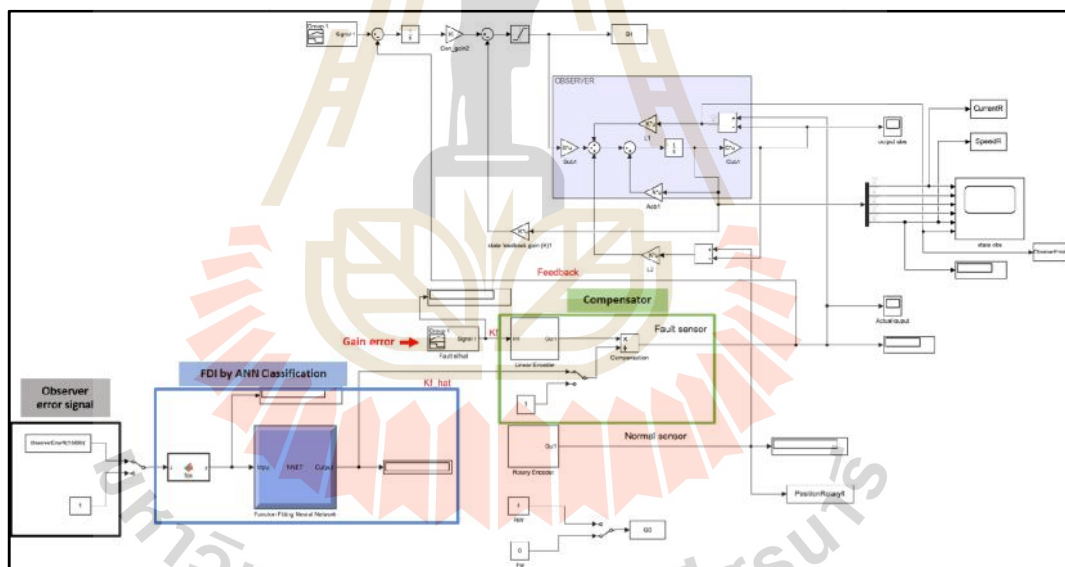
รูปที่ 3.24 การเลือกช่วงข้อมูลสำหรับการเตรียม โมเดล

3.5.2 การออกแบบการทดลองสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์เมื่อเกิดข้อบกพร่อง

งานวิจัยนี้จะทำการออกแบบระบบชดเชยข้อบกพร่องโดยอาศัยเทคนิค Gain scheduling หรือ ชดควบคุมตามสถานะ โดยการทดลองนี้จะทำการเปรียบเทียบความสามารถในการเปรียบเทียบการชดเชย 2 แบบ คือ แบบ Continuous gain scheduling และ Discrete gain scheduling โดยงานวิจัยนี้ได้ทำการออกแบบชุดทดลองโดยใช้ โปรแกรม Matlab Simulink โดยแยกเป็น 2 วิธี คือ 1) Discrete gain scheduling และ 2) Continues gain scheduling ดังรูปที่ 3.25 และ 3.26 ตามลำดับ



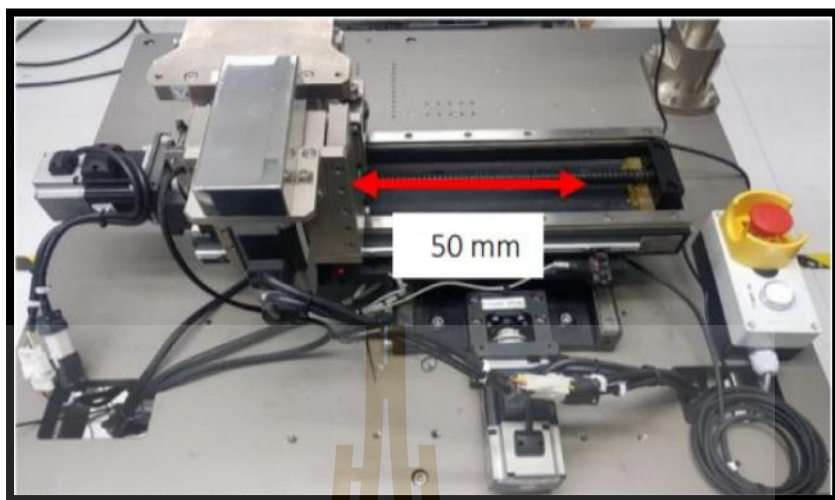
รูปที่ 3.25 ชุดควบคุมแบบ Discrete gain scheduling



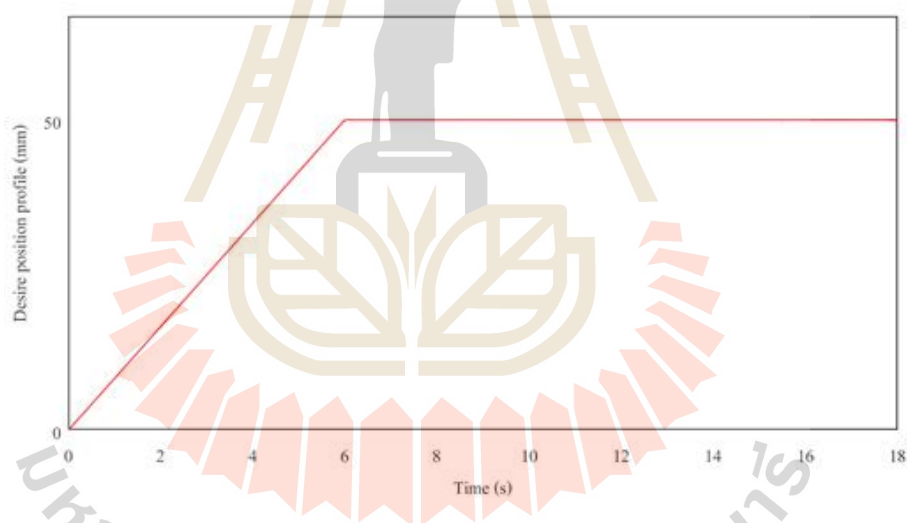
รูปที่ 3.26 ชุดควบคุมแบบ Continues gain scheduling

3.5.3 การกำหนดเงื่อนไขการทำงานของระบบ

ในงานวิจัยนี้จะทำการทดสอบโดยให้ชุดมอเตอร์เคลื่อนที่เป็นระยะทาง 50 mm ตามเงื่อนไขในการทำงานของระบบผ่านการออกแบบตัวควบคุมและกำหนดระยะเวลาเคลื่อนที่ตามที่ต้องการดังรูปที่ 3.27 ซึ่งลักษณะของอินพุตที่ใช้ทดสอบแสดงในรูปที่ 3.28



รูปที่ 3.27 ทิศทางและระยะการเคลื่อนที่ในการทดลอง



รูปที่ 3.28 รูปแบบของอินพุตทดสอบที่ใช้ในการทดลอง

3.5.4 การจำลองสถานะเซ็นเซอร์บกพร่อง

ในงานวิจัยนี้จะทำการจำลองความบกพร่องของลิเนียร์เซ็นเซอร์โดยการปรับค่าอัตราขยายป้อนกลับของเซ็นเซอร์เท่ากับค่าที่ต้องการทดสอบสำหรับการทดลองแต่ละกรณี คือ $\pm 0.1\%$, $\pm 0.2\%$, $\pm 0.3\%$, $\pm 0.4\%$, $\pm 0.5\%$, $\pm 0.6\%$, $\pm 0.7\%$, $\pm 0.8\%$, $\pm 0.9\%$ และ $\pm 1\%$

บทสรุป

ในการวางแผนวิธีการดำเนินงานวิจัยจะต้องมีความรู้พื้นฐาน เกี่ยวกับการออกแบบระบบควบคุมและการตรวจสอบความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ และมีความเข้าใจหลักการทฤษฎีการหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ หลักการทำงานพื้นฐานเกี่ยวกับ ฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ ของระบบการทดลองที่ออกแบบไว้ ซึ่งสามารถแบ่งแผนการดำเนินงานวิจัยออกเป็น 4 ส่วน ได้แก่

ส่วนที่ 1 เป็นส่วนของทฤษฎีการออกแบบระบบควบคุมและการตรวจสอบความผิดพลาดของระบบและการออกแบบระบบควบคุมแบบเซอร์โวร่วมกับตัวสังเกต ซึ่งในการออกแบบตัวสังเกตระบบนั้นใช้หลักการวางโพลของระบบซึ่งจะทำให้ระบบมีเสถียรภาพ และการหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบเพื่อให้การจำลองการทำงานของระบบมีความถูกต้อง ในการสร้างโมเดลแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องเข้าใจในการออกแบบการทดลองเพื่อใช้ในการเก็บข้อมูล เลือกข้อมูล จัดการรูปแบบข้อมูล เพื่อให้เหมาะสมสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพความถูกต้องของโมเดลที่สูงและสามารถใช้งานได้จริงในการชดเชยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ให้กับระบบ สำหรับการตรวจสอบความผิดปกติของเซ็นเซอร์และชดเชยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ให้กับระบบ

ส่วนที่ 2 ศึกษาหลักการทำงานของเครื่องจักรความเร็วสูง และออกแบบชุดทดลองการทำงานของเครื่องจักรความเร็วสูงที่จะใช้ในการทดลองด้วยโปรแกรม Solidworks โดยจะต้องเข้าใจหลักการทำงานของเซอร์โวมอเตอร์ ลิคตสกรู ลิเนียร์เซ็นเซอร์ ลิเนียร์เบริงและระยะการเคลื่อนที่ผิดพลาดที่ยอมรับได้สำหรับลิเนียร์เซ็นเซอร์ และระบบวงจรไฟฟ้าในการควบคุมระบบ การทำงานของบอร์ด RAPCON ซึ่งใช้ในการควบคุมระบบทั้งหมดผ่านโปรแกรม Matlab/Simulink 2017a

ส่วนที่ 3 สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้โปรแกรม Matlab/Simulink 2017a ในการทดลองทั้งหมดเนื่องจากใช้ภาษารูปภาพในการเขียน (Graphics language) ซึ่งง่ายต่อการใช้งานและไม่ซับซ้อนมองเห็นภาพ เนื่องจากการใช้งานเป็น block tool ต่าง ๆ ให้เลือกใช้ใช้งานมากมายทั้ง Input และ Output สามารถจำลองการทำงานของระบบหลังจากที่ได้ออกแบบไว้ได้ โดยเชื่อมต่อกับบอร์ด RAPCON เพื่อควบคุมระบบ และยังมีเครื่องมือสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งแบบ การหารูปแบบและการถอดอยเชิงเส้น ซึ่งจะแบ่งขั้นตอนการทดลองได้ทั้งหมด 8 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ออกแบบชุดขับเคลื่อนลิคตสกรูต้นแบบ เนื่องจากการทำการทดลองไม่สามารถเข้าไปทดลองในไลน์การผลิตได้เพราะจะส่งผลกระทบต่อกระบวนการผลิต

ขั้นตอนที่ 2 หาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบโดยจะอ้างอิงจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและนำมาวิเคราะห์ในโดเมนเวลา (state space model) หลังจากนั้นจะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์

ของระบบ ด้วยวิธีการระบุเอกลักษณ์ของระบบ (System identification) โดยจะใช้เครื่องมือในส่วน
ของ Parameter estimation ใน Matlab/Simulink และทำการตรวจสอบความถูกต้องของพารามิเตอร์
ที่ประมาณค่าด้วยการออกแบบตัวสังเกตระบบแบบวงปิด และเปรียบเทียบผลการจำลองเทียบกับ
การทดสอบจริง

ขั้นตอนที่ 3 ออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับตัวแปรสถานะร่วมกับตัวสังเกต โดยจะ
ใช้เทคนิคการวางโพลของระบบวงปิดที่ต้องการ เพื่อหาค่าอัตราขยายของการป้อนกลับตัวแปร
สถานะ อัตราขยายตัวควบคุม และอัตราขยายของตัวสังเกต

ขั้นตอนที่ 4 ในการทดสอบระบบควบคุมได้ออกแบบไว้จะใช้การทดสอบแบบ การ
ติดตามอินพุตอ้างอิงและการตอบสนองต่อค่าเวลาเข้าสู่สถานะคงตัวของระบบจริงที่ได้ออกแบบไว้
ซึ่งทั้ง 2 การทดสอบจะใช้ Matlab/Simulink ในการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 5 การทดลองตรวจสอบข้อผิดพลาดของเซ็นเซอร์ โดยจะทำการทดลองเป็น 2
การทดลองได้แก่ การทดลองที่หนึ่งจะจำลองเหตุการณ์เซ็นเซอร์ผิดพลาดโดยการเพิ่มค่าอัตราขยาย
ครั้งละ 0.2% จาก -1 ถึง 1 และการทดลองที่สองจะจำลองเหตุการณ์เซ็นเซอร์ผิดพลาด โดยการเพิ่ม
ค่าอัตราขยายครั้งละ 0.1% จาก -1 ถึง 1 โดยจะทำการเก็บตัวอย่างการทดลองทุกสภาวะทั้งหมด 50
ตัวอย่าง สำหรับแต่ละสภาวะเพื่อนำข้อมูลไปฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

ขั้นตอนที่ 6 เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการทดลองโดยใช้วิธีการทางสถิติ
เบื้องต้น ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้ค่าเฉลี่ยในการแยกข้อมูลให้มีลักษณะเด่นและสร้างอินพุตและ
เอาต์พุตเพื่อใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป โดยทั้งหมดนี้จะใช้
โปรแกรม Matlab ในการทดลอง

ขั้นตอนที่ 7 เป็นการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งงานวิจัยนี้จะทำการ
ฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบได้แก่ 1. แบบจำลองประสาทเทียมแบบการหา
รูปแบบ และ 2. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น โดยจะทำการฝึกสอน
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งแบบการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 จากนั้นจะทำการ
เปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการทำนายผลความผิดพลาด
ของเซ็นเซอร์และทำการคัดเลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยวิธีการเลือกตัวแปรโดยวิธี
ลดตัวแปร (Backward elimination)

ขั้นตอนที่ 8 จากนั้นจะเป็นการใช้ผลการทำนายค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ จาก
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบและวิเคราะห์
เปรียบเทียบผลการทดลอง

บทที่ 4

การจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์และชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบ

ในบทนี้เป็นการทดลองและเก็บข้อมูลที่ใช้เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) ซึ่งแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่จะทำการฝึกสอนมีด้วยกัน 2 รูปแบบได้แก่ 1. การหารูปแบบ (Pattern recognition) และ 2. การถดถอยเชิงเส้น (Linear regression หรือ Model fitting) และทำการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ (Feedback gain sensor) ให้กับระบบโดยใช้ค่าอัตราขยายที่ได้จากการทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การจำแนกความผิดปกติของลิเนียเซ็นเซอร์ (Linear sensor fault) ที่ทำหน้าที่ในการอ่านระยะการเคลื่อนที่ในแนวเส้นตรงของระบบ และทำการอ้างอิงการอ่านระยะทางผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยใช้โคตารีเอ็นโค้ดเดอร์ (Rotary encoder) เป็นอุปกรณ์ตรวจสอบระยะการเคลื่อนที่จริงของลีดสกรู และจำแนกประเภทความผิดปกติโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยนี้จะเก็บข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมด 2 ครั้ง คือ ครั้งที่ 1 เก็บข้อมูลทั้งหมด 11 สภาวะ เพื่อดูผลการชดเชยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ ให้กับระบบเพื่อทำการเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่างค่าที่ทำนายได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น ส่วนครั้งที่ 2 เก็บข้อมูลสภาวะเพิ่มเป็น 21 สภาวะโดยทำการแบ่งความละเอียดของค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ เพิ่มขึ้นเท่าตัวและทำการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบ และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบ สำหรับการทดลองในแต่ละสภาวะจะกำหนดระยะการเคลื่อนที่ของระบบเท่ากับ 50 มิลลิเมตร โดยให้ผลตอบสนองให้คงที่

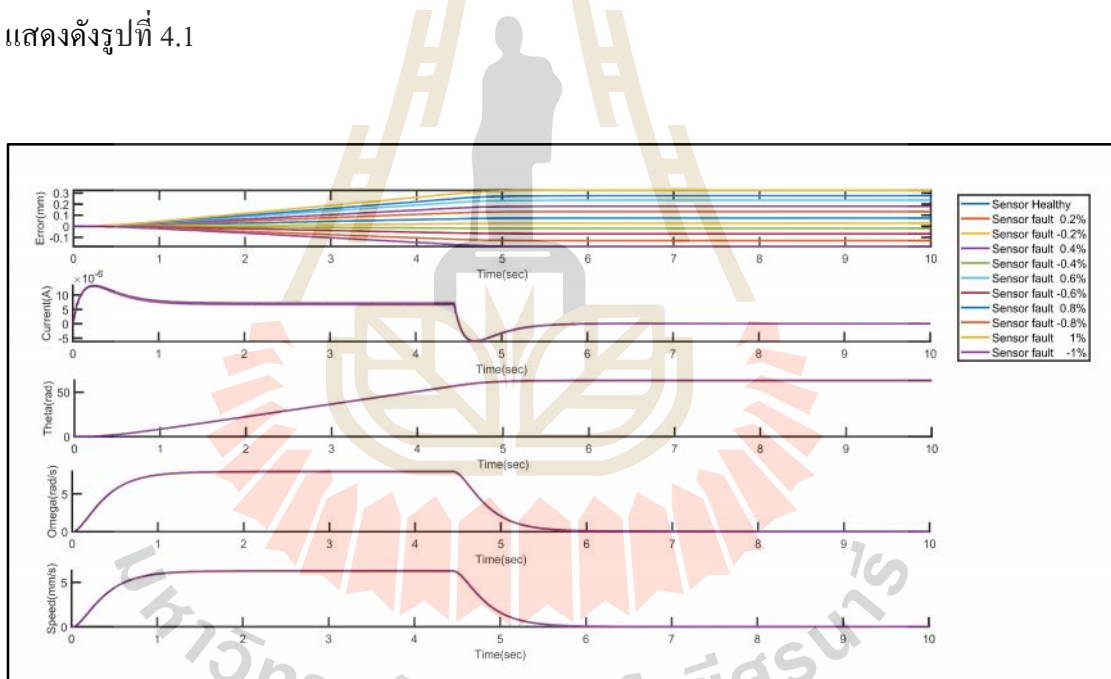
4.1 ข้อมูลตัวแปรสถานะในแต่ละสภาวะของเซ็นเซอร์

การออกแบบการทดลองโดยการกำหนดระยะการเคลื่อนที่ของลีดสกรูที่ต้องการอยู่ที่ 50 มิลลิเมตร ซึ่งตัวแปรสถานะที่ประมาณค่าจากตัวสังเกตจะมีทั้งหมด 5 ตัวแปรประกอบด้วยค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error), ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current), ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta), ความเร็วเชิงมุม (Omega), และความเร็ว (Speed)

สำหรับกระบวนการเตรียมข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์นั้น จะทำการเก็บตัวแปรสถานะการทดลองความผิดปกติของเซ็นเซอร์ในทุกสถานะทั้งหมด 50 ครั้ง และนำตัวแปรสถานะที่ได้จากการทดลองมาทำการหาค่าเฉลี่ย (Mean) ของทุกตัวแปรสถานะ และทำการเลือกตัวแปรสถานะที่จะใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการเลือกตัวแปรโดยวิธีลดตัวแปร (Backward elimination) โดยที่ในขั้นตอนแรกนั้นจะนำตัวแปรสถานะทั้งหมดมาพิจารณาก่อน โดยทำการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้น จะลดตัวแปรสถานะลงครั้งละหนึ่ง จนกว่าจะได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพและใช้ตัวแปรน้อยสุด โดยผลการทดลองในแต่ละกรณีจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

4.1.1 สถานะของตัวแปรสถานะทั้งหมดจากการทดลอง

4.1.1.1 กรณีสถานะแบบปกติและแบบบกพร่องแบบเพิ่มและลดครั้งละ 0.2% แสดงดังรูปที่ 4.1

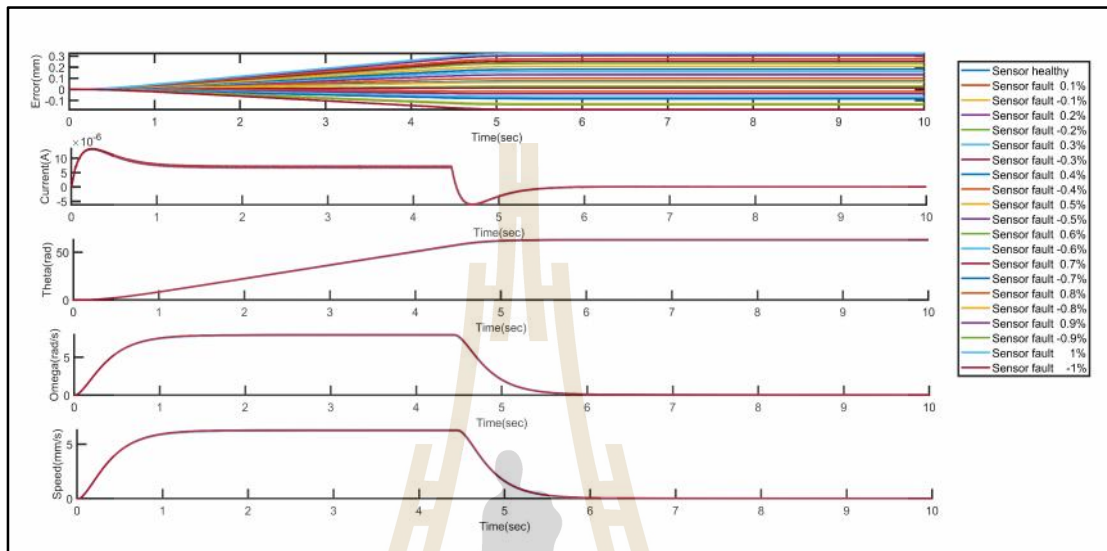


รูปที่ 4.1 กราฟแสดงการเปรียบเทียบตัวแปรสถานะในทุกกรณีที่เซ็นเซอร์ผิดปกติ

จากผลการทดลองเก็บข้อมูลความผิดปกติของเซ็นเซอร์ทั้งหมด 10 สถานะและ 1 สถานะปกติ โดยมีตัวแปรสถานะที่ใช้ในการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์ทั้งหมด 5 ตัวแปรสถานะ ซึ่งจะเห็นความแตกต่างของข้อมูลในแต่ละกรณีนั้นมีค่าน้อยมาก ยกเว้นค่า Position error ที่แสดงให้เห็นความแตกต่างอย่างชัดเจน

4.1.1.2 กรณีสภาวะแบบปกติและแบบบกพร่องแบบเพิ่มและลดครั้งละ 0.1%

แสดงดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 กราฟแสดงการเปรียบเทียบสภาวะแบบปกติและแบบบกพร่องแบบเพิ่มและลดครั้งละ 0.1%

จากผลการทดลองเก็บข้อมูลความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ทั้งหมด 20 สภาวะและ 1 สภาวะปกติโดยมีตัวแปรสถานะที่ใช้ในการจำแนกความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ทั้งหมด 5 ตัวแปรสถานะ ซึ่งจะเห็นความแตกต่างของข้อมูลในแต่ละกรณีนั้นมีค่าน้อยมาก ยกเว้นค่า Position error ที่แสดงให้เห็นความแตกต่างอย่างชัดเจน

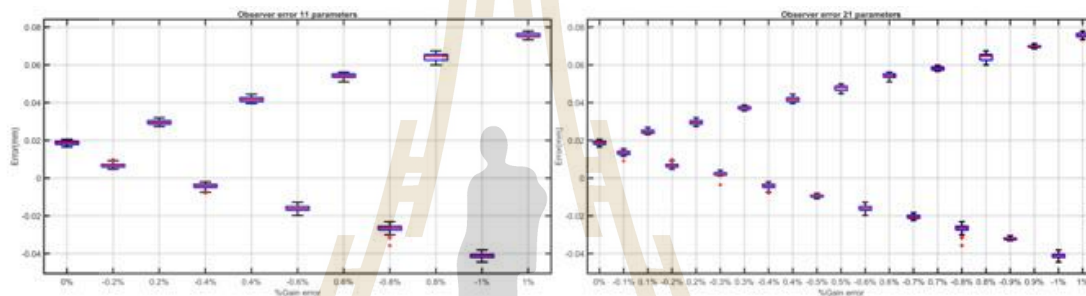
4.2 ผลการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูล

จากข้อมูลที่ได้จากการทดลองข้างต้นนั้นยังไม่สามารถนำข้อมูลมาใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้เนื่องจากลักษณะของข้อมูลมีความซับซ้อนแม้ว่ารูปแบบของสัญญาณจะมีรูปแบบที่ชัดเจนในทุกตัวแปรสถานะ ดังนั้น จึงต้องคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลออกมาเสียก่อน โดยการพิจารณานั้นจะเลือกช่วงข้อมูลในช่วงผลตอบสนองชั่วคราว (Transient response) ของสัญญาณเนื่องจากการใช้ข้อมูลช่วงที่มีการตอบสนองของระบบก่อนสัญญาณจะเข้าสู่ช่วงสภาวะคงตัว (Steady-state response) โดยพิจารณาค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error) และระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta) ช่วงวินาทีที่ 0 ถึงวินาที

ที่ 5 ของสัญญาณและค่ากระแสของมอเตอร์ (Current), ความเร็วเชิงมุม (Omega) และความเร็ว (Speed) จะพิจารณาในช่วงวินาทีที่ 0 ถึงวินาทีที่ 2 ของสัญญาณ ซึ่งในงานวิจัยนี้จะใช้พารามิเตอร์ทางสถิติเพื่อทำการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าเฉลี่ย (Mean) มาใช้เพื่อคัดแยกข้อมูล สำหรับการทดลองมีชุดข้อมูลทั้งหมด 50 ตัวอย่างในแต่ละสภาวะ และนำข้อมูลที่หาค่าเฉลี่ยได้แล้วมาพล็อตกราฟเป็นแบบบ็อกพล็อต (Boxplot) โดยจะแสดงลักษณะของข้อมูลที่มีการคัดแยกแล้ว ดังนี้

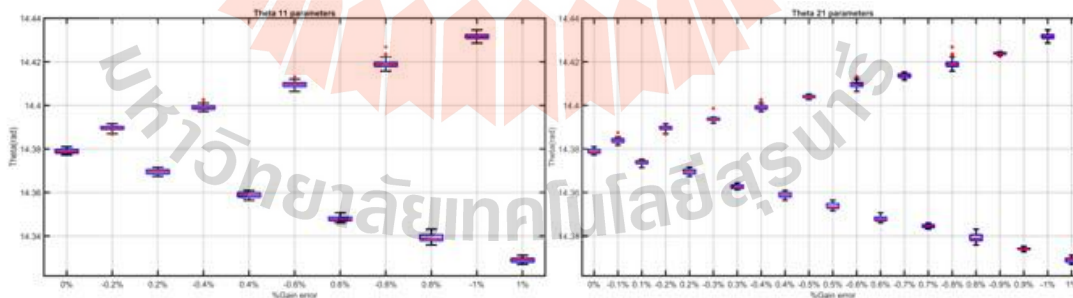
4.2.1 การแยกข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ย(Mean)

- ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)



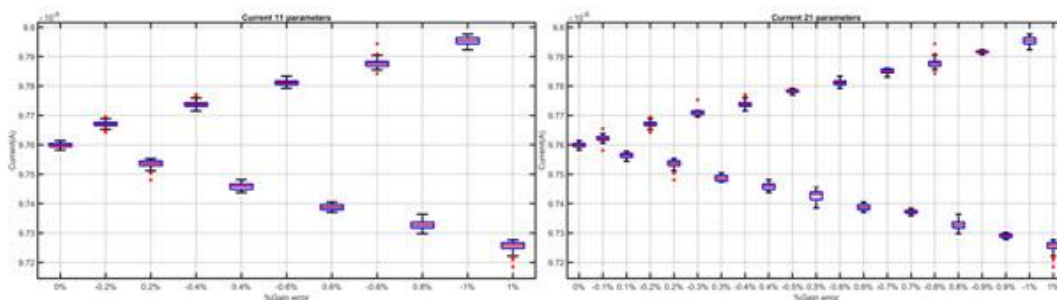
รูปที่ 4.3 กราฟบ็อกพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบการทดลองครั้งที่ 1 และ 2

- ระยะเวลาเชิงมุมของการหมุน (Theta)



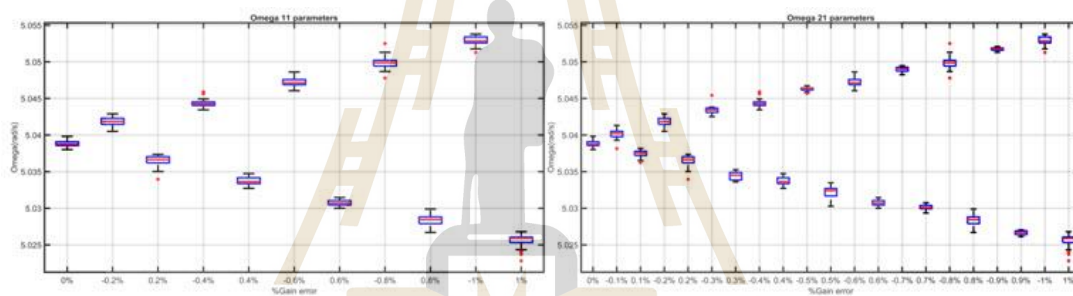
รูปที่ 4.4 กราฟบ็อกพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของระยะเวลาเชิงมุมของการหมุนการทดลองครั้งที่ 1 และ 2

- ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current)



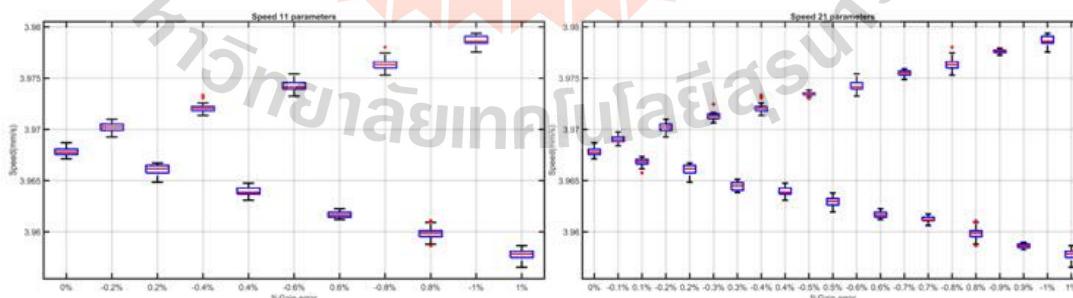
รูปที่ 4.5 กราฟกล่องพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ากระแสของมอเตอร์การทดลองครั้งที่ 1 และ 2

- ความเร็วเชิงมุม (Omega)



รูปที่ 4.6 กราฟกล่องพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของความเร็วเชิงมุมการทดลองครั้งที่ 1 และ 2

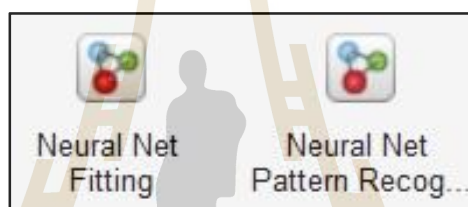
- ความเร็ว (Speed)



รูปที่ 4.7 กราฟกล่องพล็อตเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของความเร็วการทดลองครั้งที่ 1 และ 2

4.3 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรมแมตแล็บ

กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องอาศัยชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกสอน ซึ่งประกอบไปด้วยอินพุต คือกลุ่มข้อมูลที่ทำการคัดแยกไว้ในรูปของพารามิเตอร์ทางสถิติจากหัวข้อที่กล่าวมาแล้ว และข้อมูลเอาต์พุตซึ่งเป็นคลาสความผิดปกติของเซ็นเซอร์ในสภาวะต่าง ๆ ซึ่งจะมีทั้งหมด 11 กลุ่ม สำหรับการทดลองครั้งที่ 1 และ 21 กลุ่มสำหรับการทดลองครั้งที่ 2 โดยในงานวิจัยนี้จะทำการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบด้วยกันได้แก่ 1. การหารูปแบบ (Pattern recognition) และ 2. การถดถอยเชิงเส้น (Linear regression หรือ Model fitting) ในการสร้างแบบจำลองให้เกิดการจดจำชุดข้อมูล จะใช้โปรแกรม Matlab ในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ดังรูปที่ 4.8



รูปที่ 4.8 แอปพลิเคชันฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรมแมตแล็บ

โดยจะทำการฝึกสอนแบบจำลองด้วยวิธีการเลือกตัวแปรโดยวิธีลดตัวแปร (Backward elimination) โดยจะแบ่งสัดส่วนของข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training) 70% สำหรับการทดลองครั้งที่หนึ่ง 384 ตัวอย่าง และการทดลองครั้งที่สอง 734 ตัวอย่าง สำหรับประเมินผล (Validation) 15% สำหรับการทดลองครั้งที่หนึ่ง 83 ตัวอย่าง และการทดลองครั้งที่สอง 158 ตัวอย่าง และสำหรับทดสอบ (Testing) 15% สำหรับการทดลองครั้งที่หนึ่ง 83 ตัวอย่าง และการทดลองครั้งที่สอง 158 ตัวอย่าง โดยสิ่งที่จะต้องกำหนดคือจำนวนของชั้นซ่อน (Hidden layers) ที่ส่งผลต่อความถูกต้องของแบบจำลอง (Model accuracy) ในงานวิจัยนี้จะเปรียบเทียบกันระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (Pattern recognition) และการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression หรือ Model fitting) โดยที่กำหนดจำนวนของชั้นซ่อนเท่ากันคือ 50 hidden layer และอัลกอริทึมในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบอัส (Bias) คือ Scale Conjugate Gradient Algorithm ใช้สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ ANN Pattern recognition และ Levenberg Marquardt Algorithm ใช้สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Model Fitting) เพื่อจะหาแบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดทั้ง 2 แบบโดยที่

ข้อมูลในการฝึกสอนแบบจำลองอยู่ในรูปของเมทริกซ์ โดยที่จะทำการฝึกสอนแบบจำลองด้วย 5 พารามิเตอร์ ได้แก่

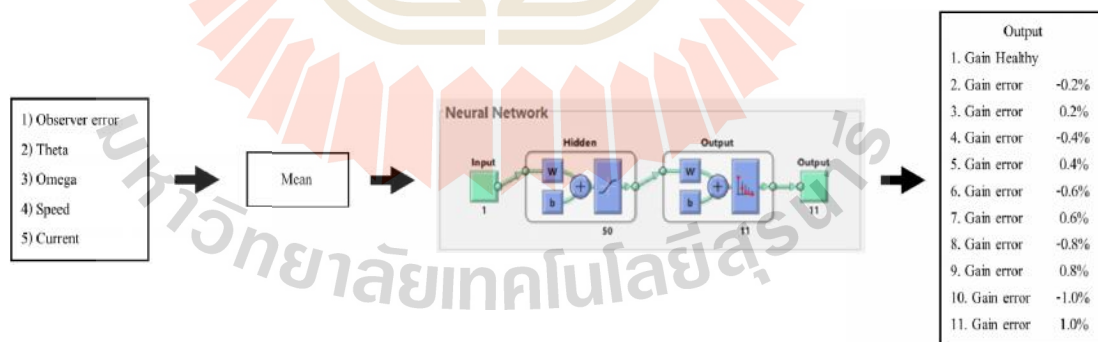
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current)
3. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
4. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
5. ความเร็ว (Speed)

และจะทำการตัดพารามิเตอร์ออกครั้งละ 1 พารามิเตอร์โดยที่จะเริ่มตัดที่ ความเร็วไปจนเหลือเพียงแค่ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ

4.4 ผลการทดลองครั้งที่ 1

4.4.1 ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)

การฝึกสอนแบบจำลองนี้จะต้องใช้เมทริกซ์อินพุตขนาด 5x550 และจะได้เมทริกซ์เอาต์พุตขนาด 550x11 ซึ่งอินพุตจะลดลงเรื่อย ๆ จาก 5x550 ไปจนถึง 1x550 ดังรูปที่ 4.9 โดยใช้ Training algorithm scale conjugate gradient และ ใช้ Confusion matrix โดยดูจากค่า accuracy เป็นตัวชี้วัดความสามารถในการแยกแยะข้อมูล

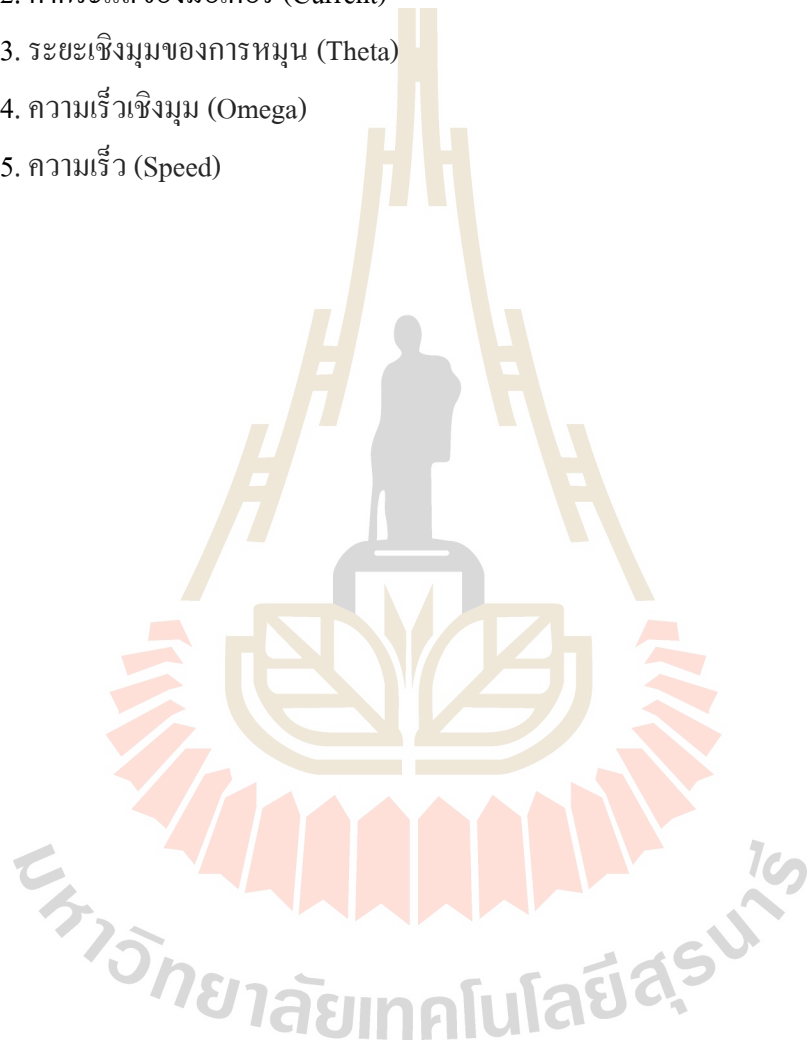


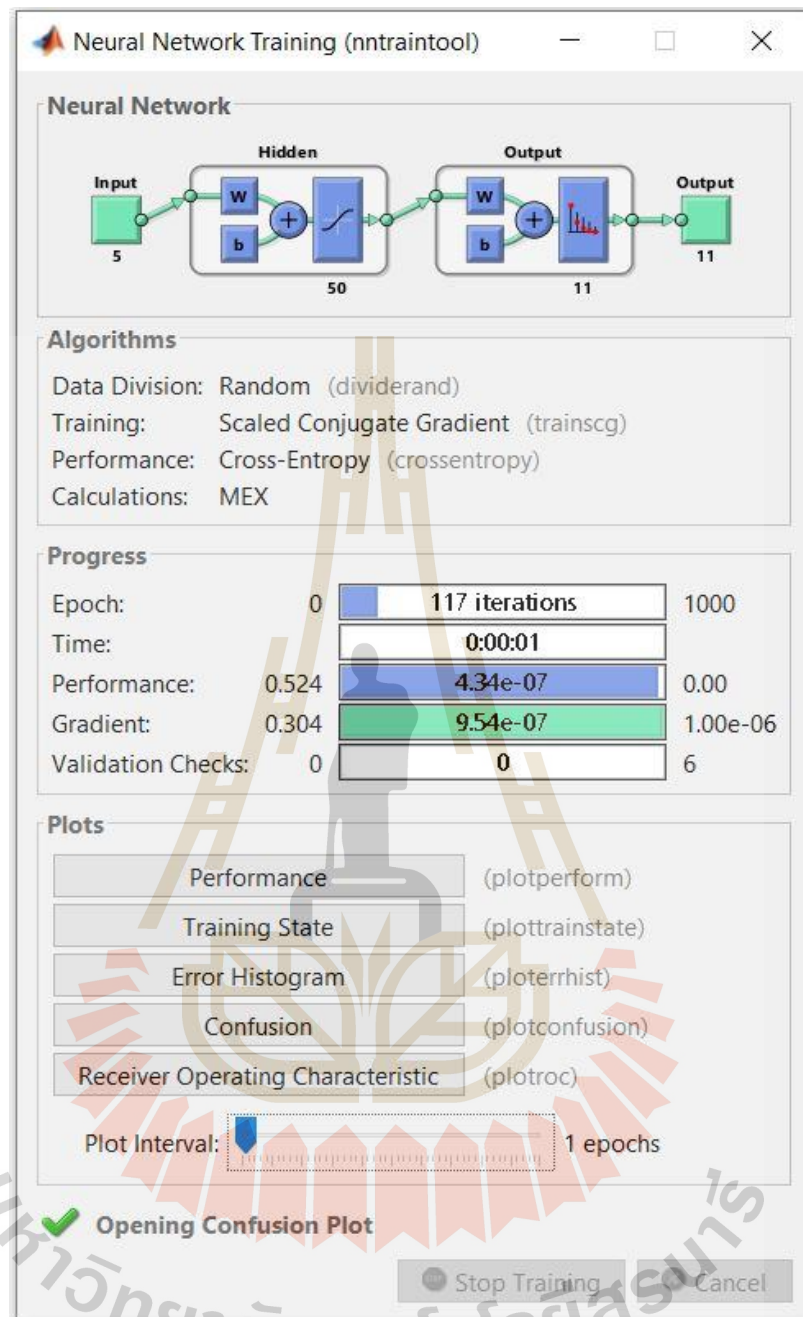
รูปที่ 4.9 การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ

4.4.2 ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)

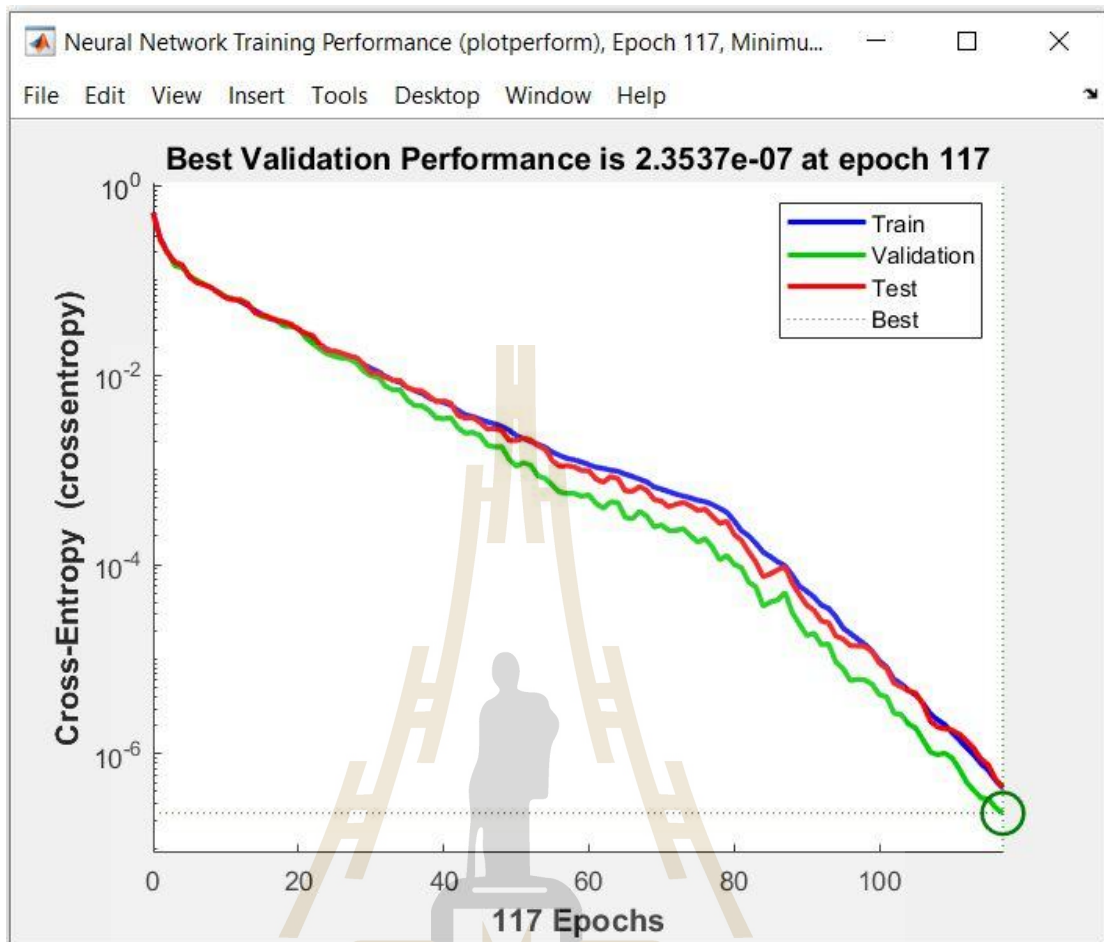
- **Backward elimination 5 parameters** ซึ่งประกอบด้วย

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current)
3. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
4. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
5. ความเร็ว (Speed)

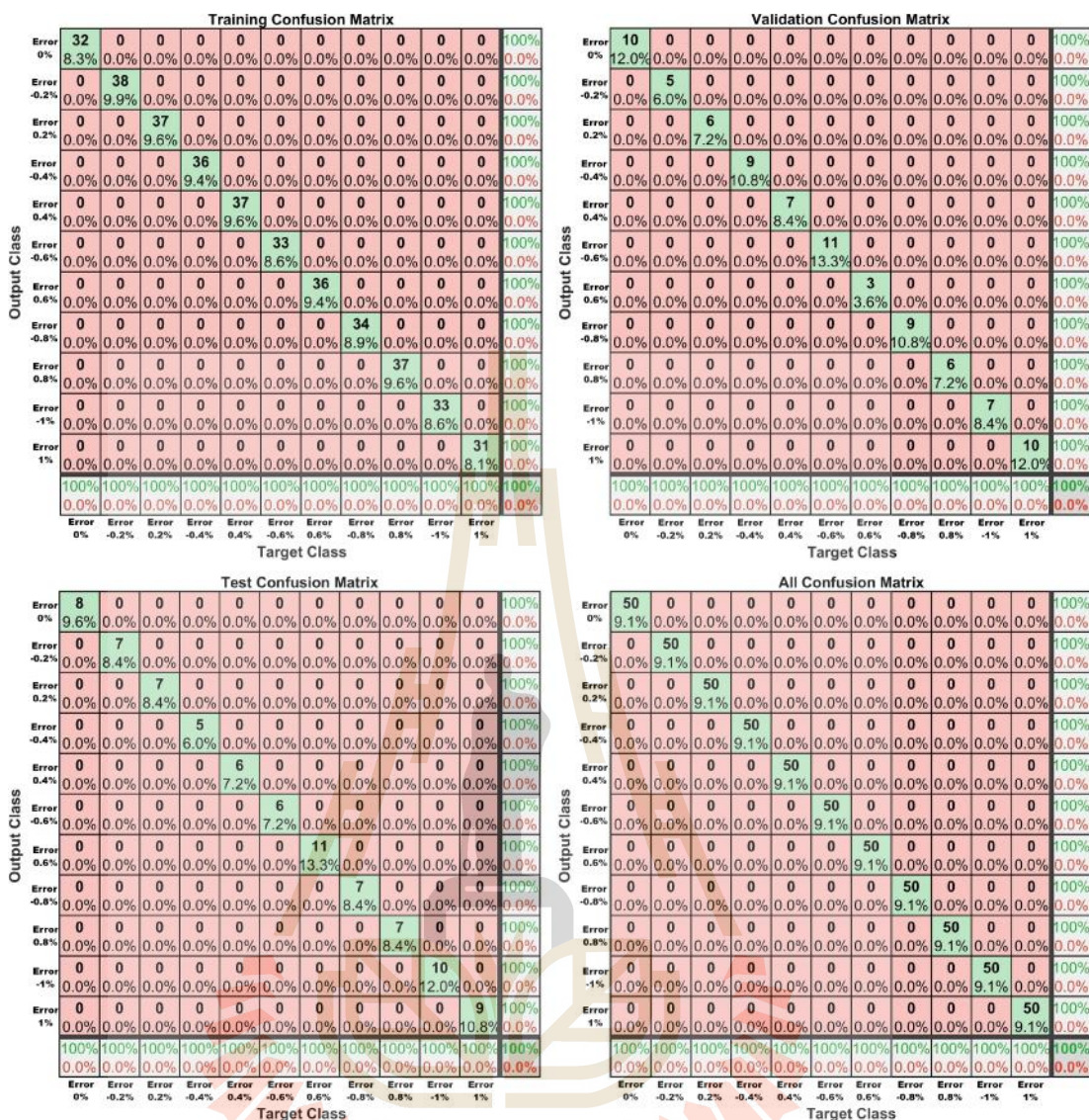




รูปที่ 4.10 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์



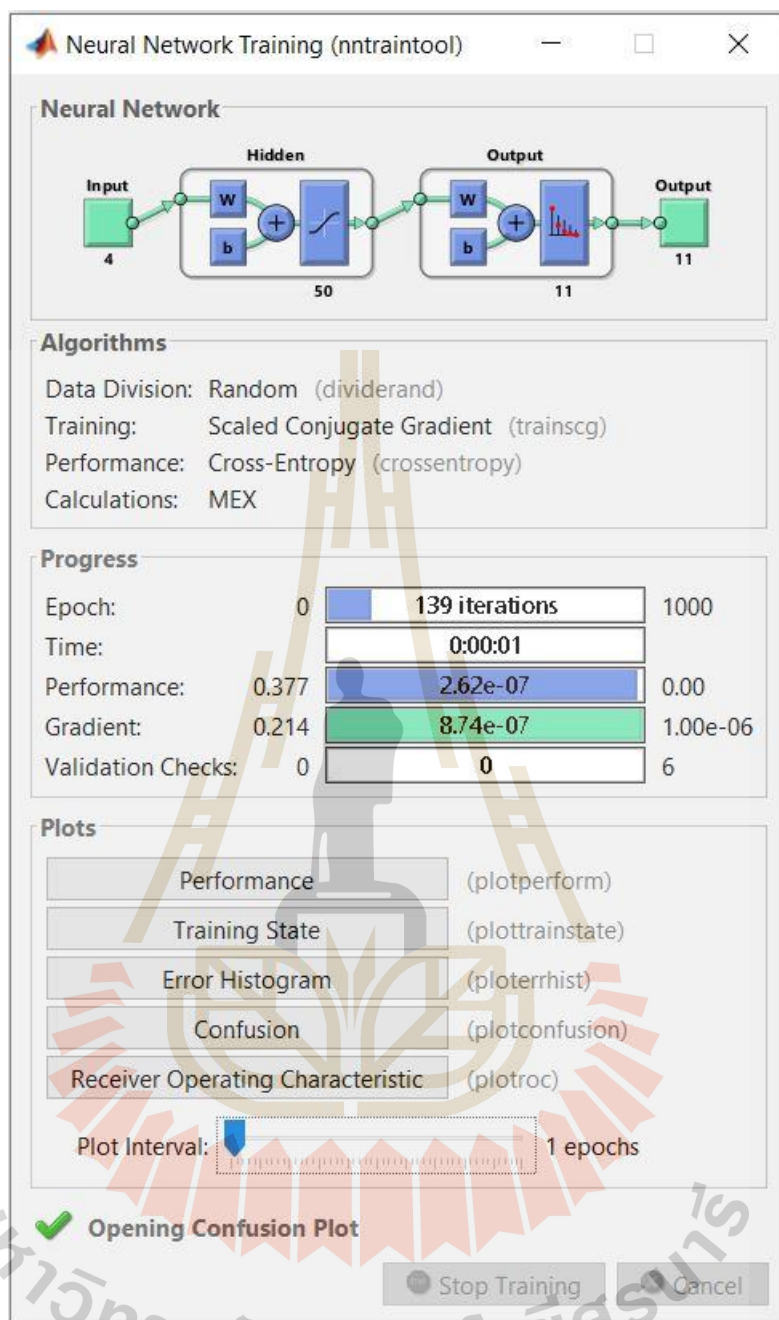
รูปที่ 4.11 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์



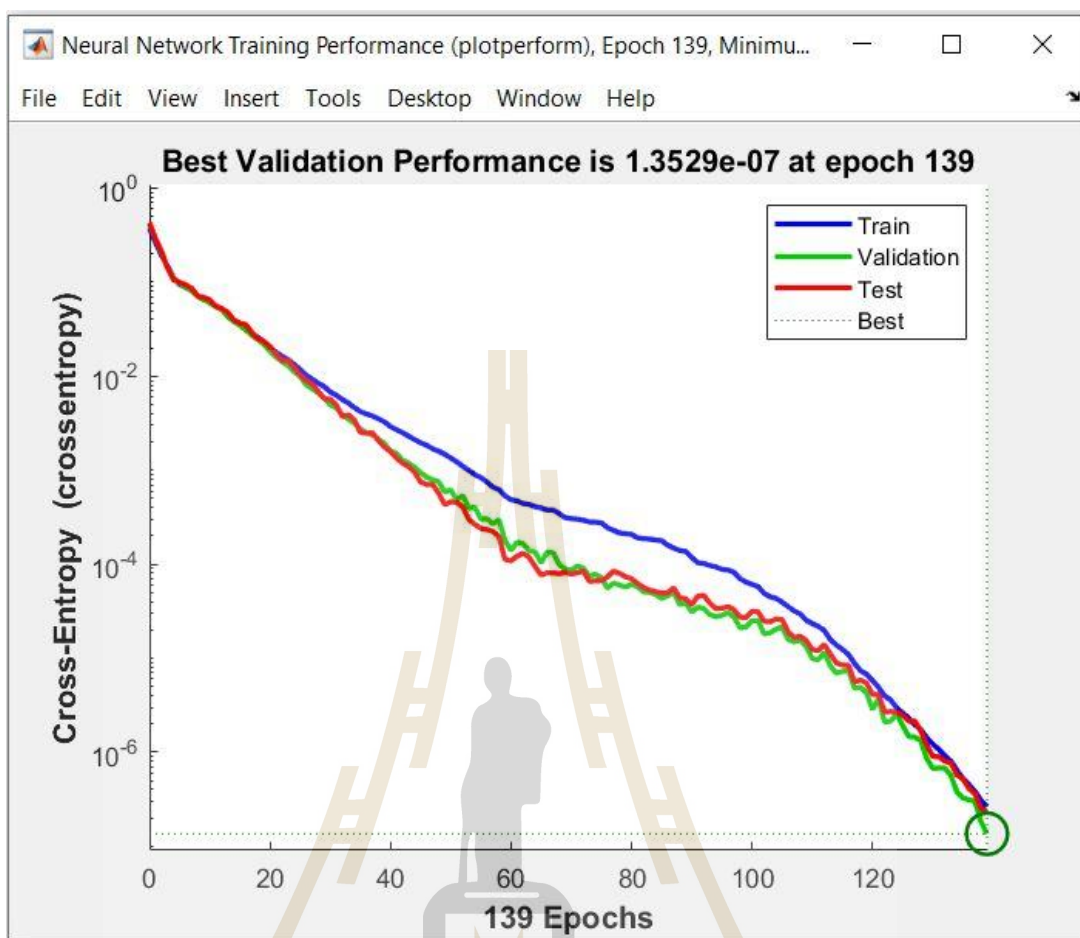
รูปที่ 4.12 คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์

- Backward elimination 4 parameters

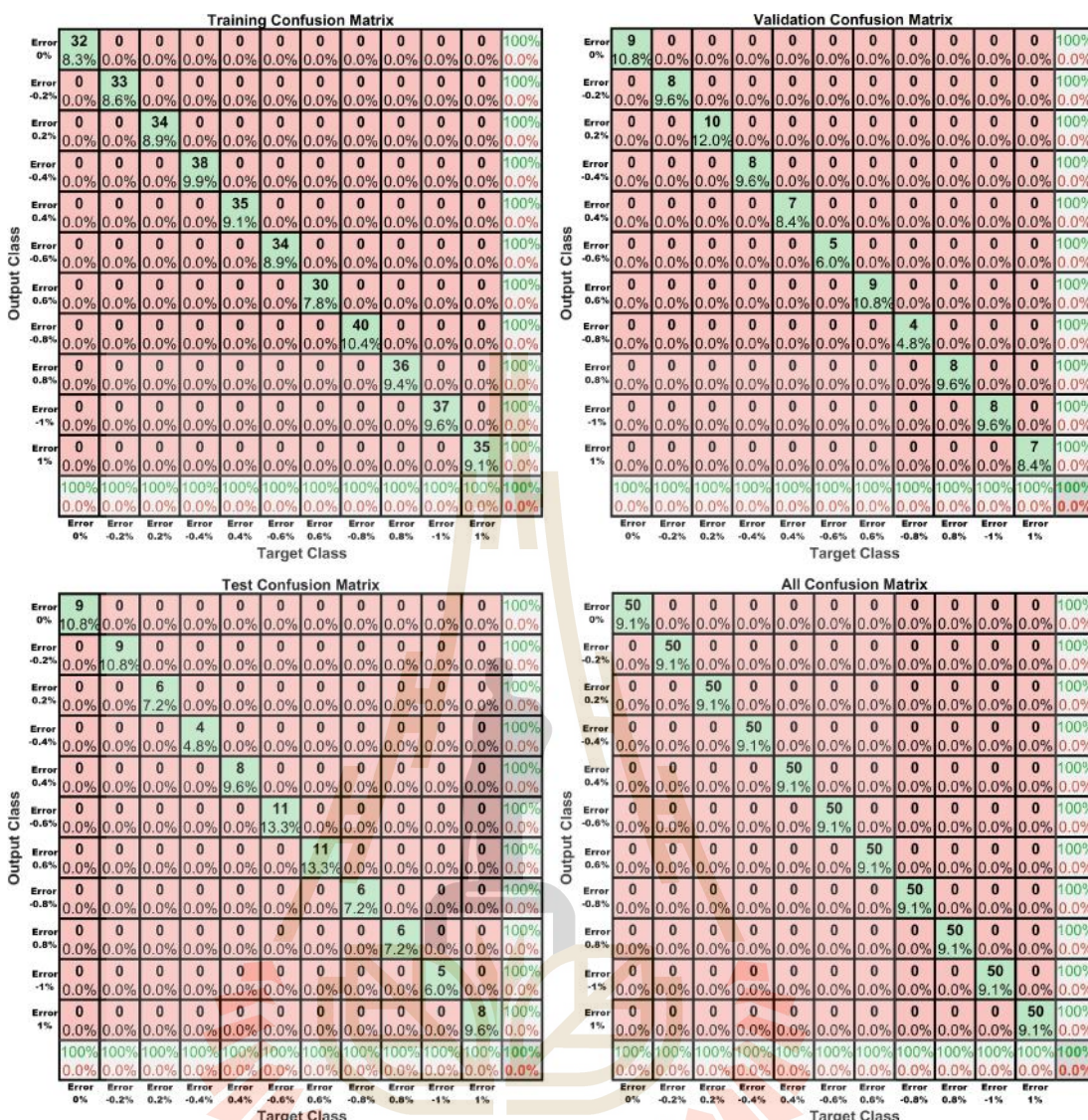
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
4. ความเร็ว (Speed)



รูปที่ 4.13 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์



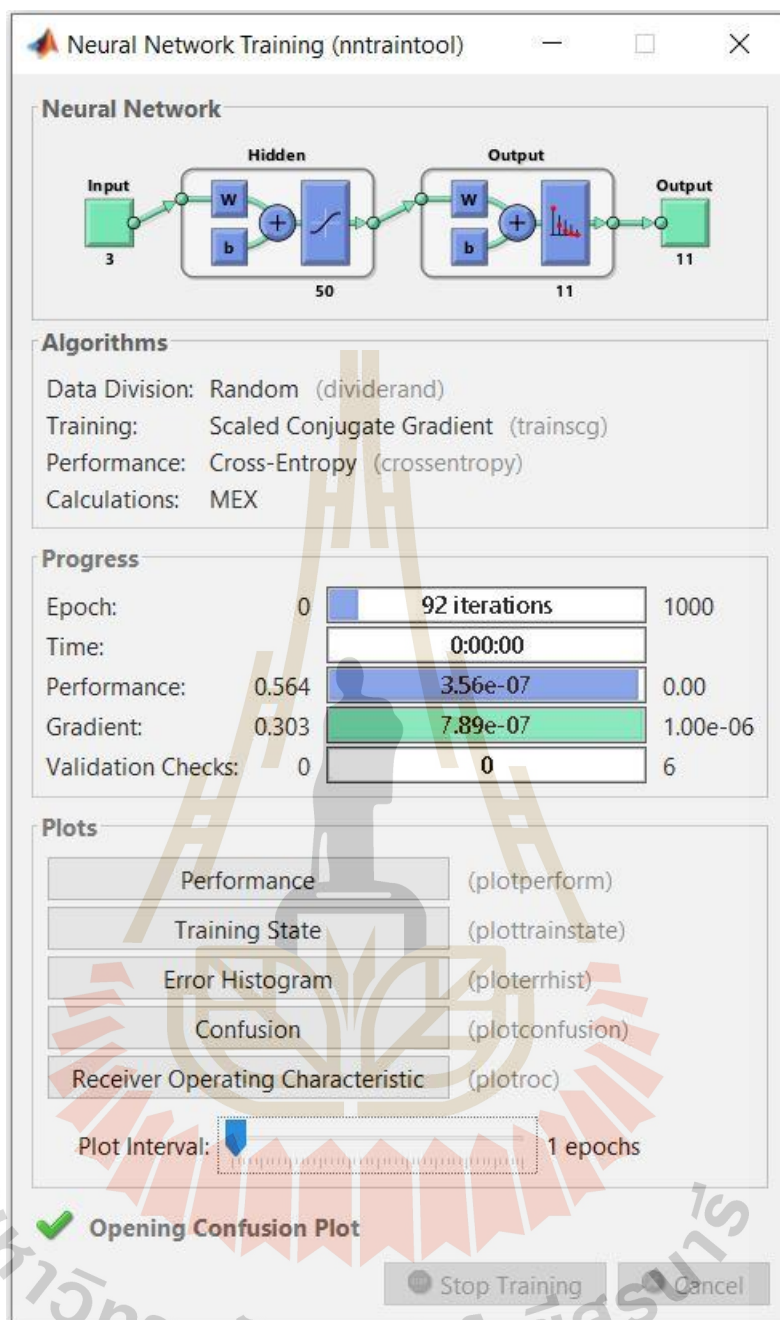
รูปที่ 4.14 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์



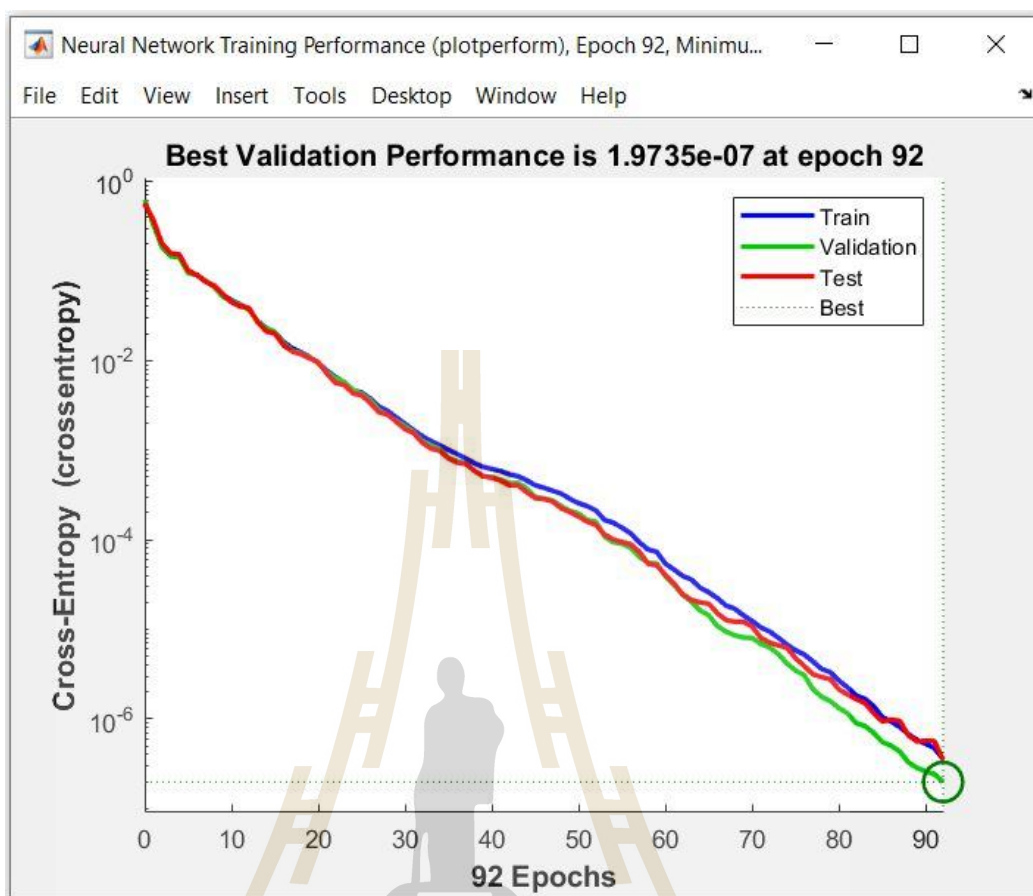
รูปที่ 4.15 คอนฟิวส์ชั้นเมทริกซ์การหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์

- Backward elimination 3 parameters

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)



รูปที่ 4.16 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์



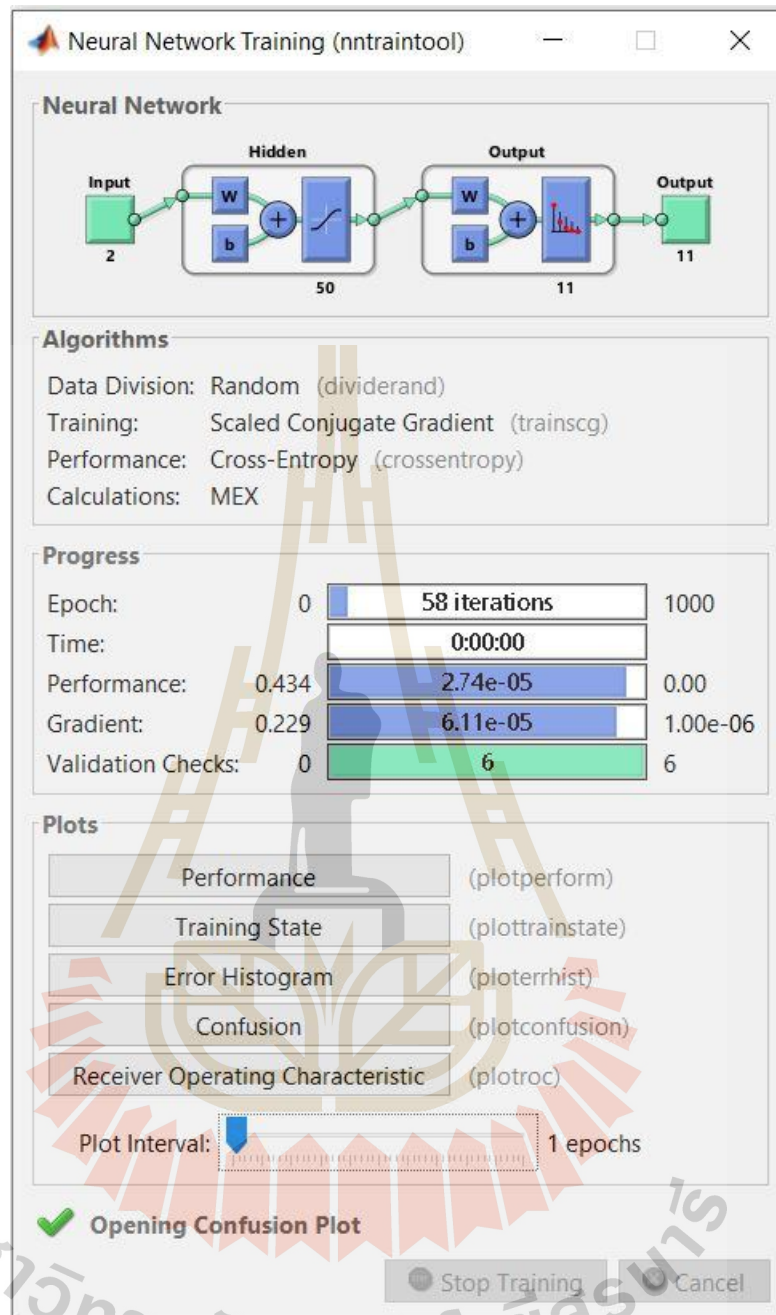
รูปที่ 4.17 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์



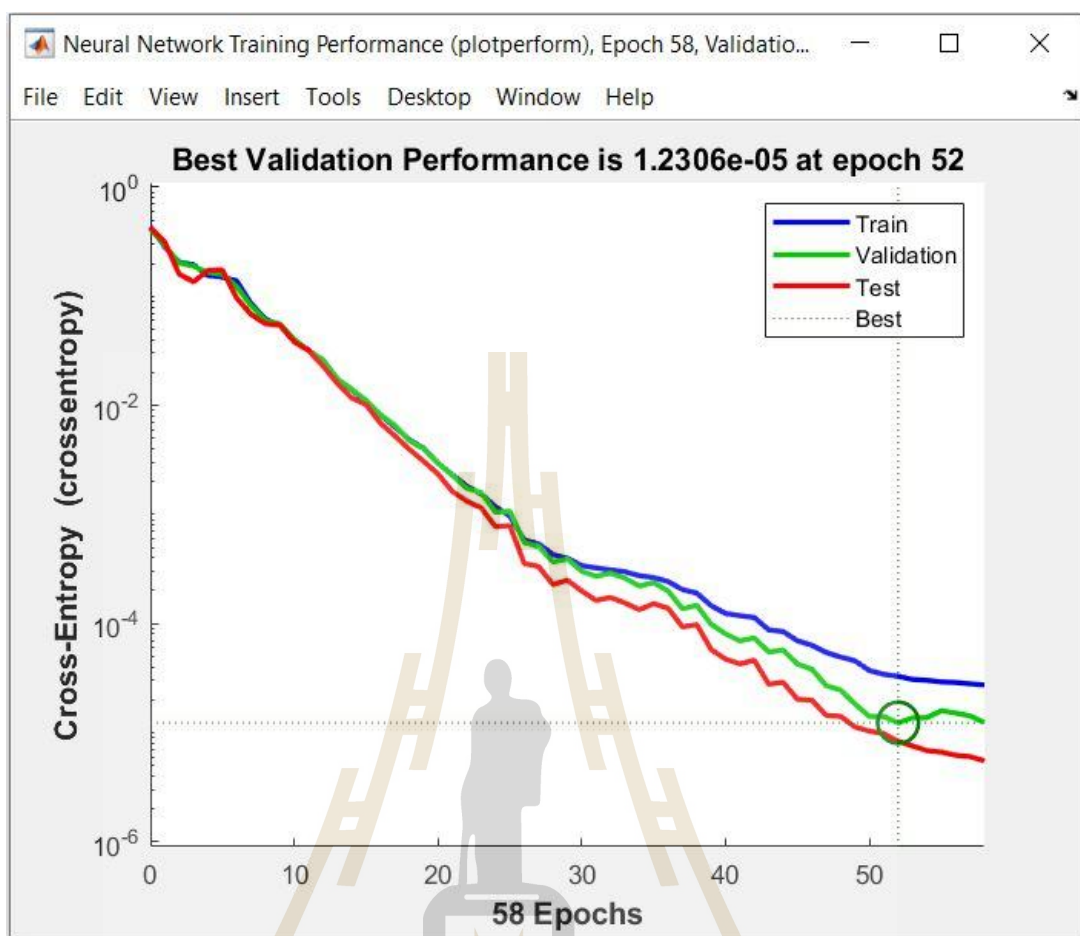
รูปที่ 4.18 คอนฟิวชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์

- Backward elimination 2 parameters

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)

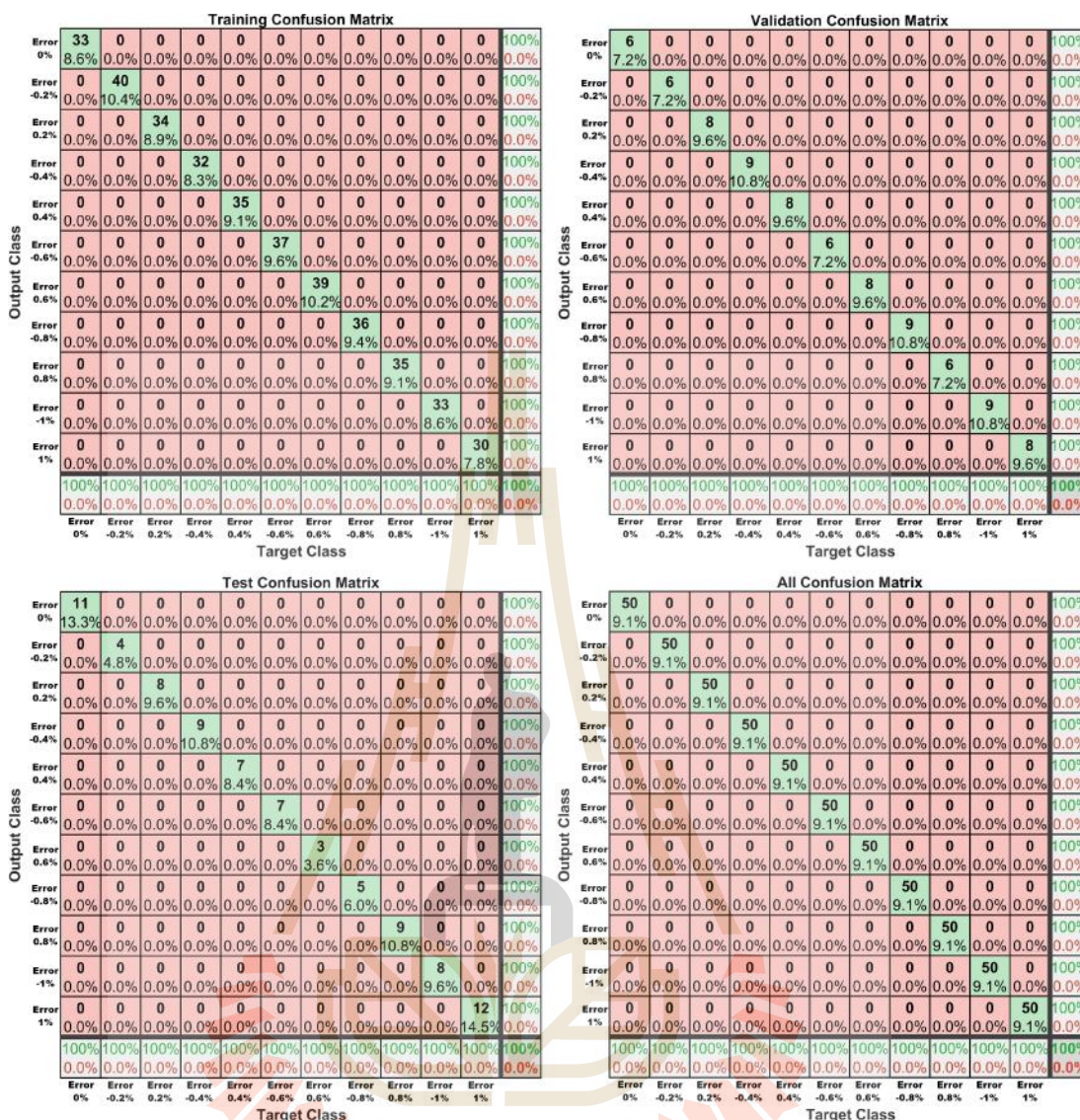


รูปที่ 4.19 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.20 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหาพารามิเตอร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



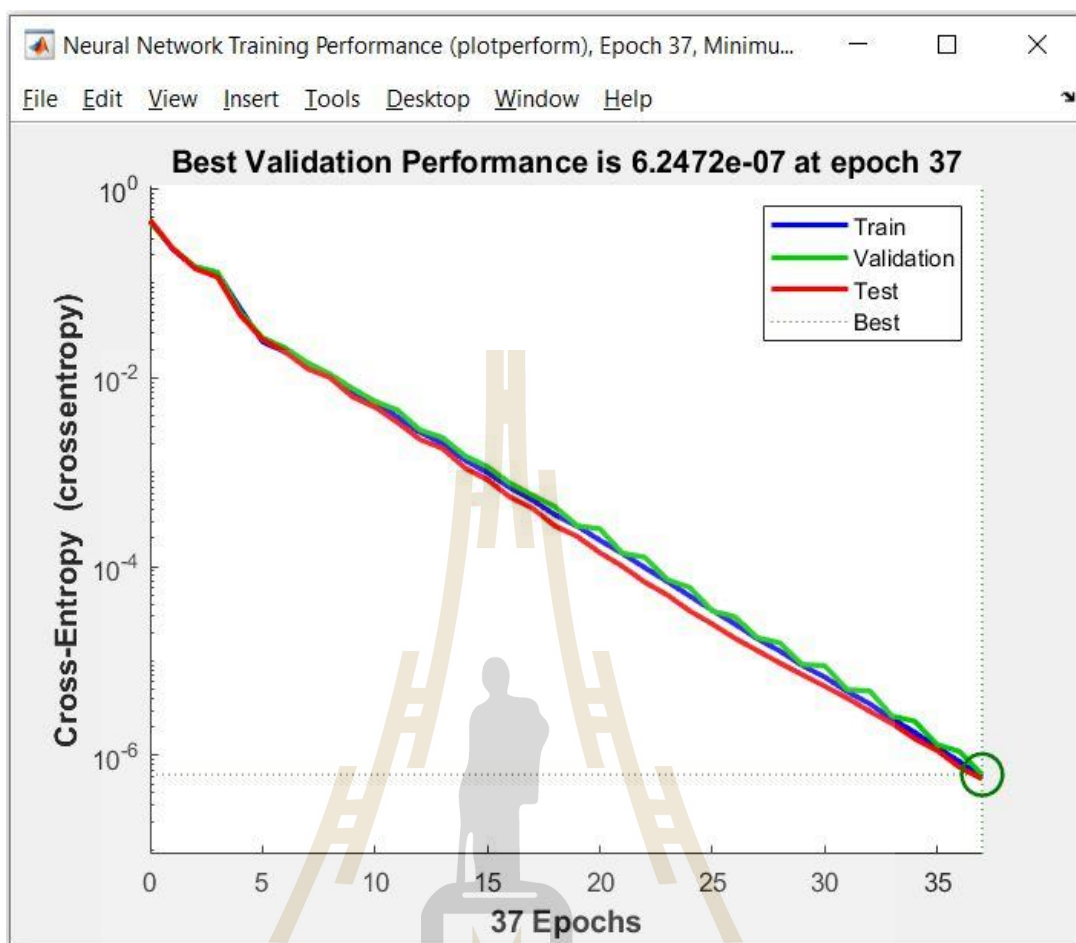
รูปที่ 4.21 คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์

- Backward elimination 1 parameters

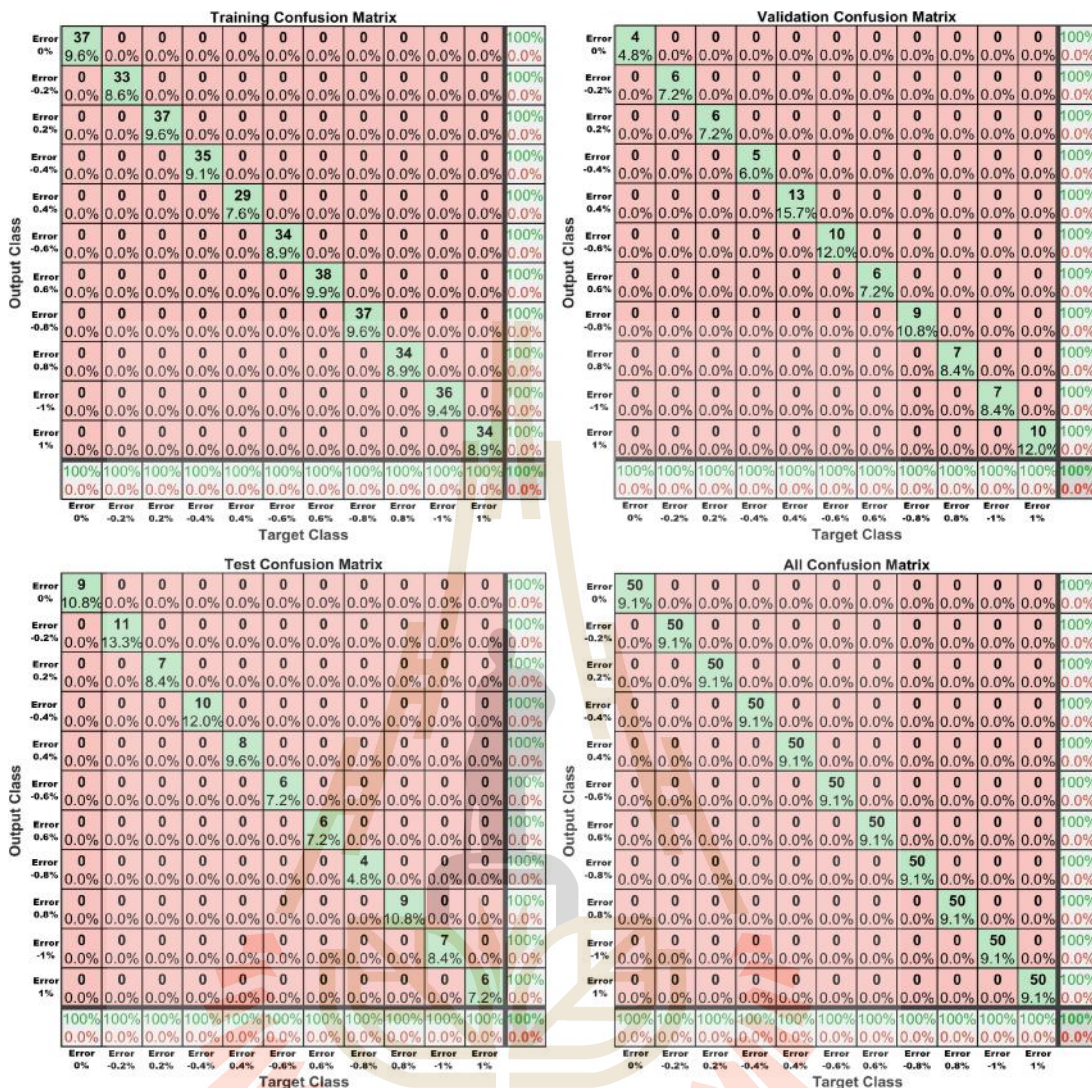
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)

The screenshot shows the 'Neural Network Training (nntraintool)' window. The 'Neural Network' section displays a diagram of a feedforward network with 1 input neuron, 50 hidden neurons, and 11 output neurons. The 'Algorithms' section lists: Data Division: Random (dividerand), Training: Scaled Conjugate Gradient (trainscg), Performance: Cross-Entropy (crossentropy), and Calculations: MEX. The 'Progress' section shows a progress bar for 1000 epochs, with 37 iterations completed. The current performance is 0.456 (target 0.00) and the gradient is 0.265 (target 1.00e-06). The 'Plots' section includes checkboxes for Performance, Training State, Error Histogram, Confusion, and Receiver Operating Characteristic, with a 'Plot Interval' of 1 epochs. A green checkmark and the text 'Opening Confusion Plot' are visible at the bottom, along with 'Stop Training' and 'Cancel' buttons.

รูปที่ 4.22 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.23 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.24 คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์

ในงานวิจัยนี้จะใช้การวัดประสิทธิภาพและการประเมินผลของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหารูปแบบด้วยวิธีการวิเคราะห์ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องจากตารางคอนฟิวส์ชันเมทริกซ์ (Confusion matrix) ซึ่งวิธีการนี้เป็นวิธีที่ไม่มีความซับซ้อนและบอกเปอร์เซ็นต์ประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ โดยที่เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องคำนวณได้ดังนี้

$$\text{Accuracy (\%)} = \frac{\text{จำนวนข้อมูลที่ทำนายได้ถูกต้อง}}{\text{จำนวนข้อมูลที่ใส่ทดสอบ}} \times 100$$

คอนฟิวส์ชันเมทริกซ์เป็นการประเมินผลลัพธ์ในการทำงานของแบบจำลองเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง โดยจะแบ่งออกเป็นเอาต์พุตจากแบบจำลอง (Output Class) และเอาต์พุตจริง (Target Class) ในแต่ละแถวและหลักคือกรณีของเซ็นเซอร์ที่ปกติและผิดปกติ ซึ่งแถวขวาสุดและล่างสุดในแต่ละช่อง

จะเป็นการคำนวณหาค่าความถูกต้องและค่าความผิดพลาดของการจำแนกข้อบกพร่องในแต่ละกรณี โดยที่ความถูกต้องโดยรวมจะสามารถหาได้จากแนวทแยงของคอนฟิวชันเมทริกซ์ พิจารณา รูปที่ 4.24 คือคอนฟิวชันเมทริกซ์ของการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์ ประกอบไปด้วย คอนฟิวชันเมทริกซ์สำหรับการฝึกสอน (Training confusion matrix) คอนฟิวชันเมทริกซ์สำหรับการประเมินผล (Validation confusion matrix) คอนฟิวชันเมทริกซ์สำหรับการทดสอบ (Test confusion matrix) และคอนฟิวชันเมทริกซ์รวมของการจำแนก (All confusion matrix) ซึ่งจะเห็นได้ว่าประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกลักษณะความผิดปกติของเซ็นเซอร์ได้ 100% ในทุกสถานะและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถทำนายความผิดปกติของเซ็นเซอร์ที่เกิดขึ้นได้ 100% จากการใช้ออปติเคชัน Neural Net Pattern Recognition ในโปรแกรมแมตแล็บเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ ผลที่ได้ในตารางที่ 4.1 เป็นการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองในแต่ละครั้งที่มีการตัดพารามิเตอร์ออกซึ่งเป็นการหาแบบจำลองที่ดีที่สุดและประหยัดเวลาที่สุดด้วยวิธีการเลือกตัวแปร โดยวิธีลดตัวแปรซึ่งจะลดพารามิเตอร์จาก 5 พารามิเตอร์ไปจนเหลือ 1 และกำหนดให้จำนวนชั้นซ่อนในการฝึกสอนแบบจำลองมีค่าเท่ากันทั้งหมด สำหรับการทดลองครั้งที่หนึ่งจะเห็นได้ว่าเมื่อทำการลดพารามิเตอร์ลงเรื่อย ๆ ค่า Cross entropy มีค่าใกล้เคียงศูนย์มาก ๆ และค่าความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากันทั้งหมดและสำหรับพารามิเตอร์ที่ 5 และ 4 ใช้เวลาในการฝึกสอนเท่ากับ 1 วินาที ดังนั้น เมื่อแบบจำลองให้ค่าความถูกต้องเท่ากันทั้งหมดในการใช้งานจริงจึงเลือกใช้เพียงหนึ่งพารามิเตอร์ก็เพียงพอแล้ว โดยที่แบบจำลองให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ 100% และใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า 1 วินาที โดยพารามิเตอร์ที่เลือกสำหรับการป้อนเข้าระบบระบบ คือค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error) โดยนำค่า Observer error มาสร้างตารางสำหรับการชดเชยค่า ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.1 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบจดจำรูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 1

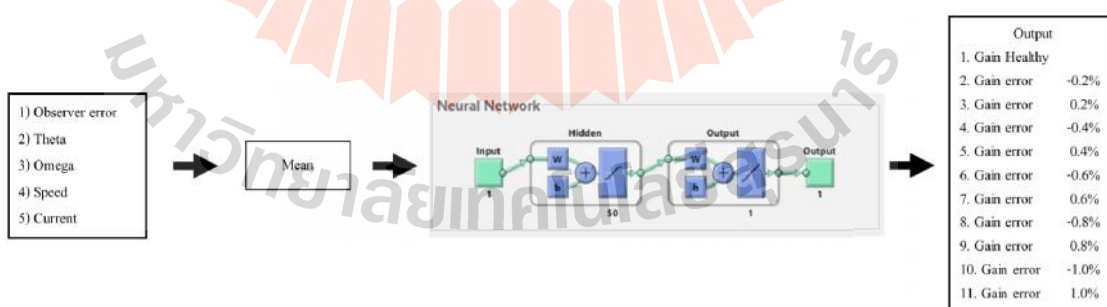
Number of parameters	Number of hidden layer	Epoch	Cross Entropy	Time(sec)	Accuracy (%)
5	50	117	2.3537e-07	1.00	100%
4	50	139	1.3529e-07	1.00	100%
3	50	92	1.9735e-07	0.00	100%
2	50	58	1.2306e-05	0.00	100%
1	50	37	6.2472e-07	0.00	100%

ตารางที่ 4.2 ตารางแสดงขอบเขตของ Observer error step size = 0.2%

% Gain Error	Observer error range (mm.)	Gain compensator
0.0%	0.0167 to 0.0205	1.000
-0.2%	0.0047 to 0.0098	0.998
0.2%	0.0276 to 0.0320	1.002
-0.4%	-0.0060 to -0.0020	0.996
0.4%	0.0396 to 0.0438	1.004
-0.6%	-0.0171 to -0.0128	0.994
0.6%	0.0510 to 0.0556	1.006
-0.8%	-0.0358 to -0.0232	0.992
0.8%	0.0599 to 0.0656	1.008
-1.0%	-0.0437 to -0.0381	0.99
1.0%	0.0733 to 0.0779	1.01

4.4.3 ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting)

การฝึกสอนแบบจำลองนี้จะต้องใช้เมตริกซ์อินพุตขนาด 550x5 และจะได้เมตริกซ์เอาต์พุตขนาด 550x1 ซึ่งอินพุตจะลดลงเรื่อย ๆ จาก 550x5 ไปจนถึง 550x1 ดังรูปที่ 4.25



รูปที่ 4.25 การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น

โดยที่จะทำการฝึกสอนแบบจำลองด้วย 5 พารามิเตอร์ ได้แก่

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current)
3. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
4. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
5. ความเร็ว (Speed)

และจะทำการตัดพารามิเตอร์ออกครั้งละ 1 พารามิเตอร์โดยที่จะเริ่มตัดที่ ความเร็วไปจนเหลือเพียงแค่ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ

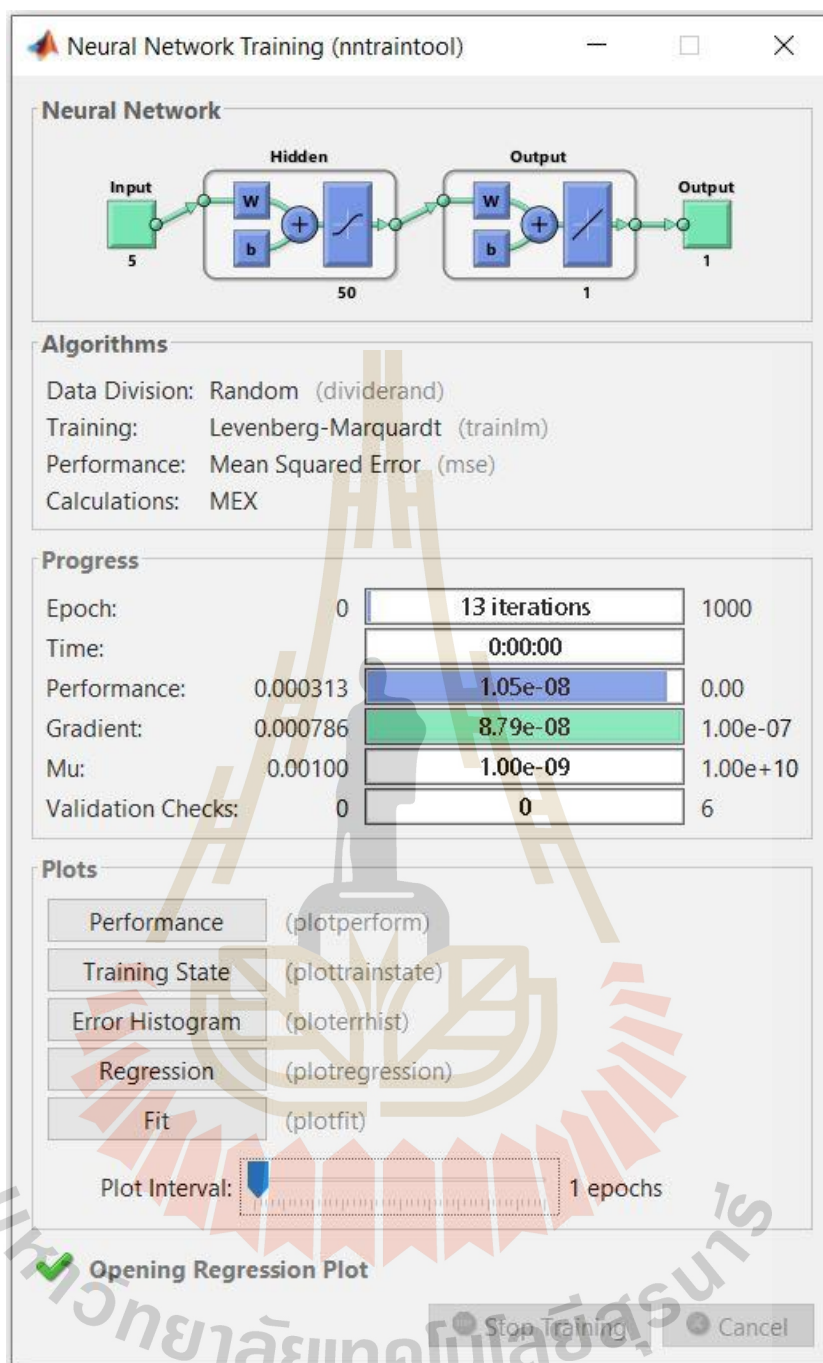
4.4.4 ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting)

โดยอาศัย Algorithm training Levenberg Marquardt และใช้ Mean Squared Error เป็นตัวชี้วัดความสามารถในการแยกแยะข้อมูล

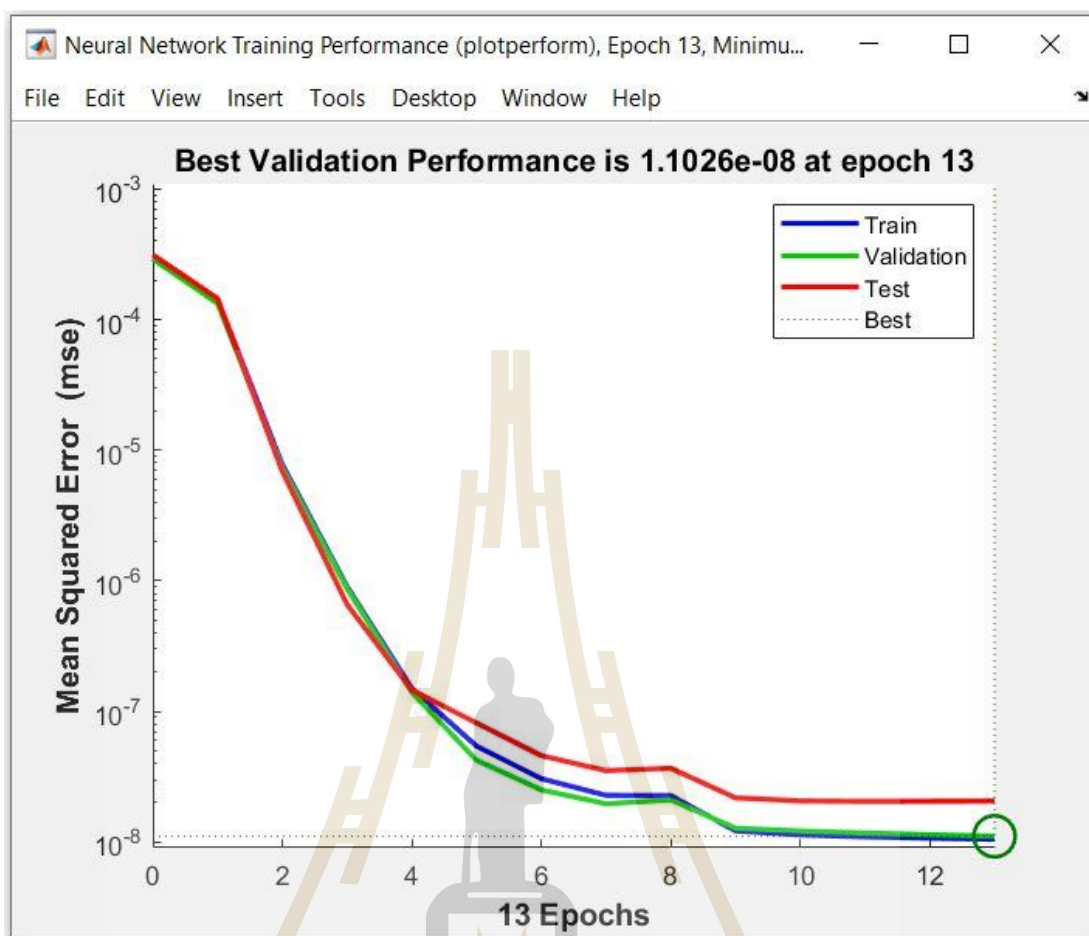
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

- Backward elimination 5 parameters

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current)
3. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
4. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
5. ความเร็ว (Speed)

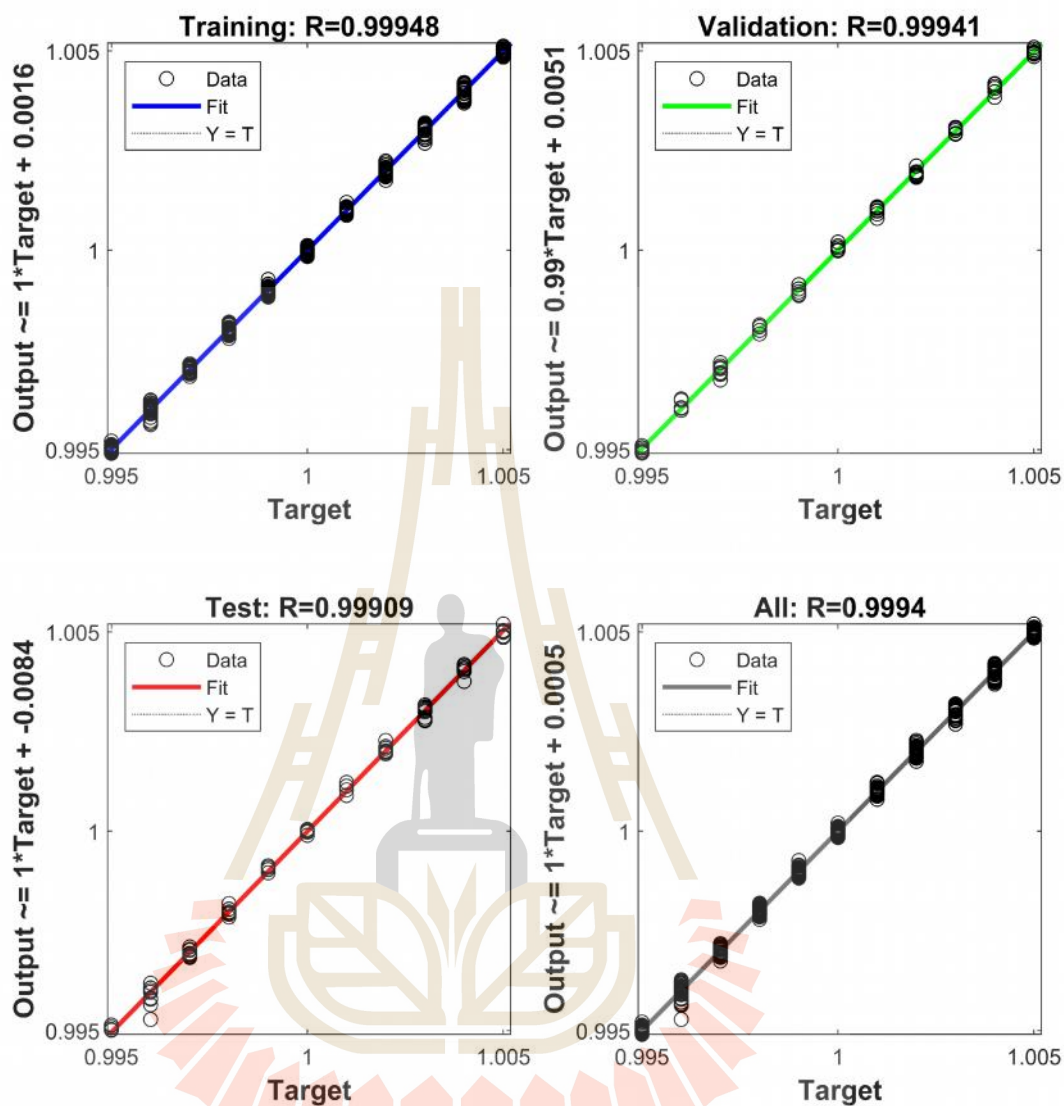


รูปที่ 4.26 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.27 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์

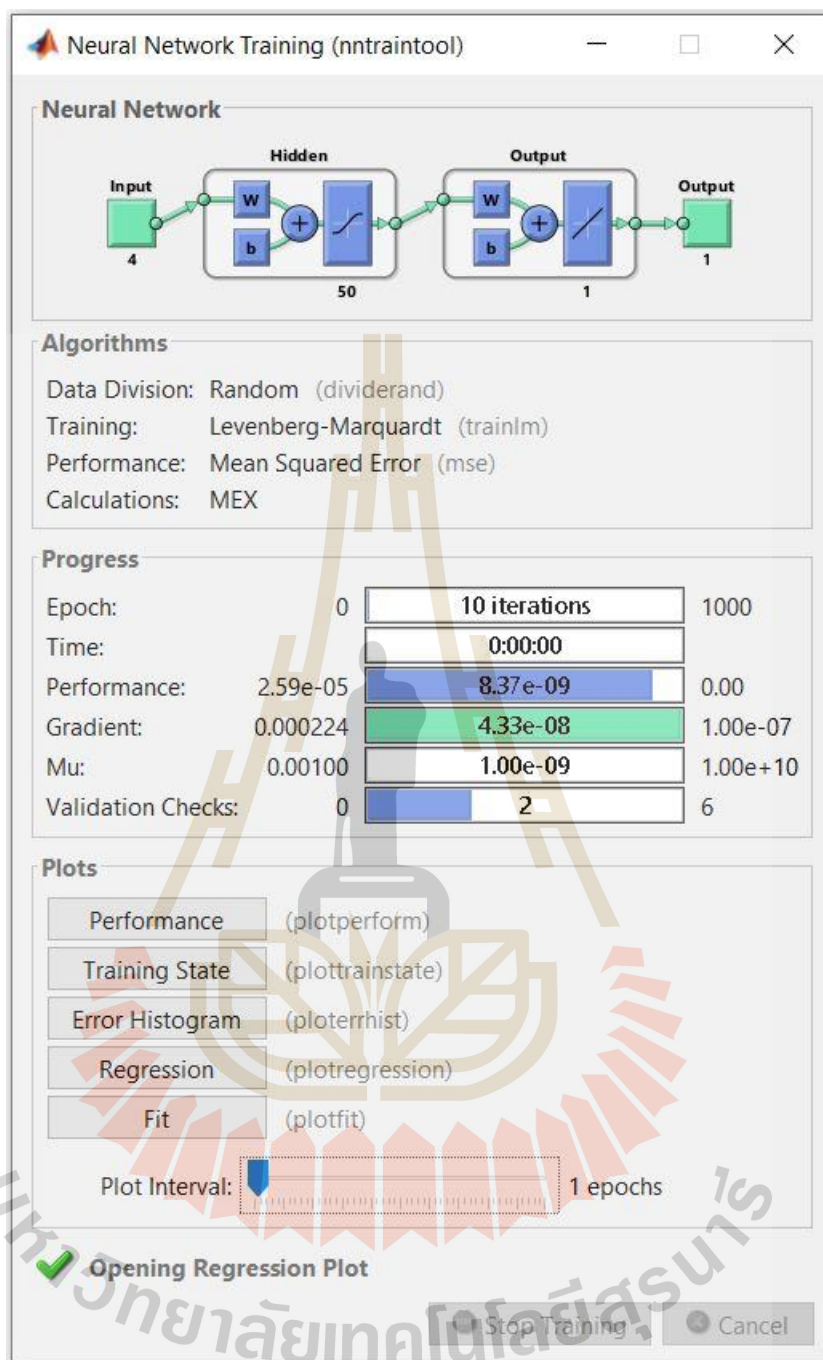
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



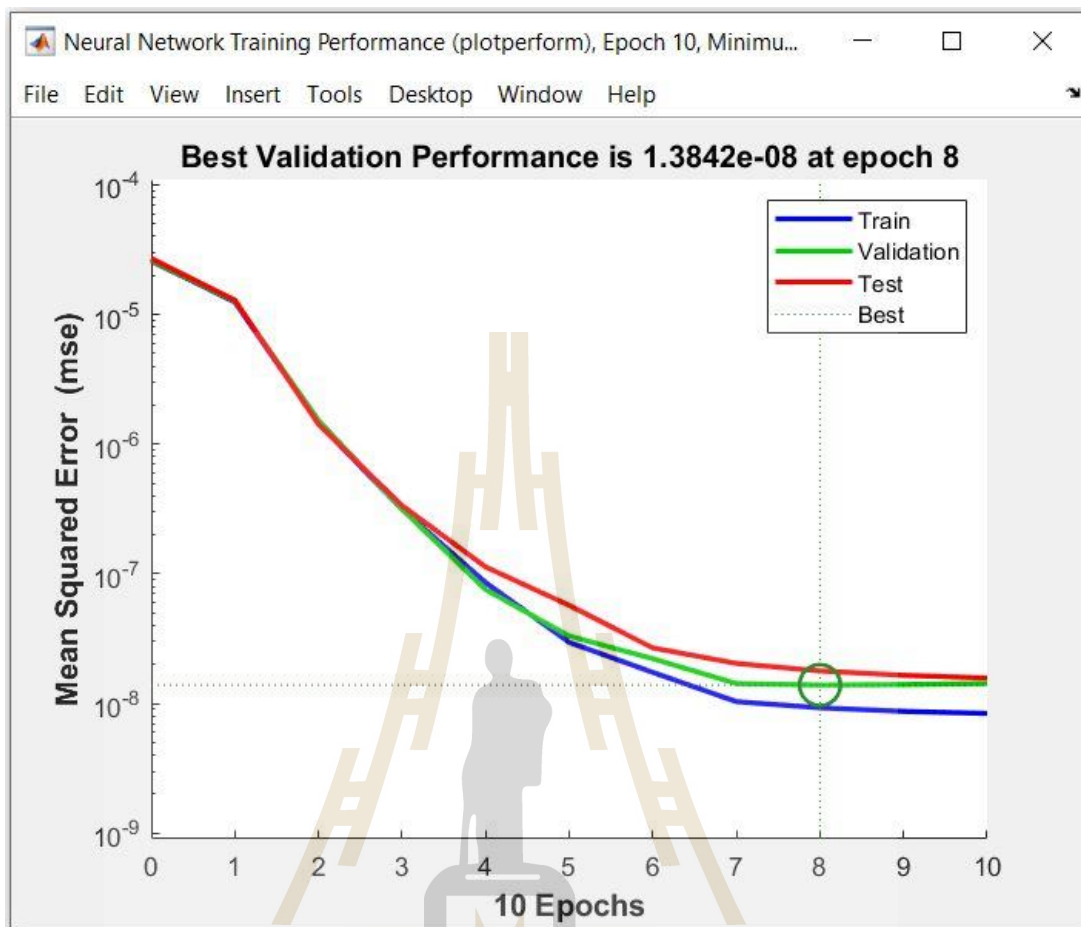
รูปที่ 4.28 กราฟลดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์

- **Backward elimination 4 parameters**

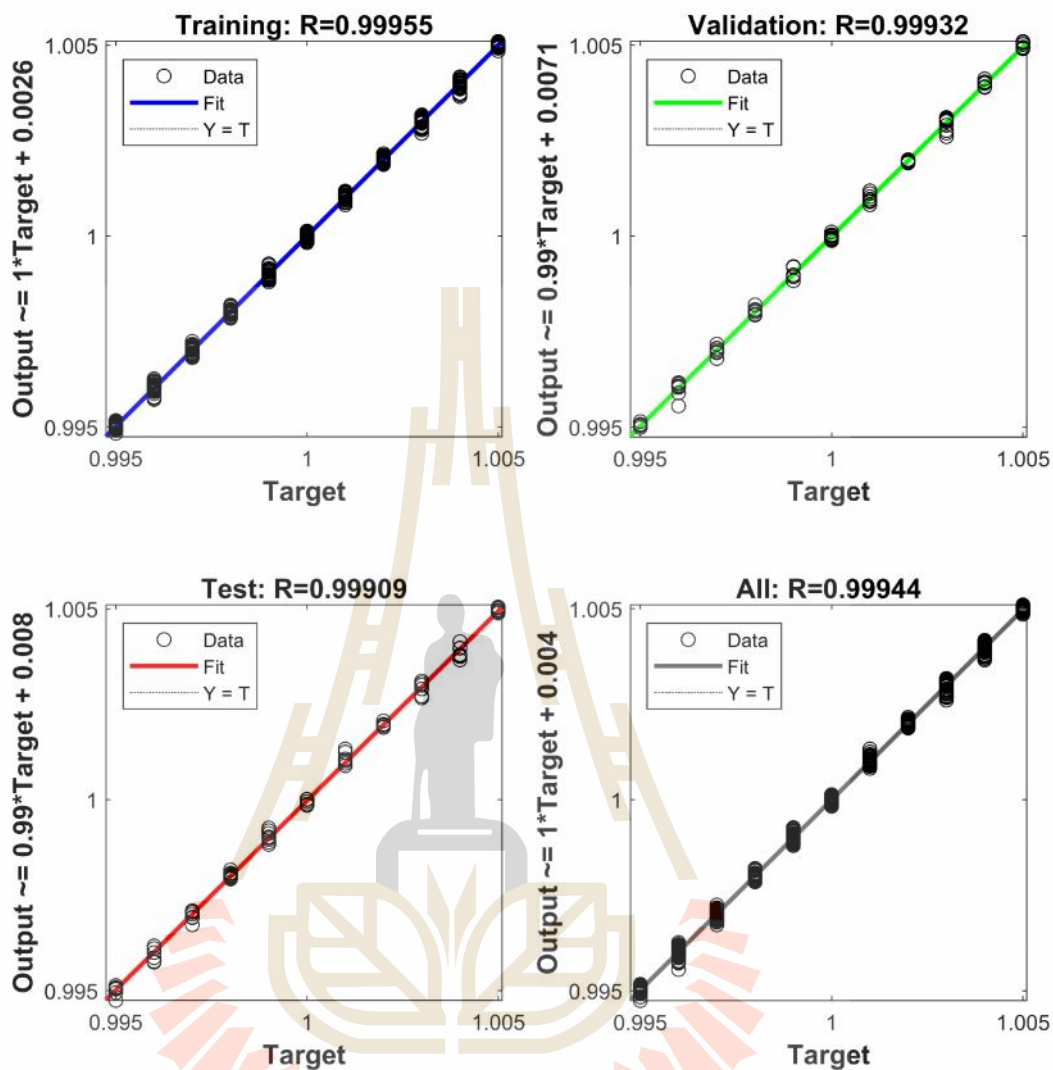
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
4. ความเร็ว (Speed)



รูปที่ 4.29 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.30 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.31 กราฟถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์

- **Backward elimination 3 parameters**

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)

Neural Network Training (nntraintool)

Neural Network

Algorithms

Data Division: Random (dividerand)
 Training: Levenberg-Marquardt (trainlm)
 Performance: Mean Squared Error (mse)
 Calculations: MEX

Progress

Epoch:	0	14 iterations	1000
Time:		0:00:00	
Performance:	0.000128	1.01e-08	0.00
Gradient:	0.000329	9.40e-08	1.00e-07
Mu:	0.00100	1.00e-09	1.00e+10
Validation Checks:	0	0	6

Plots

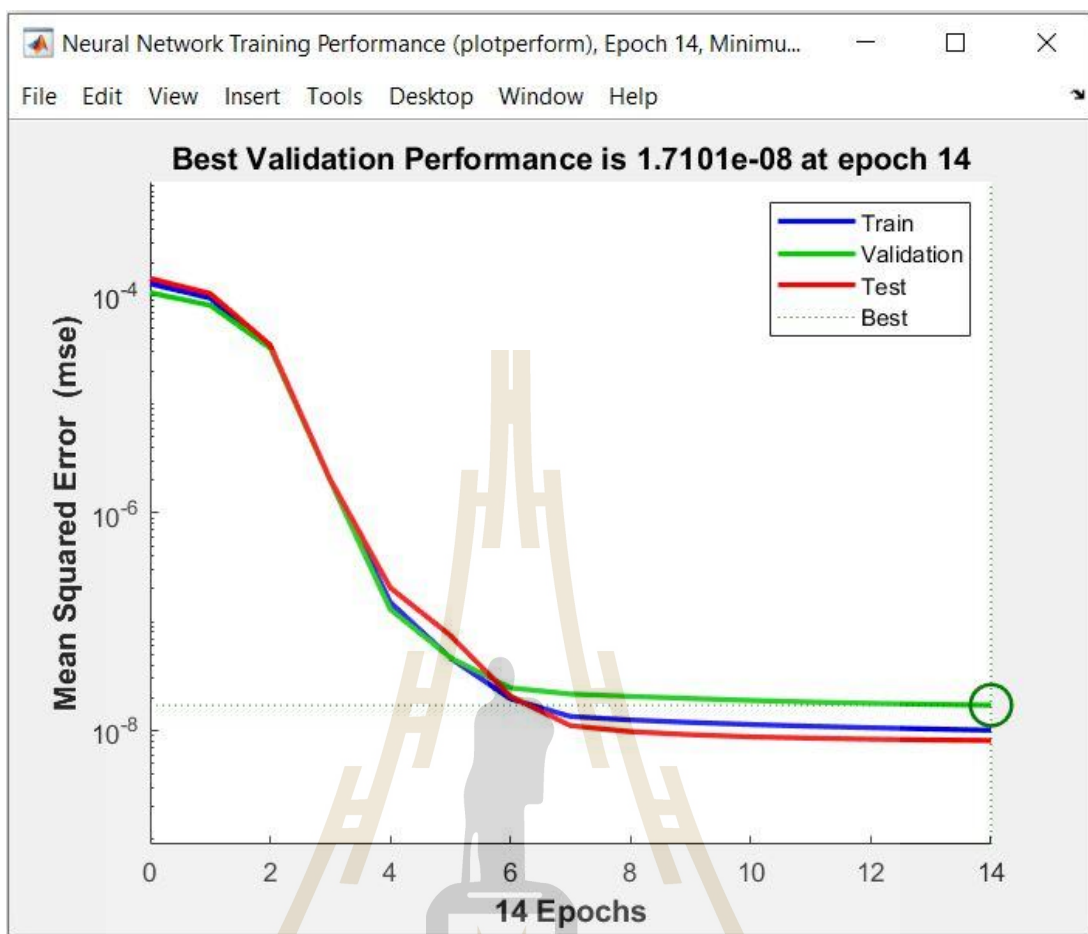
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Error Histogram (ploterrhist)
- Regression (plotregression)
- Fit (plotfit)

Plot Interval: 1 epochs

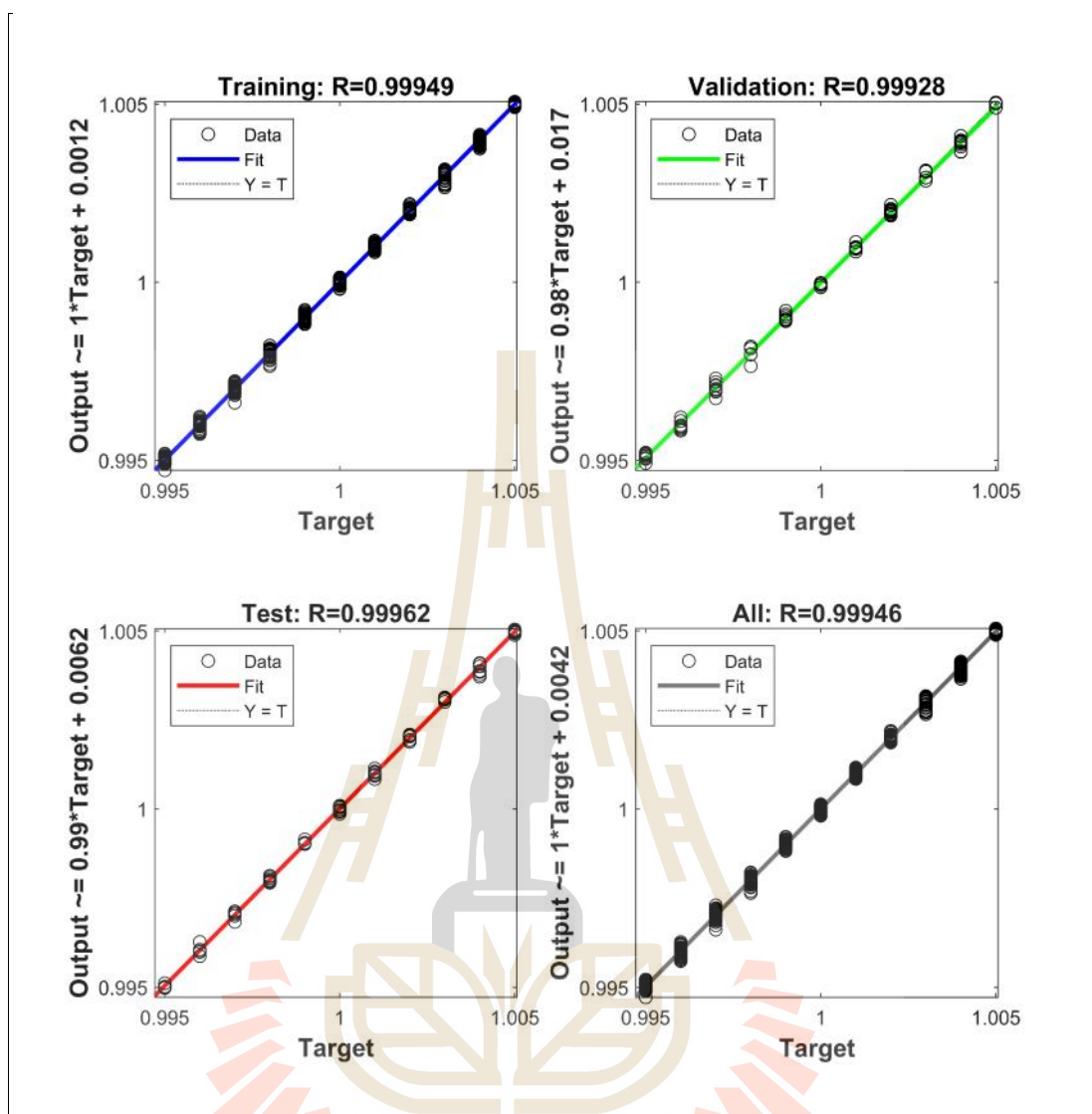
Opening Regression Plot

Stop Training Cancel

รูปที่ 4.32 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์



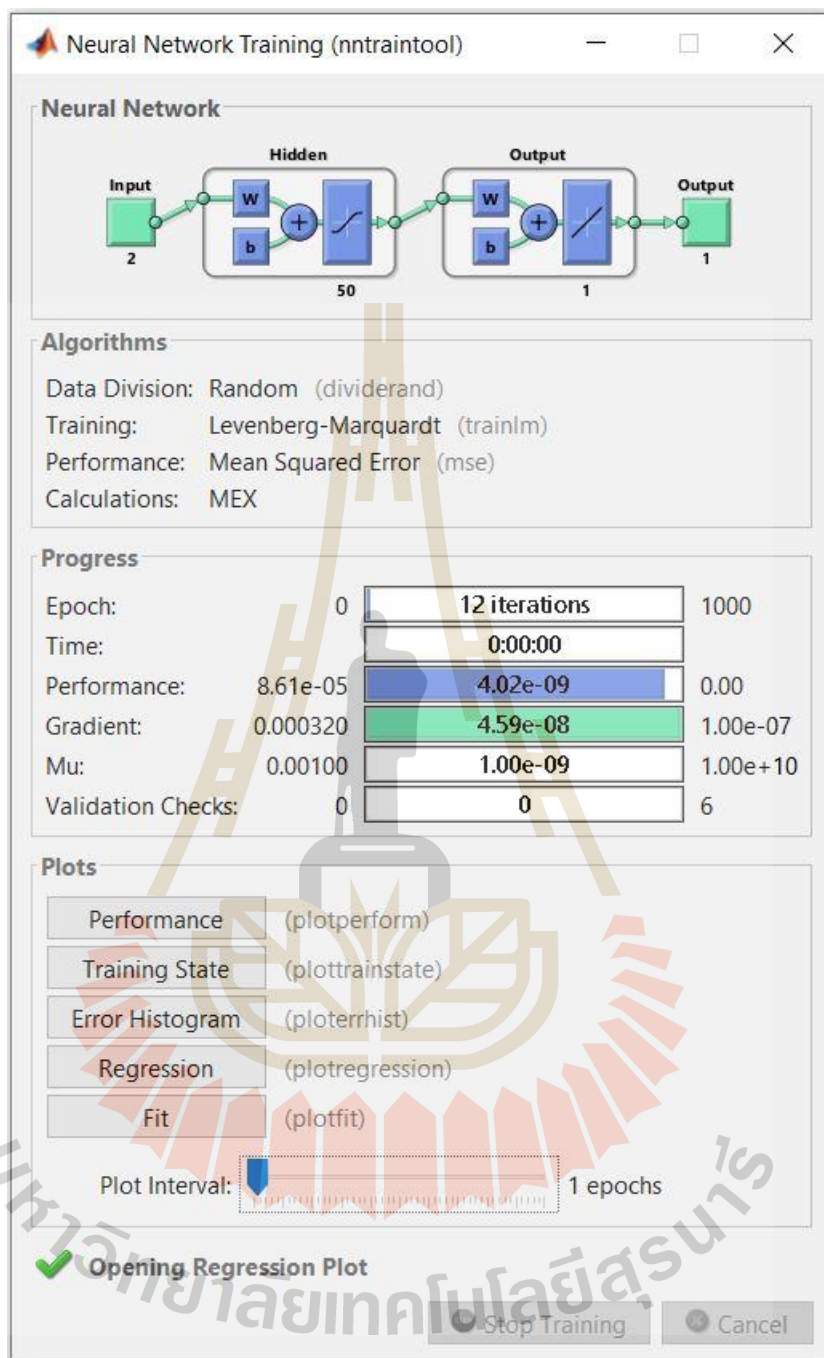
รูปที่ 4.33 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์



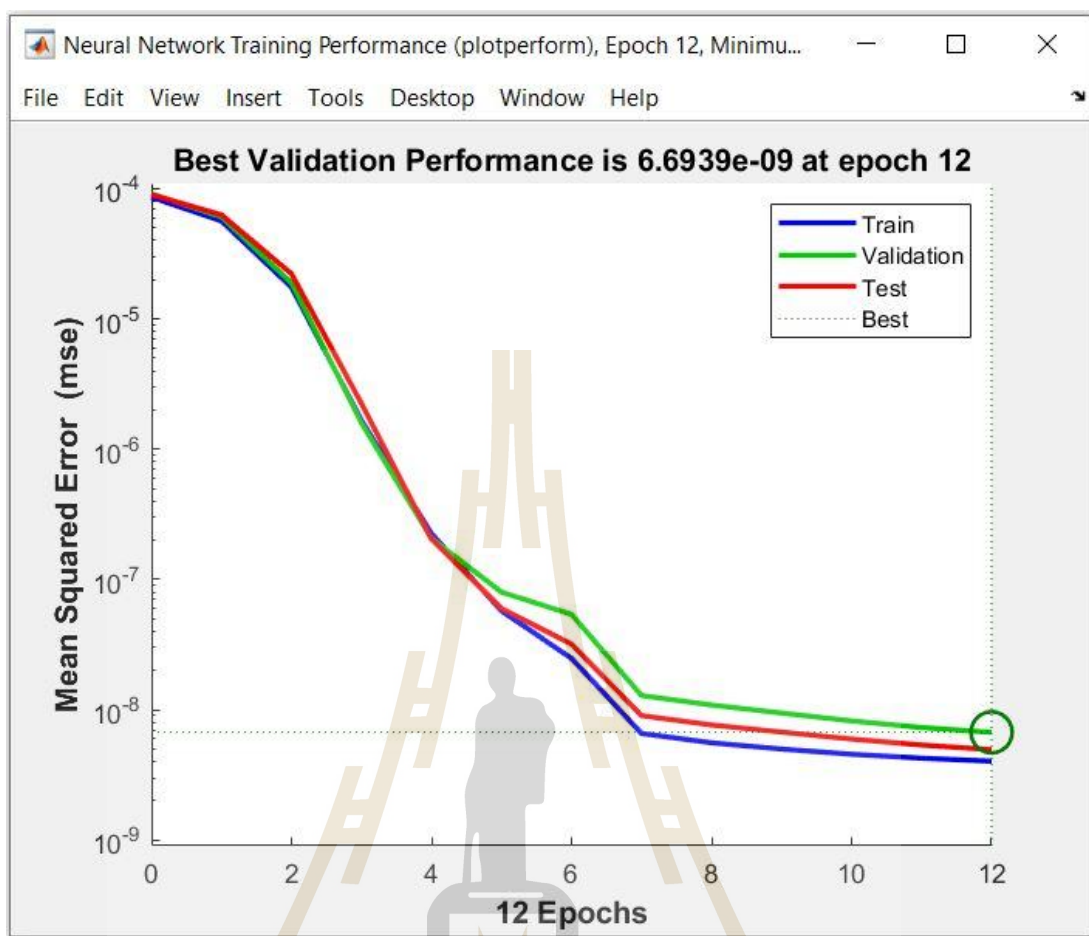
รูปที่ 4.34 กราฟถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์

- **Backward elimination 2 parameters**

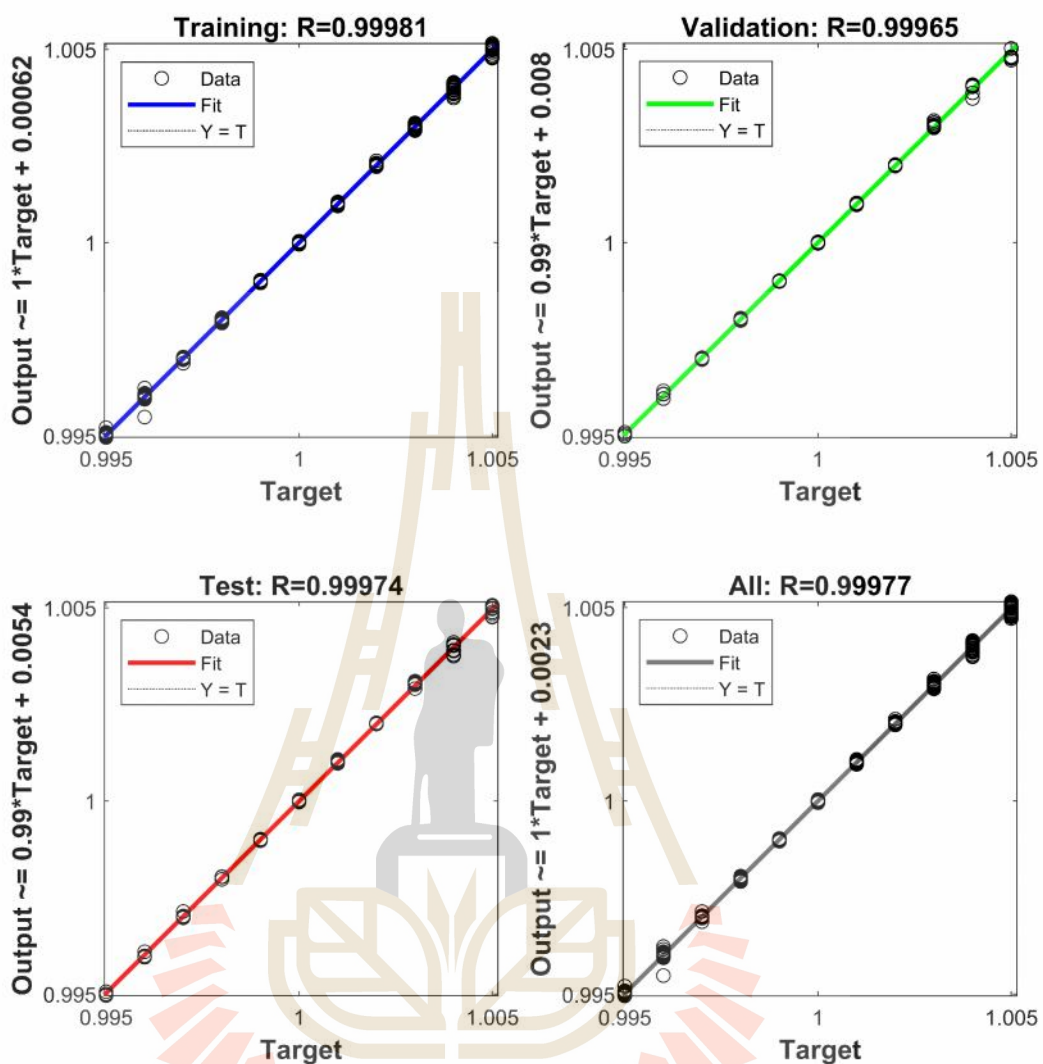
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ความเร็วเชิงมุม (Ω)



รูปที่ 4.35 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์



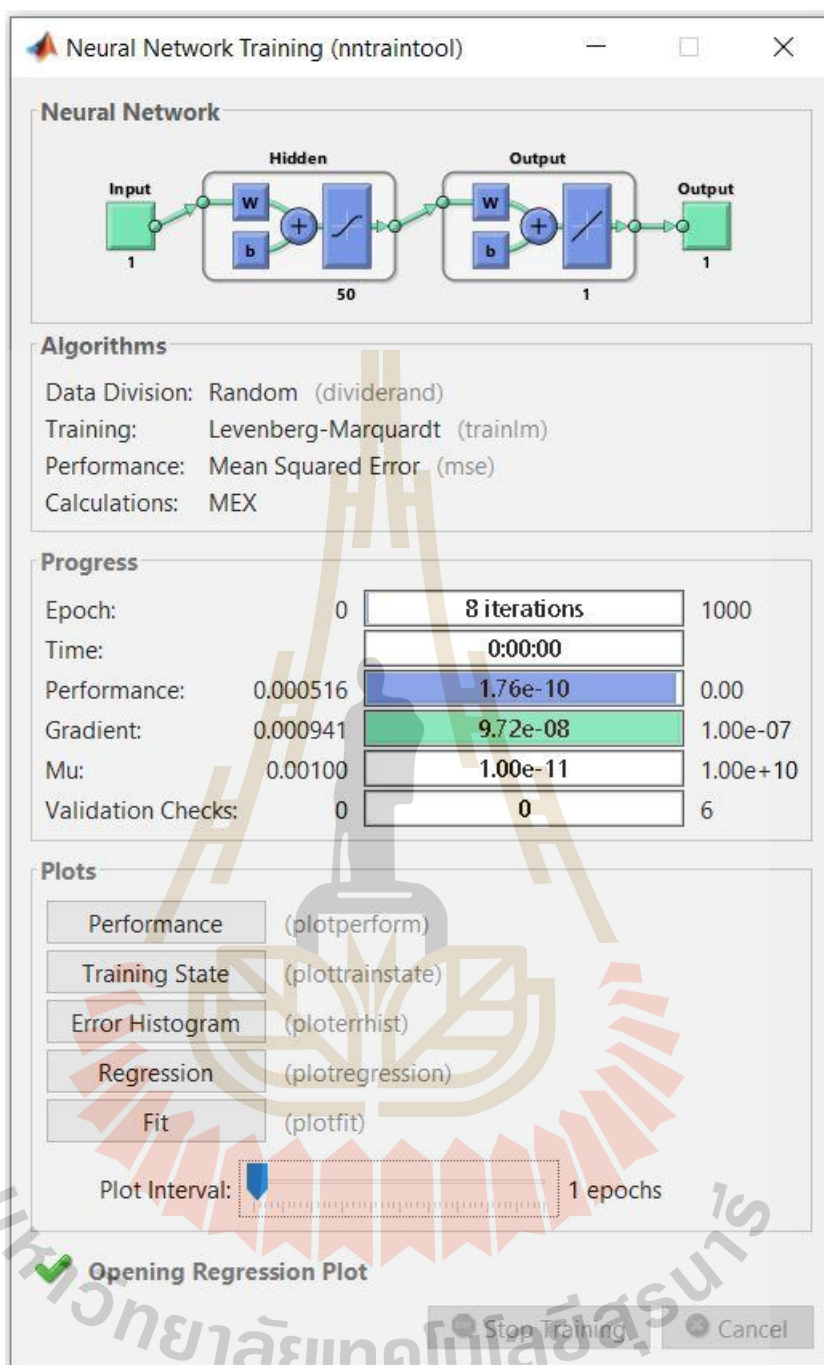
รูปที่ 4.36 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.37 กราฟถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์

- Backward elimination 1 parameters

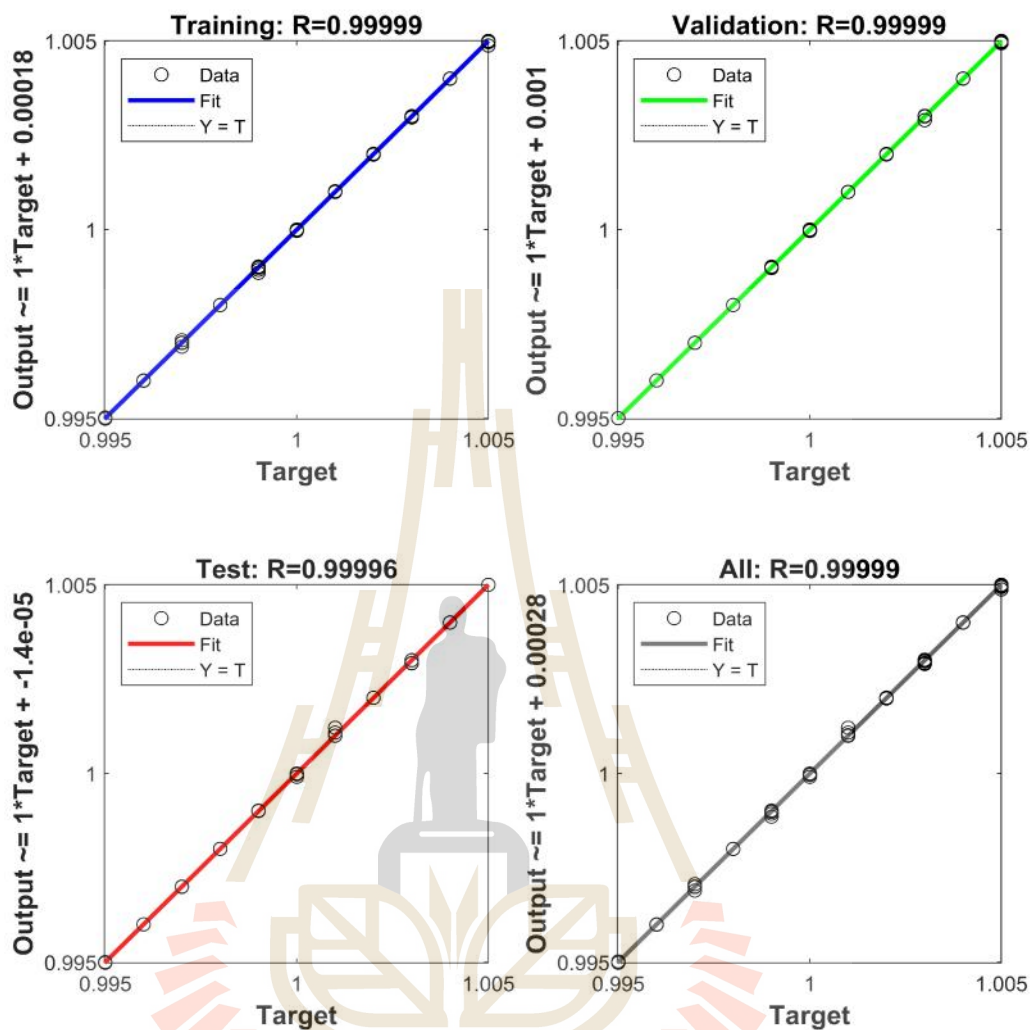
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)



รูปที่ 4.38 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.39 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.40 กราฟถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์

จากการใช้แอปพลิเคชัน Neural Net Fitting ในโปรแกรมแมตแล็บเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น ผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4.3 เป็นการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองในแต่ละครั้งจะทำการตัดพารามิเตอร์ออกซึ่งเป็นการหาแบบจำลองที่ดีที่สุดและประหยัดที่สุดด้วยวิธีการเลือกตัวแปรโดยวิธีลดตัวแปรซึ่งจะลดพารามิเตอร์จาก 5 พารามิเตอร์ไปจนเหลือ 1 และกำหนดให้จำนวนชั้นซ่อนในการฝึกสอนแบบจำลองมีค่าเท่ากันทั้งหมด จะเห็นได้ว่าเมื่อทำการลดพารามิเตอร์ลงเรื่อย ๆ ค่าความถูกต้องของแบบจำลองจะมีค่าที่มากขึ้นแต่ ในการเลือกใช้งานจริงจะต้องเลือกใช้แบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด จากผลการฝึกสอนแบบจำลองพบว่าแบบจำลองที่ให้ความถูกต้องสูงที่สุดคือ 0.9999 และใช้เวลาในการฝึกสอน < 1 วินาที โดยใช้เพียง 1 พารามิเตอร์คือ Observer error

ตารางที่ 4.3 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 1

Number of parameters	Number of hidden layer	Epoch	MSE	Time(sec)	R-squared
5	50	13	1.1026e-8	0.00	0.99940
4	50	8	1.3842e-8	0.00	0.99944
3	50	14	1.7101e-8	0.00	0.99946
2	50	12	6.6939e-9	0.00	0.99977
1	50	8	2.6286e-10	0.00	0.99999

4.4.5 การประเมินผลการจำแนกด้วยการถดถอยเชิงเส้น

ในงานวิจัยนี้จะใช้การวัดประสิทธิภาพและการประเมินผลของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นด้วยวิธีการวิเคราะห์ด้วยค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ (Coefficient of determination) หรือค่า R-Squared ซึ่งเป็นค่าสถิติที่ใช้วัดว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีความสมรूपกับข้อมูลมากน้อยอย่างไร โดยที่สามารถคำนวณค่า R-Squared ได้ดังนี้

$$R\text{-Squared} = 1 - (\text{ความผันแปรที่สามารถอธิบายได้} / \text{ความผันแปรทั้งหมด})$$

R-Squared เป็นค่าที่บอกถึงการกลมกลืนของข้อมูลกับ Linear regression model ที่อธิบายถึงเปอร์เซ็นต์ของความแปรปรวนที่ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) สามารถอธิบายตัวแปรตาม (Dependent Variable) ได้ โดย R-Squared จะแสดงถึงความมากหรือน้อยของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม โดยที่จากกราฟ R-Squared แกน X จะเป็นเอาต์พุตจริง (Target Class) ของแบบจำลองหรือเรียกว่าตัวแปรอิสระและแกน Y จะเป็นเอาต์พุตจากแบบจำลอง (Output Class) ของแบบจำลองหรือเรียกว่าตัวแปรตาม พิจารณารูปที่ 4.52 คือ กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหรือเอาต์พุตจริงและตัวแปรตามหรือเอาต์พุตจากแบบจำลองซึ่งจะแสดงความสัมพันธ์ด้วยการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression) ซึ่งประกอบไปด้วยกราฟถดถอยเชิงเส้นสำหรับฝึกสอน (Training linear regression) กราฟถดถอยเชิงเส้นสำหรับการประเมินผล (Validation linear regression) กราฟถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดสอบ (Test linear regression) และกราฟถดถอยเชิงเส้นแบบรวม (All linear regression) ซึ่งจะเห็นได้ว่าประสิทธิภาพโดยรวมของ

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกลักษณะความผิดปกติของเซ็นเซอร์ที่เกิดขึ้นได้ 0.99999 สำหรับการทดลองครั้งที่ 1 ซึ่งแบ่งสภาวะในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะมีสมการทั่วไปของเอาต์พุตการถดถอยเชิงเส้นซึ่งมีประสิทธิภาพในการทำนายค่าอัตราขยายของความผิดปกติของเซ็นเซอร์ดังสมการ

$$\text{Output} \approx 1 \times \text{Target} + 0.00028$$

จากสมการทั่วไปของเอาต์พุตการถดถอยเชิงเส้นนั้น จะเห็นได้ว่าเป็นการทำนายค่าความผิดปกติของเซ็นเซอร์ได้ดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ตารางแสดงผลการทำนายค่าอัตราขยายผิดปกติของเซ็นเซอร์จากสมการ

Target	Output
1.01	1.01028
1.009	1.00928
1.006	1.00628
1.005	1.00528
1.002	1.00228
1	1.00028
0.999	0.99928
0.998	0.99828
0.996	0.99628
0.993	0.99328
0.99	0.99028

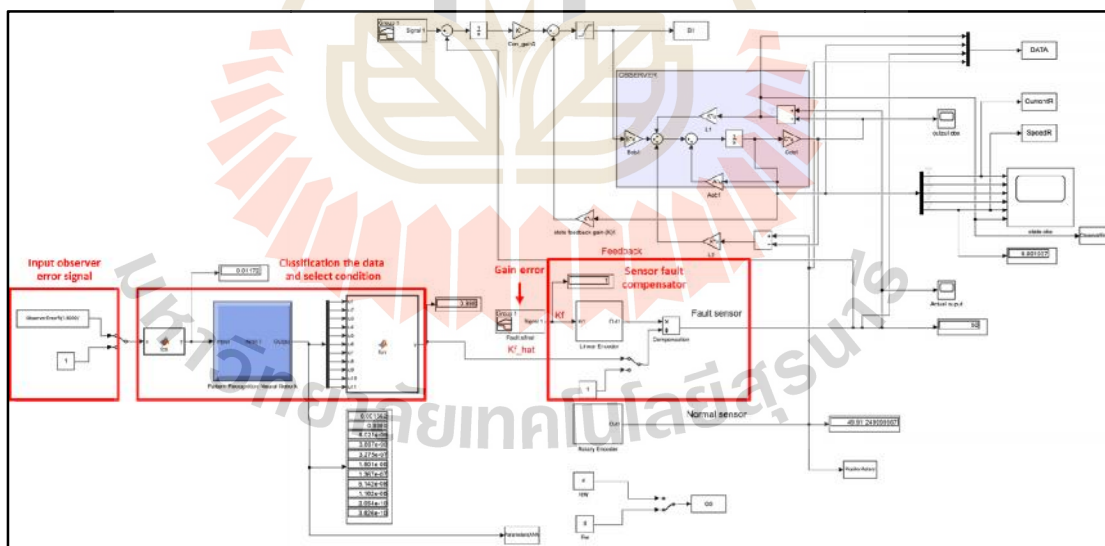
4.4.6 การทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 1

สำหรับการทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยการใช้ผลทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทดลองครั้งที่ 1 นี้จะทำการแบ่งค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดปกติของเซ็นเซอร์ออกเป็นออกเป็น $\pm 0.2\%$, $\pm 0.4\%$, $\pm 0.6\%$, $\pm 0.8\%$ และ $\pm 1\%$ สำหรับการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และทำการทดลองการชดเชยค่าความผิดปกติของเซ็นเซอร์ด้วยค่า $\pm 0.2\%$, $\pm 0.3\%$, $\pm 0.4\%$, $\pm 0.5\%$ และ $\pm 0.9\%$ โดยที่จะเก็บผลการทดลองในทุก ๆ สภาวะความผิดปกติทั้งหมด 5 ครั้งสำหรับการทดลองครั้งที่ 1 โดยการทดลองจะทำการทดสอบ

การชดเชย 2 แบบ คือ การชดเชยโดยอาศัยการตรวจหาแบบการหารูปแบบแล้วจะทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Discrete gain scheduling และการชดเชยโดยอาศัยการตรวจหาแบบการถดถอยเชิงเส้น (Model fitting) ด้วยวิธี Continuous gain scheduling

4.4.6.1 การชดเชยโดยอาศัยการตรวจหาแบบการหารูปแบบแล้วจะทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Discrete Gain scheduling

การทดลองการชดเชยค่า อัตราขยาย ให้กับระบบโดยใช้ผลการทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบนั้นจะมีบล็อกไดอะแกรมดังรูปที่ 4.41 จะเห็นได้ว่ามีส่วนที่ทำการรับข้อมูลอินพุตเข้ามาและทำการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลโดยใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูล Observer error เมื่อได้ค่าเฉลี่ยออกมาแล้วก็นำเอาค่าที่ได้เข้ามาจำแนกในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหารูปแบบ (Pattern recognition) ในการคัดแยกผลการทำนายโดยที่จะเลือกคำตอบโดยการหารูปแบบที่ได้จากอินพุตนั้น มีลักษณะใกล้เคียงกับรูปแบบที่ได้ฝึกสอนไว้ ซึ่งอินพุตมีค่าใกล้เคียงมากค่าที่ได้จะมีค่าที่เข้าใกล้ 1 มากที่สุดเมื่อได้ค่าที่เข้าใกล้ 1 มากที่สุดแล้วก็ถือว่าเป็นสถานะใด เมื่อจำแนกค่าอัตราขยายที่ได้จากการทำนายมาแล้วระบบก็จะทำการเลือกค่าอัตราขยายโดยเทียบกับค่าในตารางที่ ตารางที่ 4.2 เพื่อชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบเพื่อลดความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ต่อไป

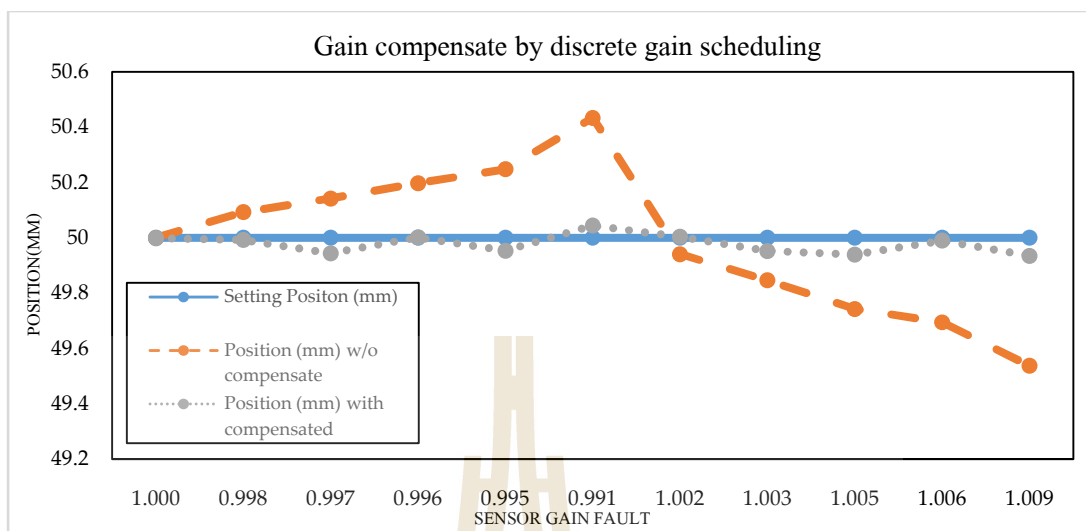


รูปที่ 4.41 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Discrete gain scheduling การทดลองครั้งที่ 1

ผลจากการทดลองดังตารางที่ 4.5 ซึ่งเปรียบเทียบตำแหน่งของมอเตอร์ระหว่างระบบที่มีการชดเชยค่าอัตราขยายของเซนเซอร์และระบบที่ไม่มีการชดเชยค่าอัตราขยายกับค่าของตำแหน่งที่กำหนด จะพบว่าระบบที่มีการชดเชยค่าอัตราขยายสามารถลดความผิดพลาดของตำแหน่งจากค่าเฉลี่ย 0.214 มิลลิเมตร เหลือเพียง 0.031 มิลลิเมตรหรือลดได้ 85% เมื่อเปรียบเทียบกับระบบที่ไม่มีการชดเชย

ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Discrete gain scheduling

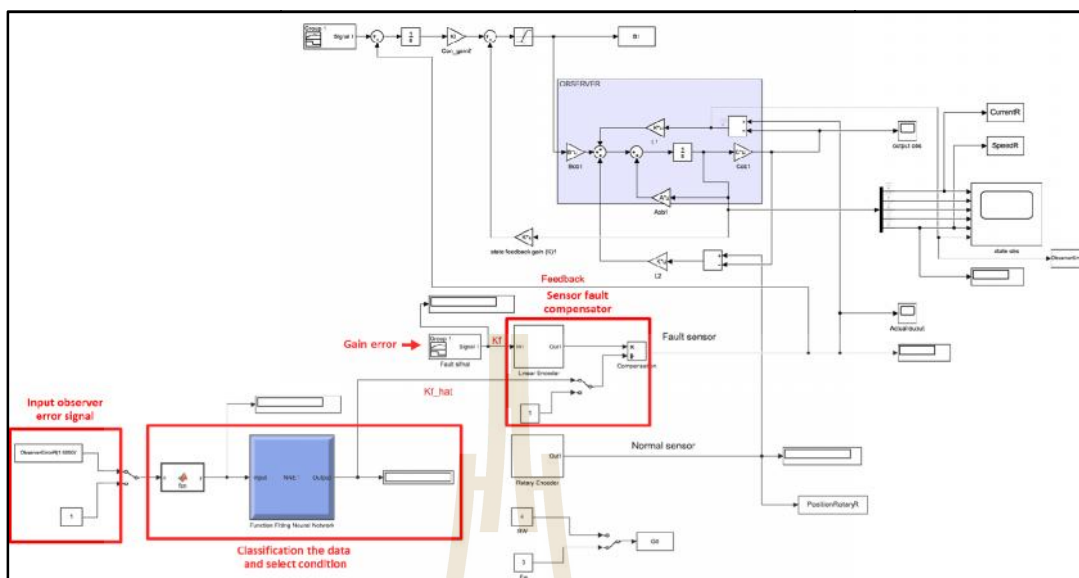
Setting Position (mm)	Gain fault	Position W/O compensate	Gain compensate	Position compensate	Position error (mm)	
					w/o compensate	with compensate
50.000	1.000	50.000	1.000	49.999	0.000	0.001
50.000	0.998	50.093	0.998	49.992	0.093	0.008
50.000	0.997	50.142	0.996	49.944	0.142	0.056
50.000	0.996	50.198	0.996	50.002	0.198	0.002
50.000	0.995	50.248	0.994	49.953	0.248	0.047
50.000	0.991	50.434	0.992	50.044	0.434	0.044
50.000	1.002	49.941	1.002	50.004	0.059	0.004
50.000	1.003	49.847	1.002	49.952	0.153	0.048
50.000	1.005	49.743	1.004	49.940	0.257	0.060
50.000	1.006	49.694	1.006	49.990	0.306	0.010
50.000	1.009	49.537	1.008	49.935	0.463	0.065



รูปที่ 4.42 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Discrete gain scheduling

4.4.6.2 การชดเชยโดยอาศัยการตรวจหาแบบการถดถอยเชิงเส้นและทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Continuous gain scheduling

การทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยใช้ผลการทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นนั้นจะมีบล็อกไดอะแกรมดังที่แสดงในรูปที่ 4.44 จะเห็นได้ว่ามีส่วนที่ทำการรับข้อมูลอินพุตเข้ามาและทำการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลโดยใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูล เมื่อได้ค่าเฉลี่ยออกมาแล้วก็นำเอาต์พุตที่ได้เข้ามาจำแนกในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นโดยค่าอัตราขยายที่ทำนายได้จากแบบจำลองนั้นจะใช้ตัวแปรตามของกราฟแสดงความสัมพันธ์การถดถอยเชิงเส้น โดยที่อินพุตจะเป็นตัวแปรอิสระของกราฟและนำค่าที่ได้จากตัวแปรตามมาเป็นเอาต์พุตของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น โดยอาศัยสมการ $Output = 1 \times Target + 0.00028$ และนำค่าที่ได้ไปชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบความผิดปกติของเซ็นเซอร์ต่อไป



รูปที่ 4.43 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วย วิธี Continuous gain scheduling การทดลองครั้งที่ 1

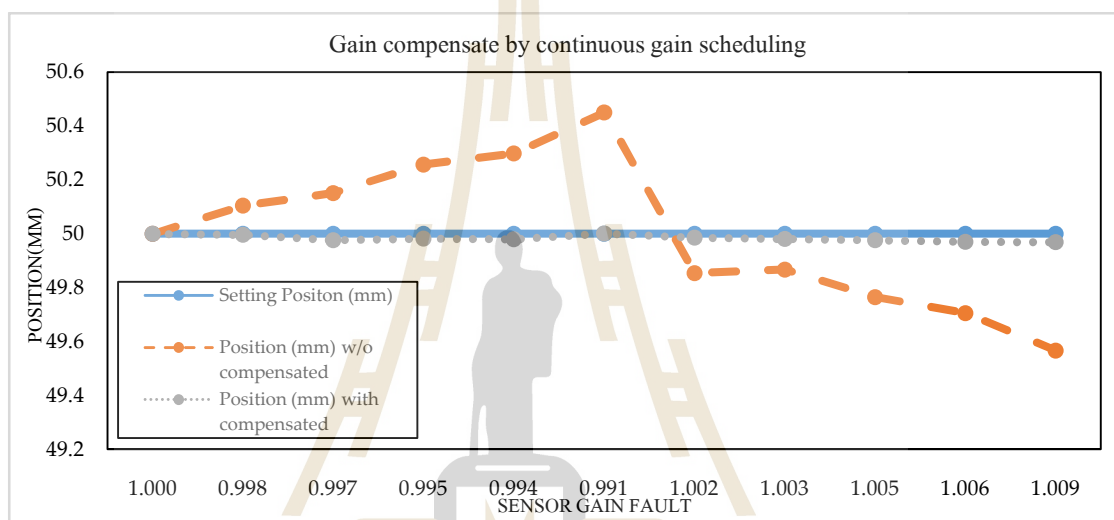
ผลจากการทดลองดังตารางที่ 4.6 ซึ่งเปรียบเทียบตำแหน่งของมอเตอร์ระหว่างระบบที่มีการชดเชยค่าอัตราขยายของเซนเซอร์และระบบที่ไม่มีการชดเชยค่าอัตราขยายกับค่าของตำแหน่งที่ต้องการ จะพบว่าระบบที่มีการชดเชยค่าอัตราขยายแบบสมการเชิงเส้นแบบทดอย สามารถลดความผิดพลาดของตำแหน่งจากค่าเฉลี่ย 0.228 มิลลิเมตร เหลือเพียง 0.017 มิลลิเมตรหรือลดได้ 93% เมื่อเปรียบเทียบกับระบบที่ไม่มีการชดเชย

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Continuous gain scheduling

Setting Position (mm)	Gain fault	Position W/O compensate	Gain compensate	Position compensate	Position error (mm) w/o compensate	Position error (mm) with compensate
50	1.000	50.000	1.000	50.000	0.000	0.000
50	0.998	50.104	0.998	49.996	0.104	0.004
50	0.997	50.151	0.997	49.976	0.151	0.024
50	0.995	50.257	0.994	49.982	0.257	0.018
50	0.994	50.298	0.994	49.979	0.298	0.021
50	0.991	50.450	0.991	50.001	0.450	0.001
50	1.002	49.854	1.001	49.986	0.146	0.014
50	1.003	49.867	1.002	49.981	0.133	0.019
50	1.005	49.765	1.004	49.976	0.235	0.024

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Continuous gain scheduling (ต่อ)

Setting Position (mm)	Gain fault	Position W/O compensate	Gain compensate	Position compensate	Position error (mm) w/o compensate	Position error (mm) with compensate
50	1.006	49.706	1.005	49.970	0.294	0.030
50	1.009	49.567	1.008	49.969	0.433	0.031

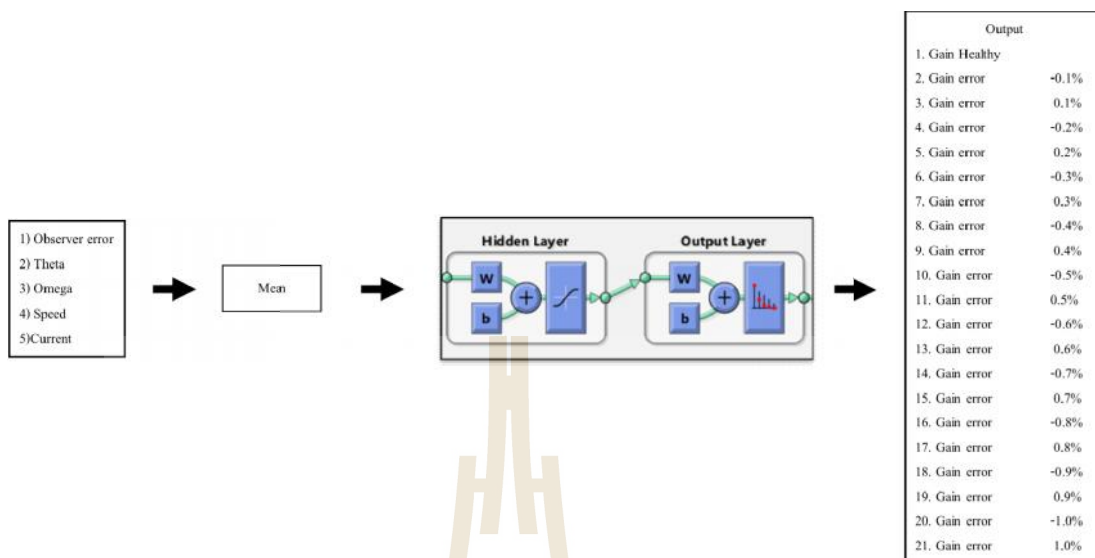


รูปที่ 4.44 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Continuous gain scheduling

4.5 ผลการทดลองครั้งที่ 2

4.5.1 ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)

การฝึกสอนแบบจำลองนี้จะต้องใช้เมตริกซ์อินพุตขนาด 1050×5 และจะได้เมตริกซ์เอาต์พุตขนาด 1050×11 ซึ่งอินพุตจะลดลงเรื่อย ๆ จาก 1050×5 ไปจนถึง 1050×1 ดังรูปที่ 4.46



รูปที่ 4.45 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 2

4.5.2 ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)

- Backward elimination 5 parameters

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current)
3. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
4. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
5. ความเร็ว (Speed)

Neural Network Training (nntraintool)

Neural Network

Algorithms

Data Division: Random (dividerand)
 Training: Scaled Conjugate Gradient (trainscg)
 Performance: Cross-Entropy (crossentropy)
 Calculations: MEX

Progress

Epoch:	0	106 iterations	1000
Time:		0:00:03	
Performance:	0.410	0.00474	0.00
Gradient:	0.152	0.000878	1.00e-06
Validation Checks:	0	6	6

Plots

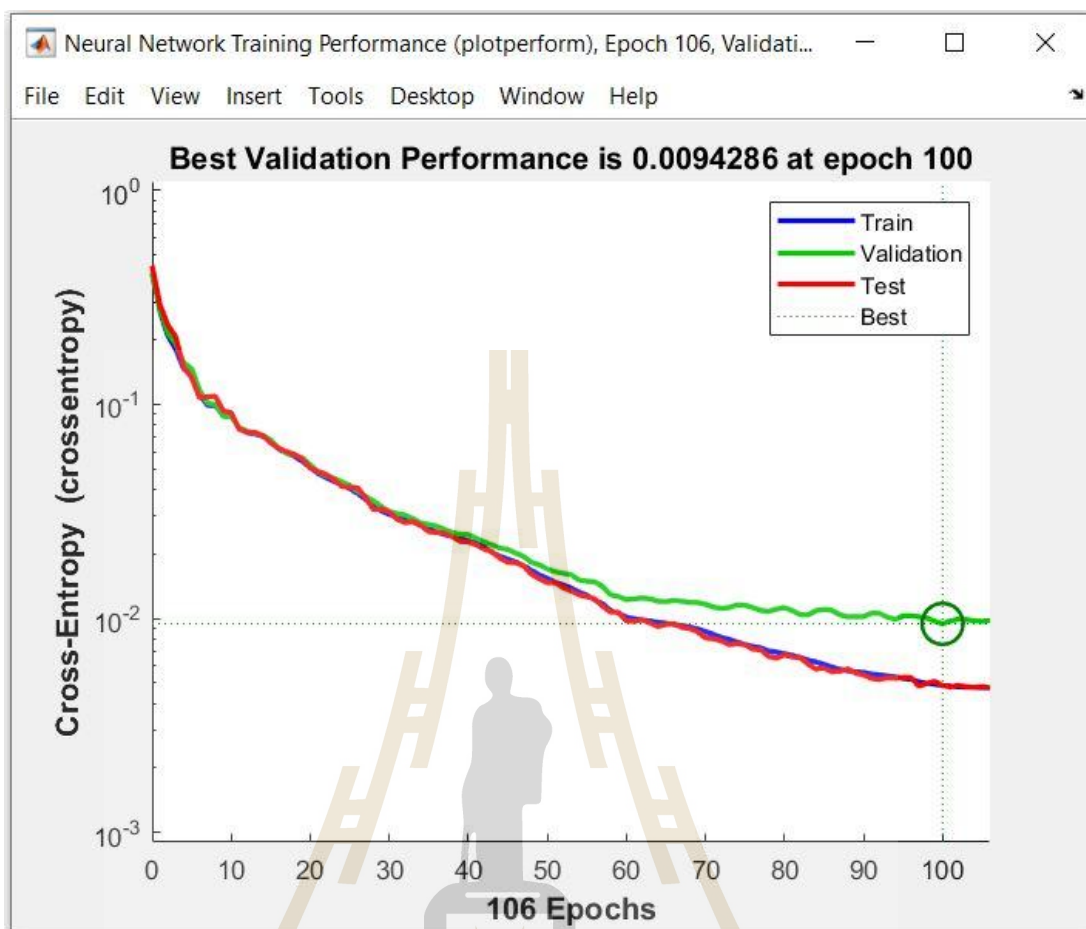
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Error Histogram (ploterrhist)
- Confusion (plotconfusion)
- Receiver Operating Characteristic (plotroc)

Plot Interval: 1 epochs

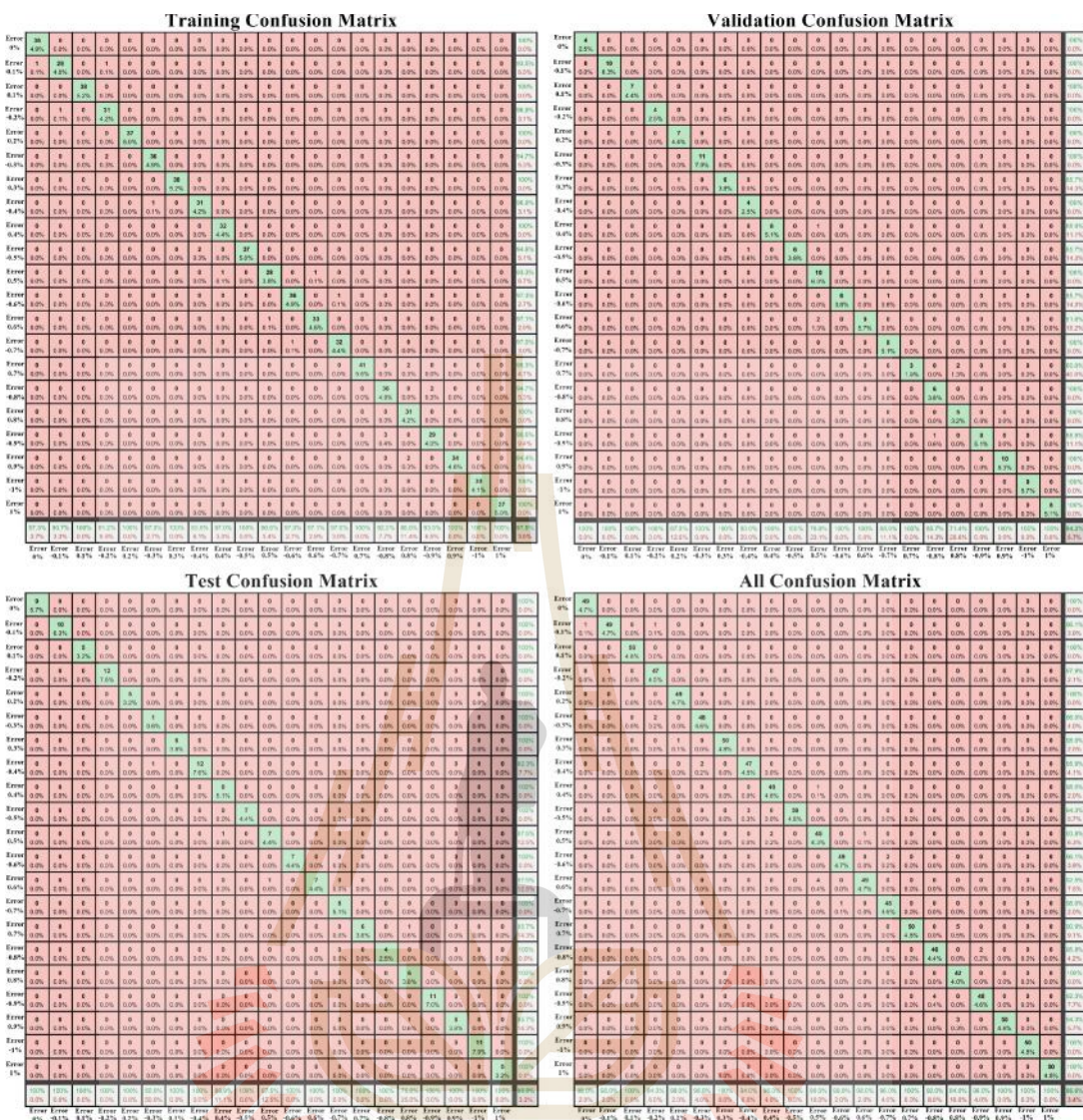
Opening Confusion Plot

Stop Training Cancel

รูปที่ 4.46 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.47 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.48 คอนฟิวชันเมตริกซ์การหารูปแบบ 5 พารามิเตอร์

- Backward elimination 4 parameters

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
4. ความเร็ว (Speed)

Neural Network Training (ntraintool)

Neural Network

Input: 4 nodes
 Hidden: 50 nodes
 Output: 21 nodes

Algorithms

Data Division: Random (dividerand)
 Training: Scaled Conjugate Gradient (trainscg)
 Performance: Cross-Entropy (crossentropy)
 Calculations: MEX

Progress

Epoch:	0	104 iterations	1000
Time:		0:00:02	
Performance:	0.339	0.00452	0.00
Gradient:	0.132	0.00166	1.00e-06
Validation Checks:	0	6	6

Plots

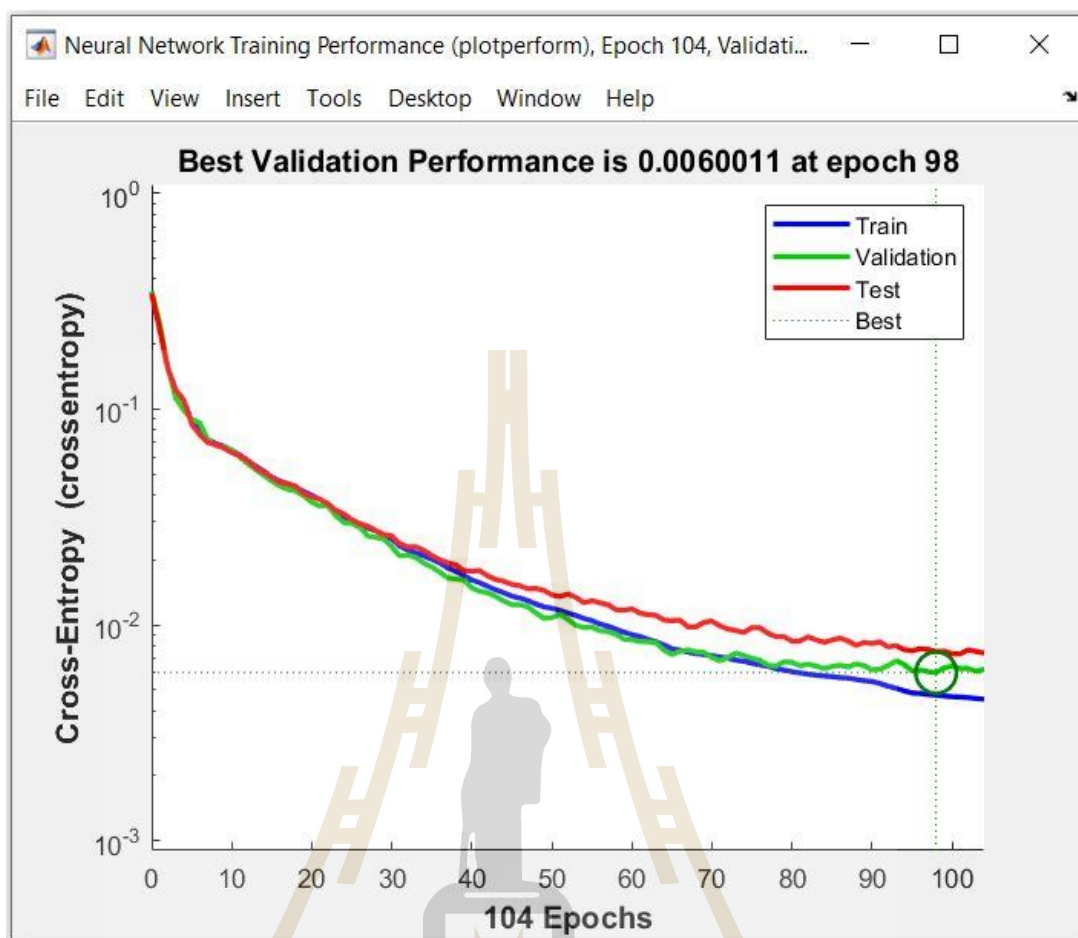
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Error Histogram (ploterrhist)
- Confusion (plotconfusion)
- Receiver Operating Characteristic (plotroc)

Plot Interval: 1 epochs

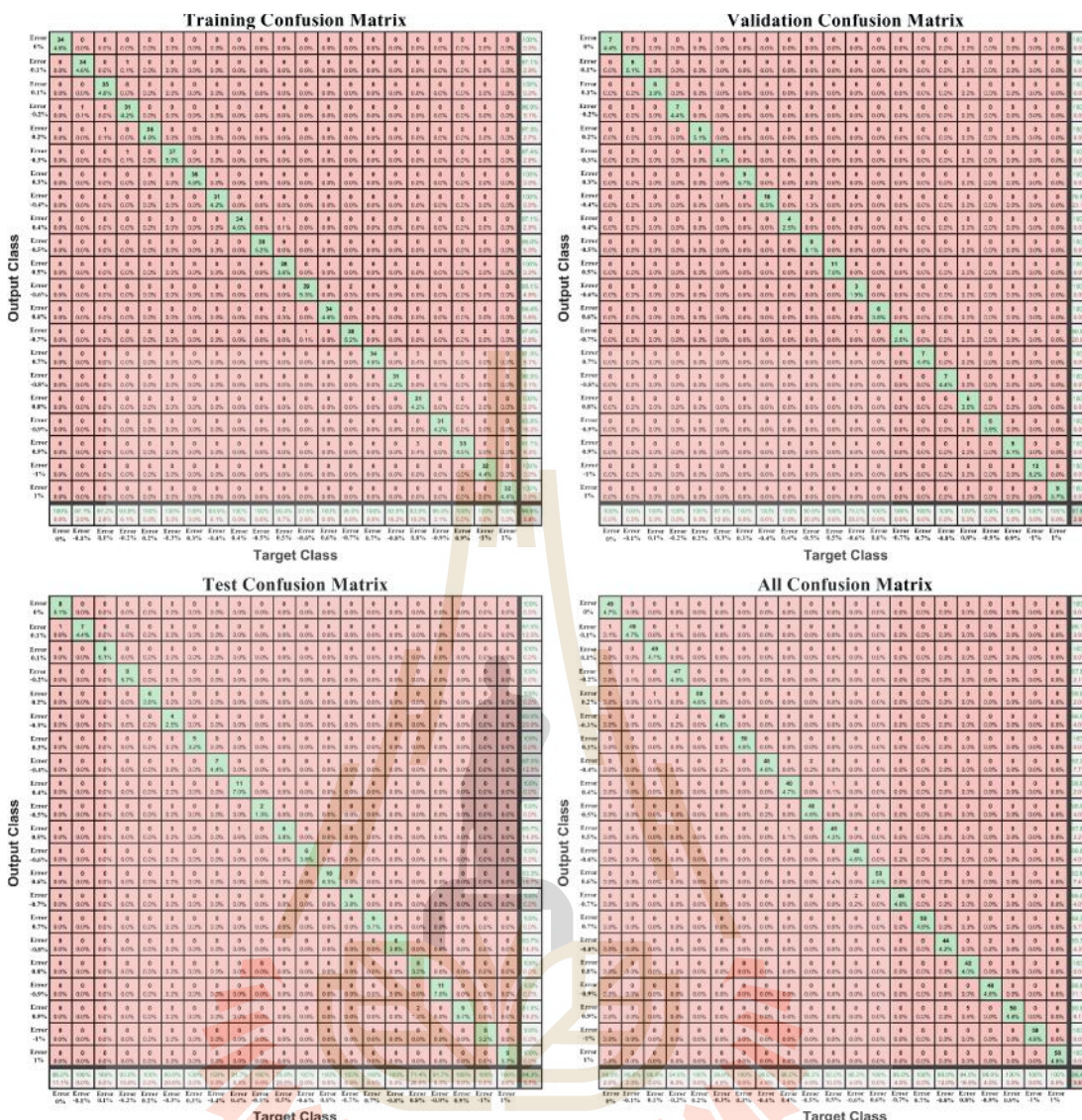
Opening Confusion Plot

Stop Training Cancel

รูปที่ 4.49 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์



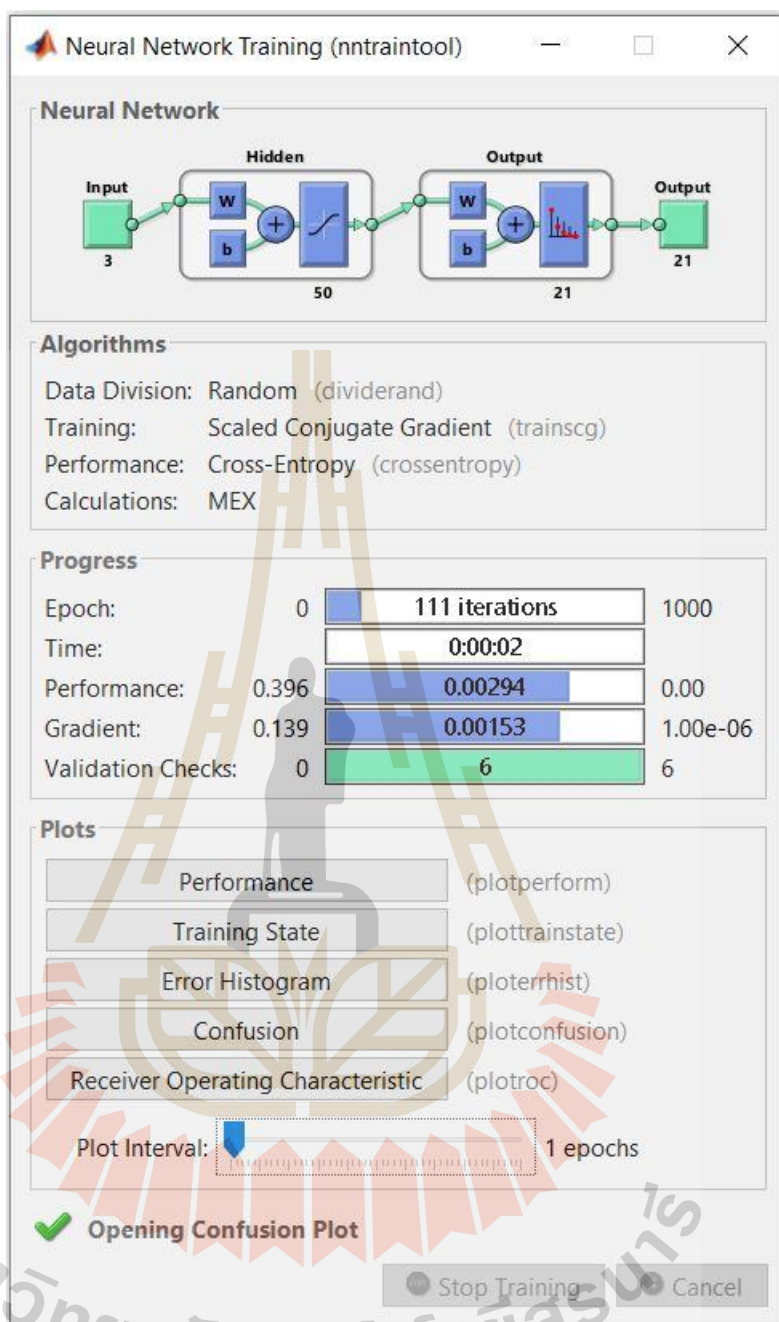
รูปที่ 4.50 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์



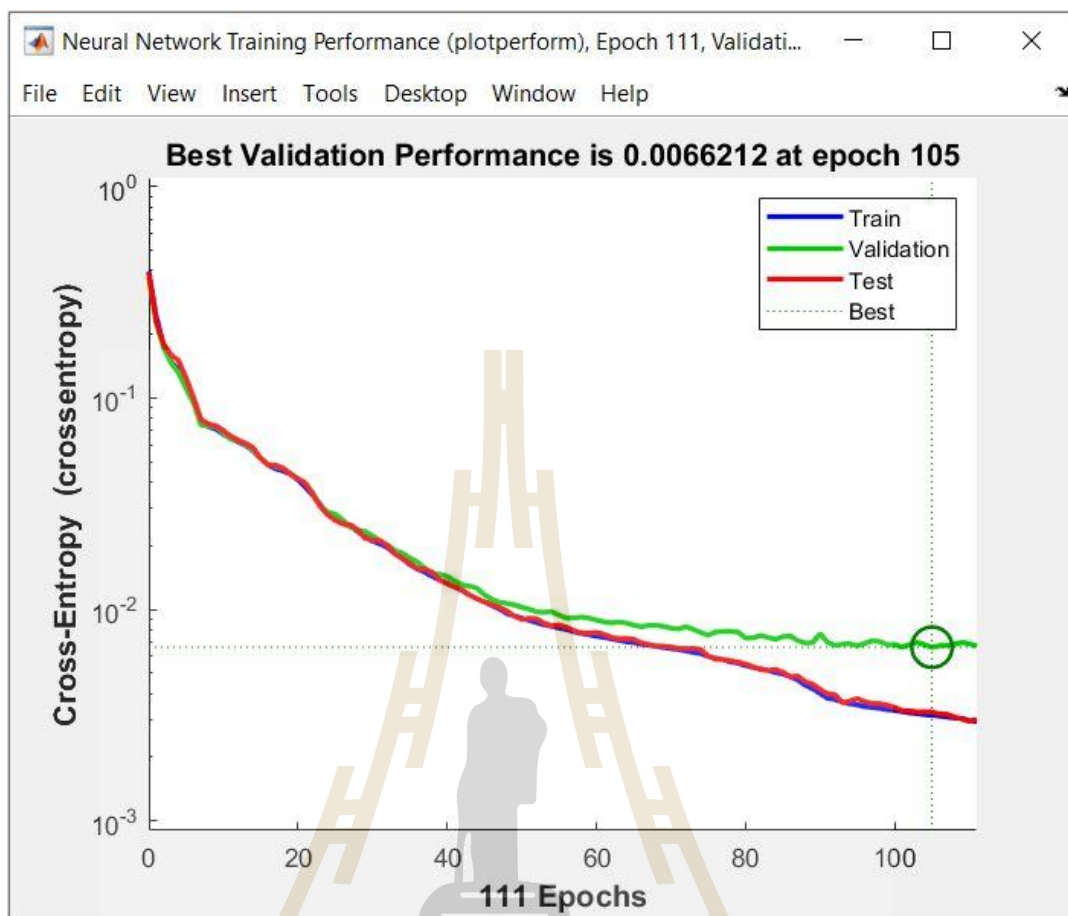
รูปที่ 4.51 คอนฟิวชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 4 พารามิเตอร์

Backward elimination 3 parameters

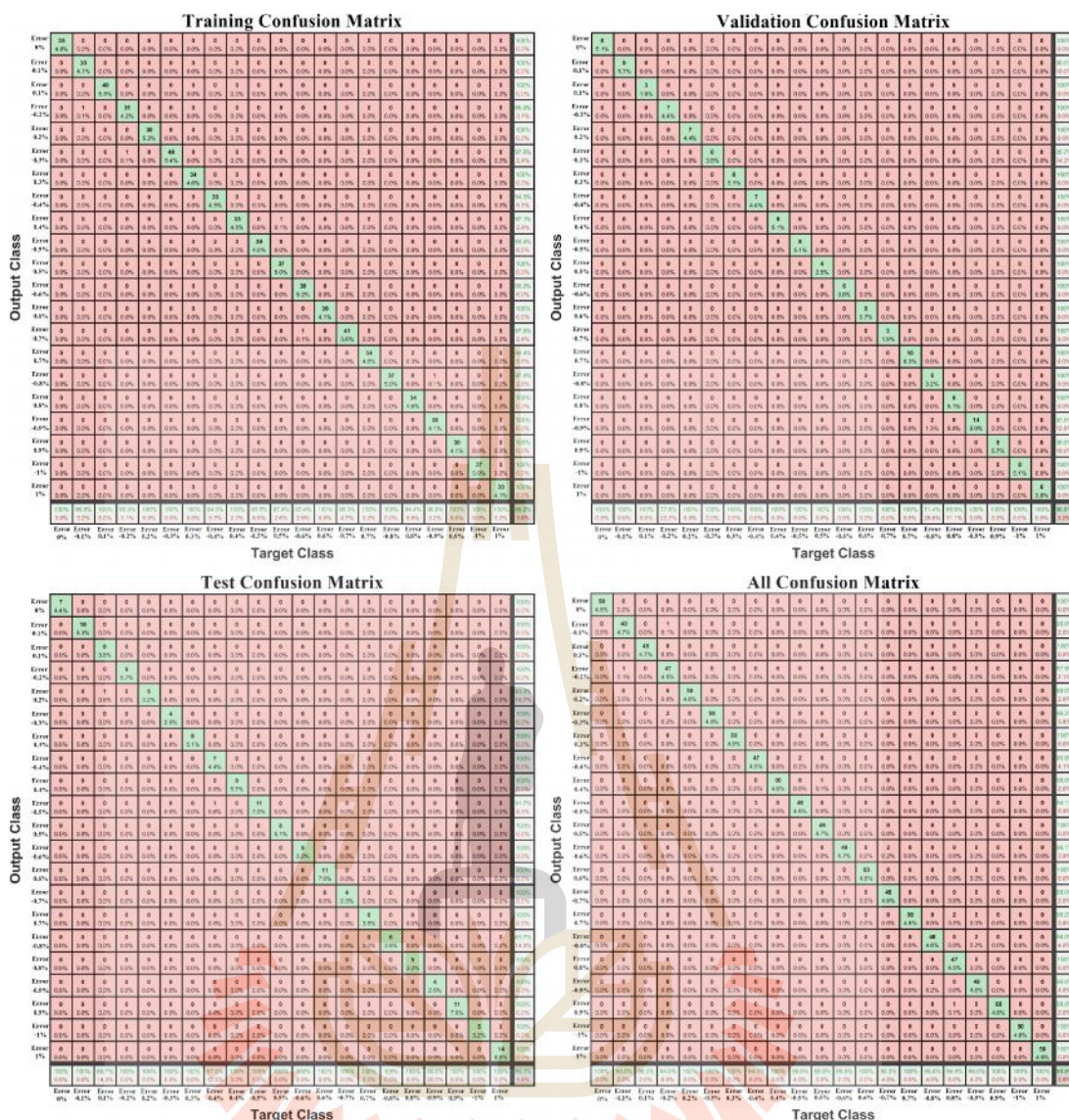
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)



รูปที่ 4.52 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.53 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.54 คอนฟิวสชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 3 พารามิเตอร์

- Backward elimination 2 parameters

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)

Neural Network Training (nntraintool)

Neural Network

Algorithms

Data Division: Random (dividerand)
 Training: Scaled Conjugate Gradient (trainscg)
 Performance: Cross-Entropy (crossentropy)
 Calculations: MEX

Progress

Epoch:	0	115 iterations	1000
Time:		0:00:02	
Performance:	0.333	0.00283	0.00
Gradient:	0.114	0.000503	1.00e-06
Validation Checks:	0	6	6

Plots

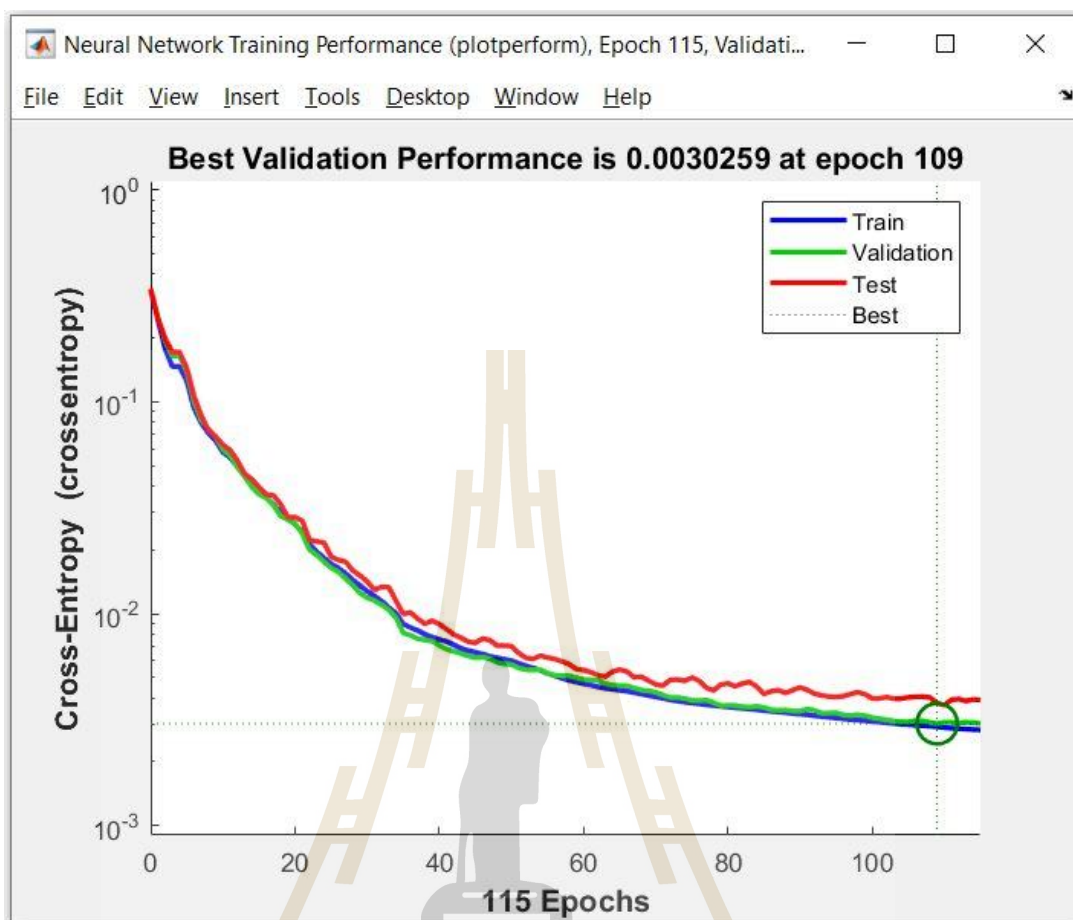
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Error Histogram (ploterrhist)
- Confusion (plotconfusion)
- Receiver Operating Characteristic (plotroc)

Plot Interval: 1 epochs

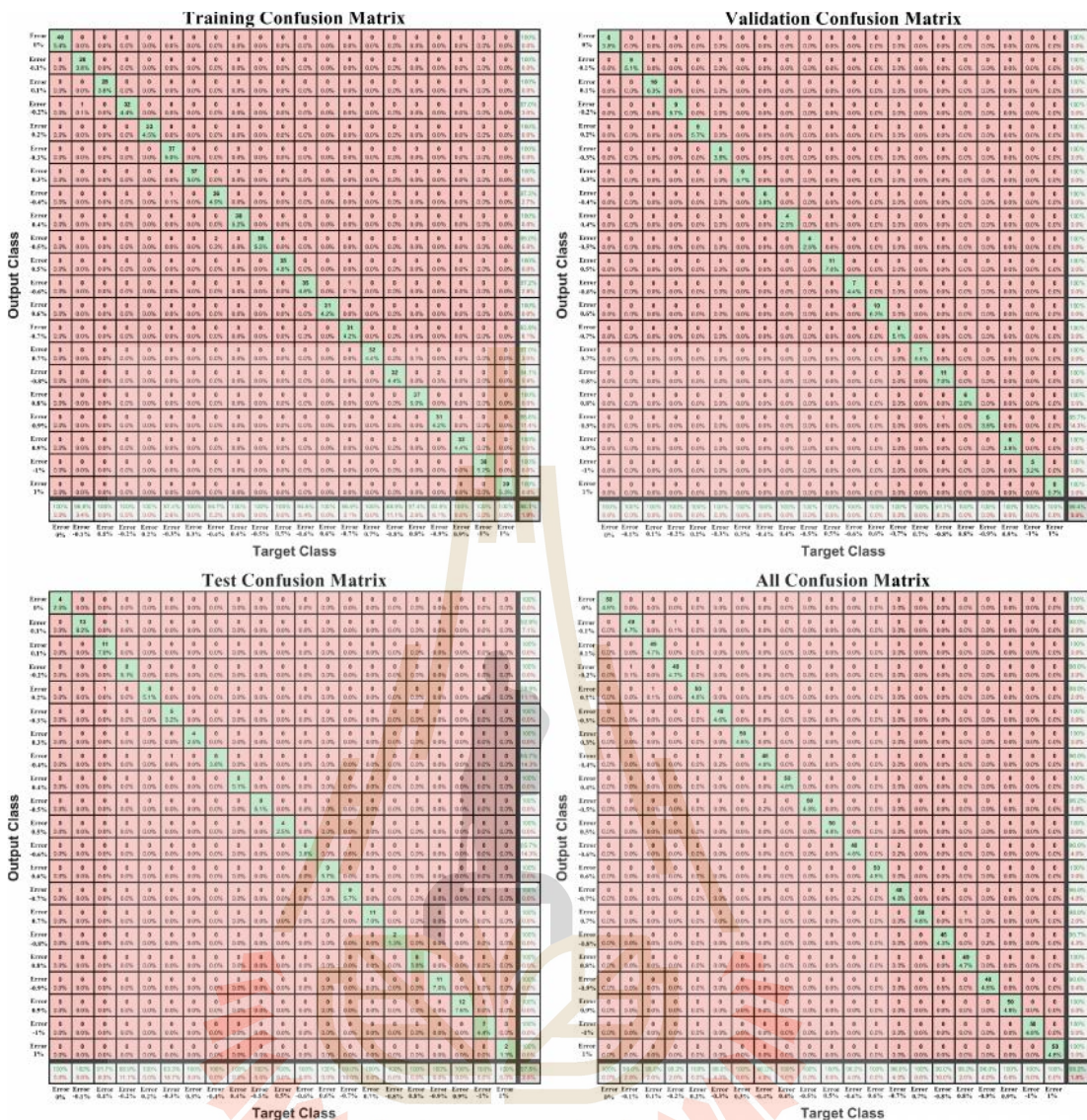
Opening Confusion Plot

Stop Training Cancel

รูปที่ 4.55 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.56 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.57 คอนฟิวสชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 2 พารามิเตอร์

- Backward elimination 1 parameters

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)

Neural Network Training (nntraintool)

Neural Network

Input: 1, Hidden: 50, Output: 21

Algorithms

Data Division: Random (dividerand)
 Training: Scaled Conjugate Gradient (trainscg)
 Performance: Cross-Entropy (crossentropy)
 Calculations: MEX

Progress

Epoch:	0	35 iterations	1000
Time:		0:00:00	
Performance:	0.320	0.00205	0.00
Gradient:	0.107	0.000313	1.00e-066
Validation Checks:	0	6	6

Plots

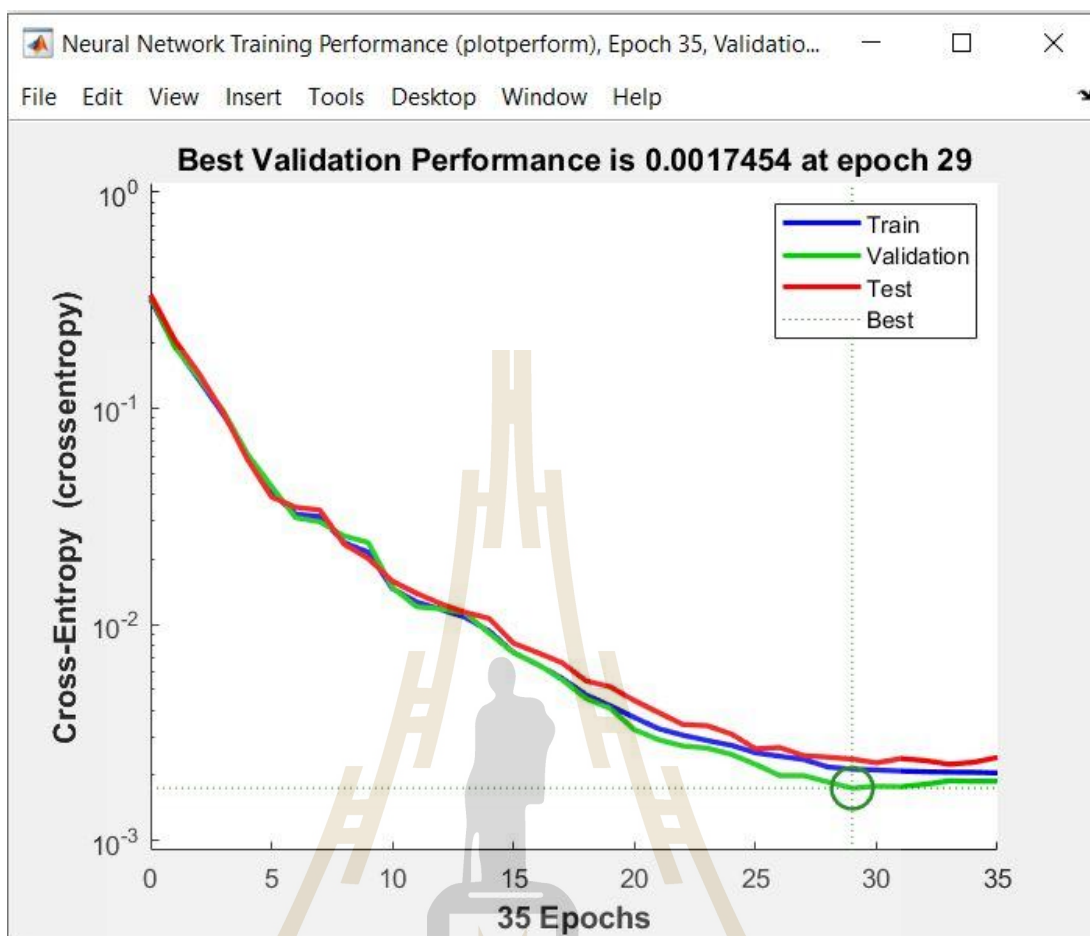
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Error Histogram (ploterrhist)
- Confusion (plotconfusion)
- Receiver Operating Characteristic (plotroc)

Plot Interval: 1 epochs

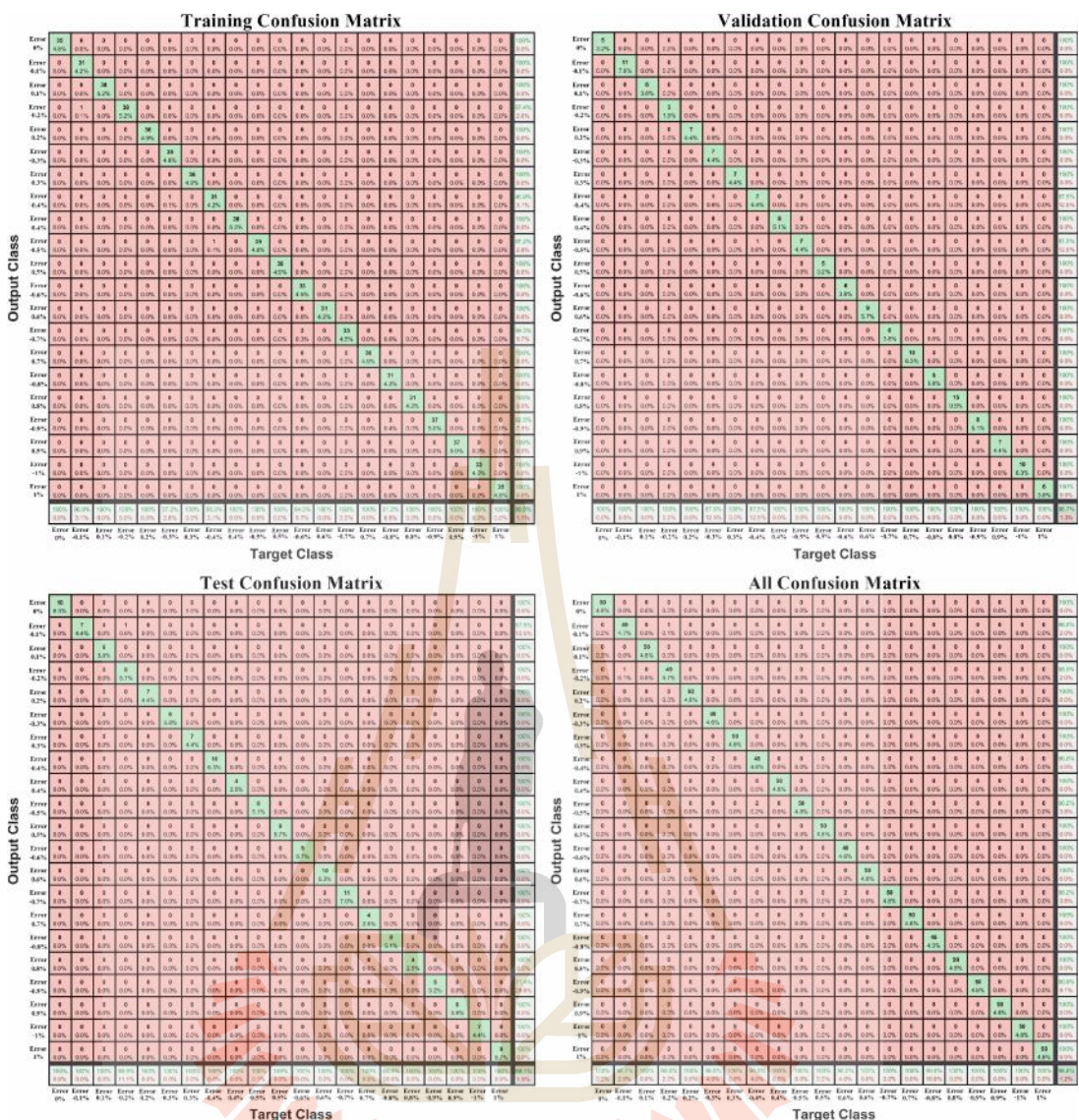
Opening Confusion Plot

Stop Training Cancel

รูปที่ 4.58 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.59 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลอง แบบการหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.60 คอนฟิวชันเมทริกซ์การหารูปแบบ 1 พารามิเตอร์

สำหรับการทดลองครั้งที่ 2 ก็ใช้วิธีการเลือกแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการเลือกตัวแปรโดยวิธีลดตัวแปรเนื่องจากในการทดลองครั้งที่ 1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบนั้นมีความถูกต้องเท่ากันทั้งหมดแต่สำหรับการทดลองครั้งที่ 2 นี้จะเห็นได้ว่าเมื่อทำการลดพารามิเตอร์ลงเรื่อย ๆ จาก 5 ไป 1 ค่าความถูกต้องของแบบจำลองก็สูงขึ้นตามลำดับและเวลาในการฝึกสอนก็ใช้เวลาน้อยลงเรื่อย ๆ ตามลำดับเช่นกัน ดังนั้น สำหรับการเลือกใช้งานจริงจะต้องเลือกใช้แบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดและใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยที่สุด จากตารางที่ 4.7 จะเห็นได้ว่าการใช้ 1 พารามิเตอร์ซึ่งมีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ 98.8% และใช้เวลาในการฝึกสอน < 1 วินาที โดยพารามิเตอร์ที่เลือกใช้คือค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกต

และระบบ (Observer error) โดยนำค่า Observer error มาสร้างตารางสำหรับการชดเชยค่า ดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.7 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบจดจำรูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 2

Number of parameters	Number of hidden layer	Epoch	Time(sec)	Accuracy (%)
5	50	106	3.00	96.6%
4	50	104	2.00	96.4%
3	50	111	2.00	98.0%
2	50	115	2.00	98.2%
1	50	35	<1.0	98.8%

ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงขอบเขตของ Observer error step size = 0.1%

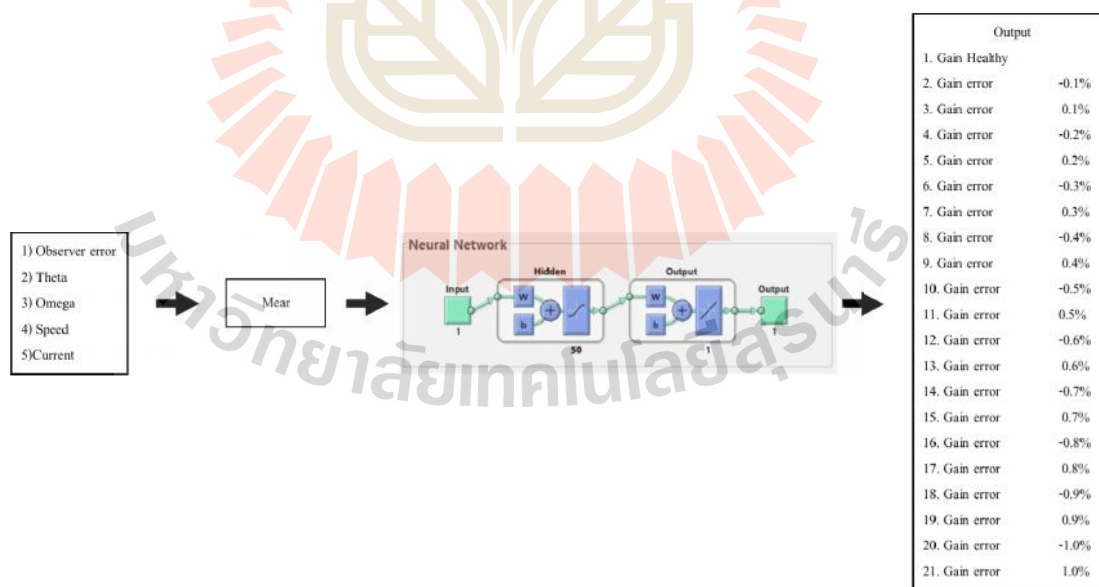
% Gain Error	Observer error range (mm.)	Gain compensator
0.0%	0.0167 to 0.0205	1.000
-0.1%	0.0091 to 0.0155	0.999
0.1%	0.0230 to 0.0268	1.001
-0.2%	0.0047 to 0.0098	0.998
0.2%	0.0276 to 0.0320	1.002
-0.3%	-0.0036 to 0.0041	0.997
0.3%	0.0356 to 0.0387	1.003
-0.4%	-0.0060 to -0.0020	0.996
0.4%	0.0396 to 0.0438	1.004
-0.5%	-0.0110 to -0.0081	0.995
0.5%	0.0447 to 0.0500	1.005
-0.6%	-0.0171 to -0.0128	0.994
0.6%	0.0510 to 0.0556	1.006

ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงขอบเขตของ Observer error step size = 0.1% (ต่อ)

% Gain Error	Observer error range (mm.)	Gain compensator
-0.7%	-0.0225 to -0.0183	0.993
0.7%	0.0566 to 0.0598	1.007
-0.8%	-0.0319 to -0.0236	0.992
0.8%	0.0599 to 0.0656	1.008
-0.9%	-0.0331 to -0.0306	0.991
0.9%	0.0686 to 0.0712	1.009
-1.0%	-0.0437 to -0.0381	0.990
1.0%	0.0733 to 0.0779	1.010

4.5.3 ผลการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting)

การฝึกสอนแบบจำลองนี้จะต้องใช้เมตริกซ์อินพุตขนาด 1050 x 5 และจะได้เมตริกซ์เอาต์พุตขนาด 1050 x 1 ซึ่งอินพุตจะลดลงเรื่อย ๆ จาก 1050 x 5 ไปจนถึง 1050 x 1 ดังรูปที่ 4.52

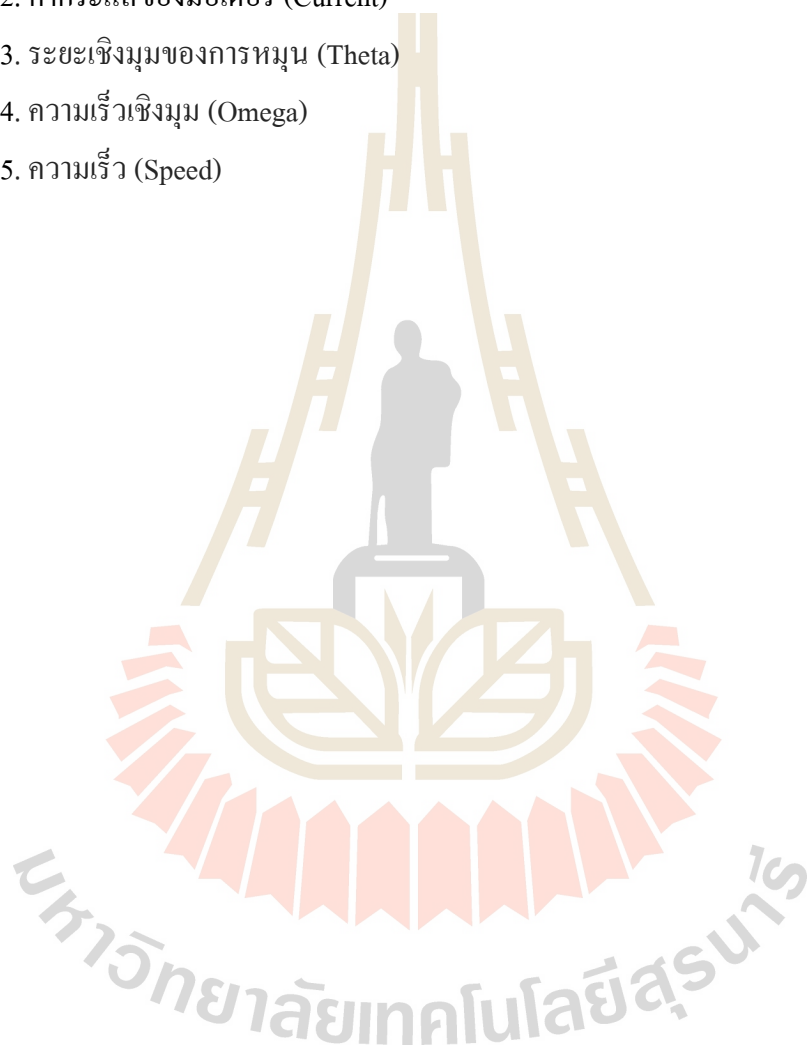


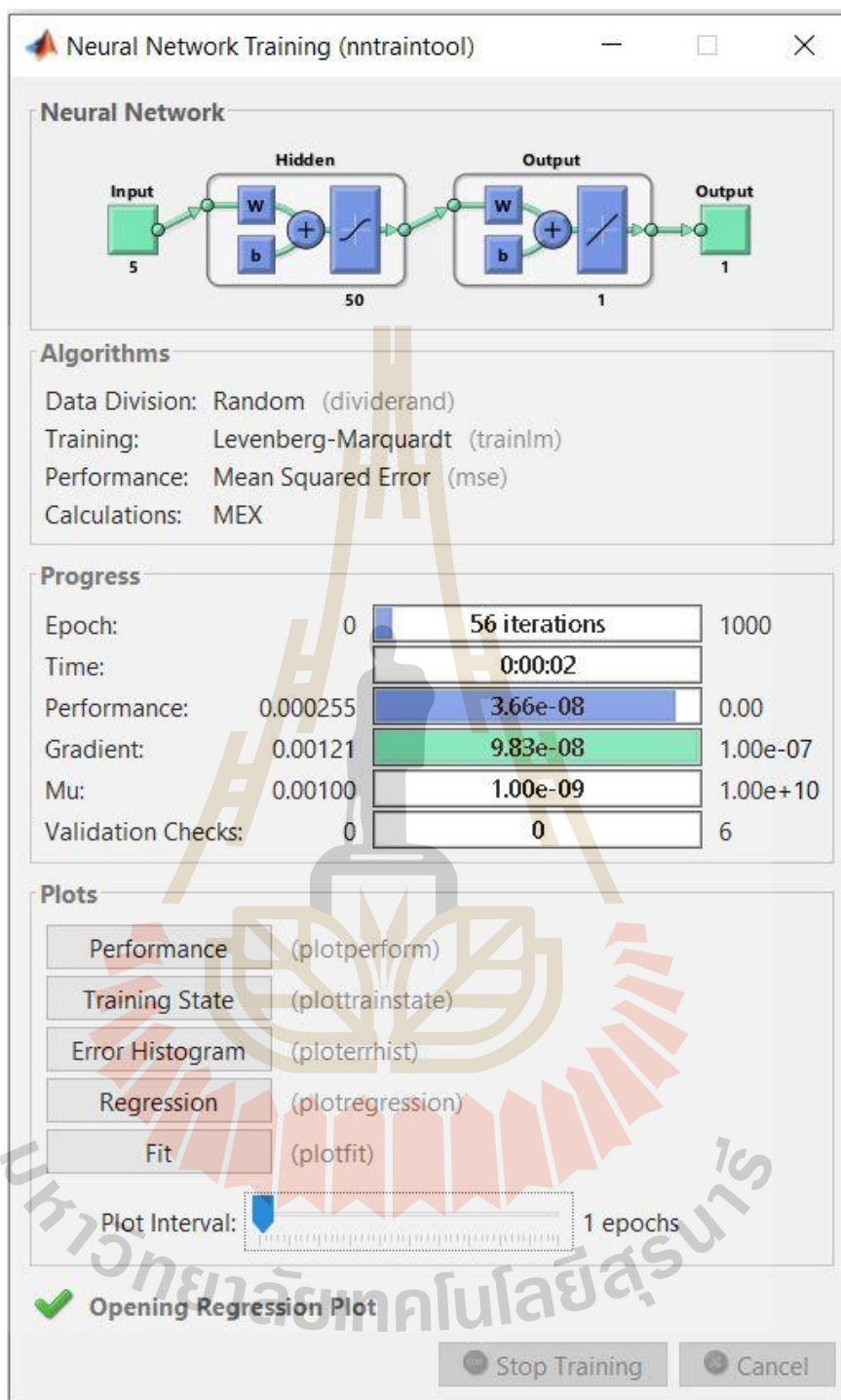
รูปที่ 4.61 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 2

4.5.4 ผลการจำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบการถดถอยเชิงเส้น

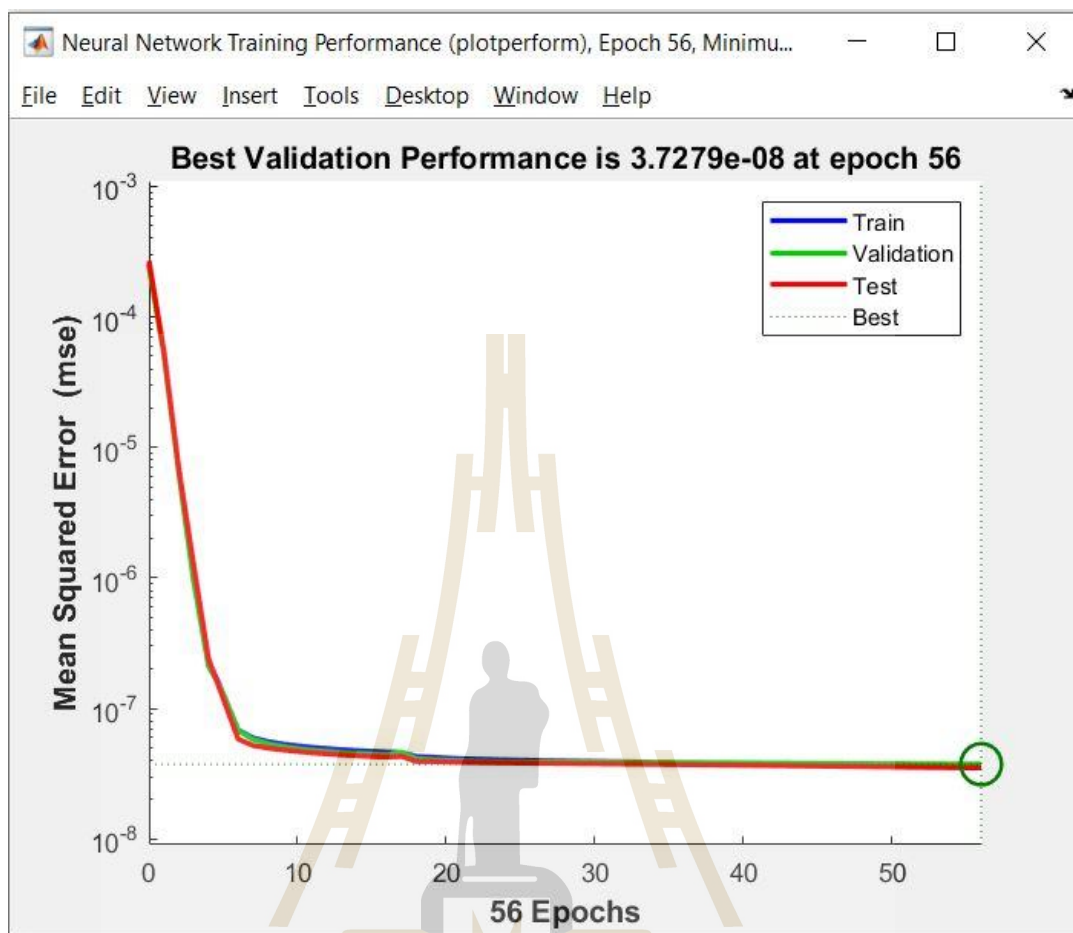
- **Backward elimination 5 parameters**

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ค่ากระแสของมอเตอร์ (Current)
3. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
4. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
5. ความเร็ว (Speed)



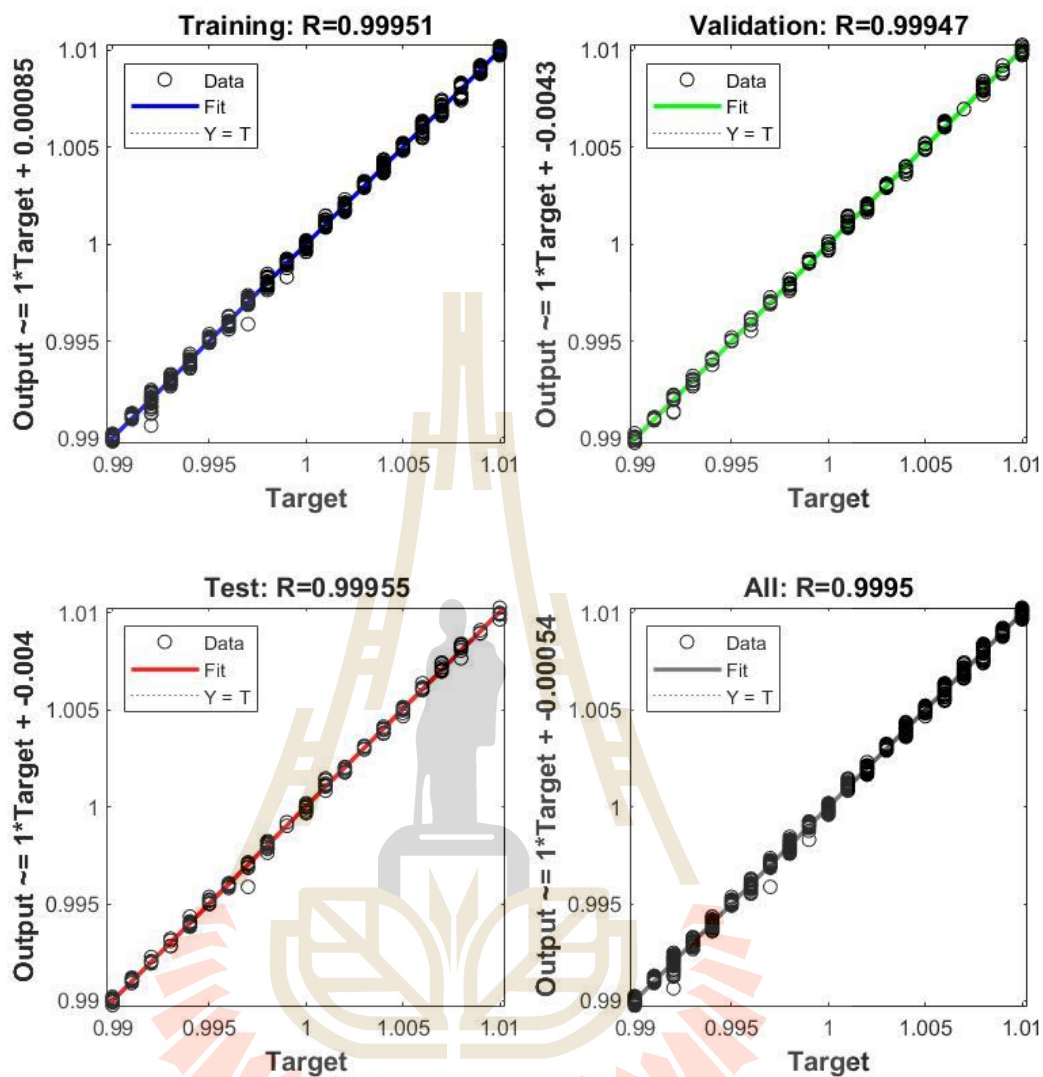


รูปที่ 4.62 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.63 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์

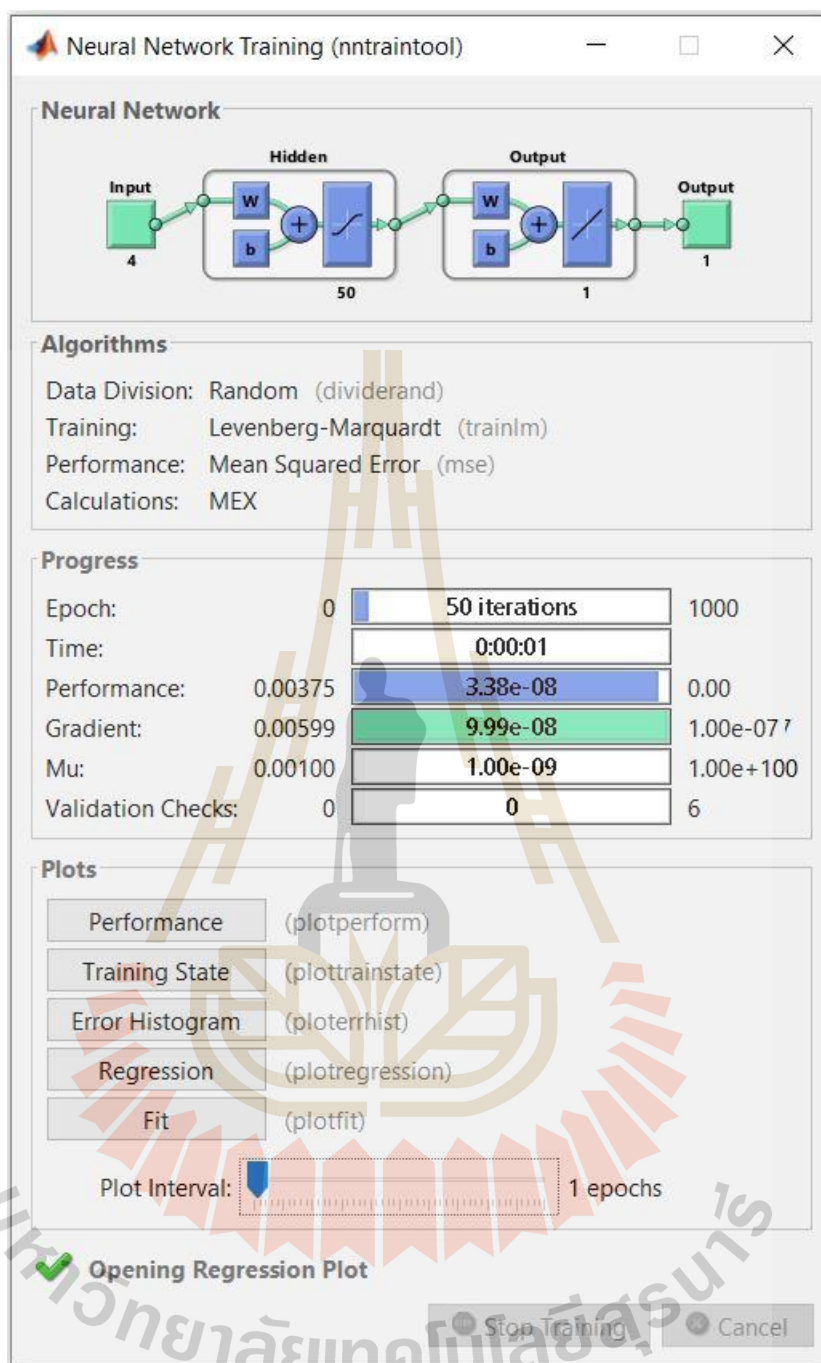
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



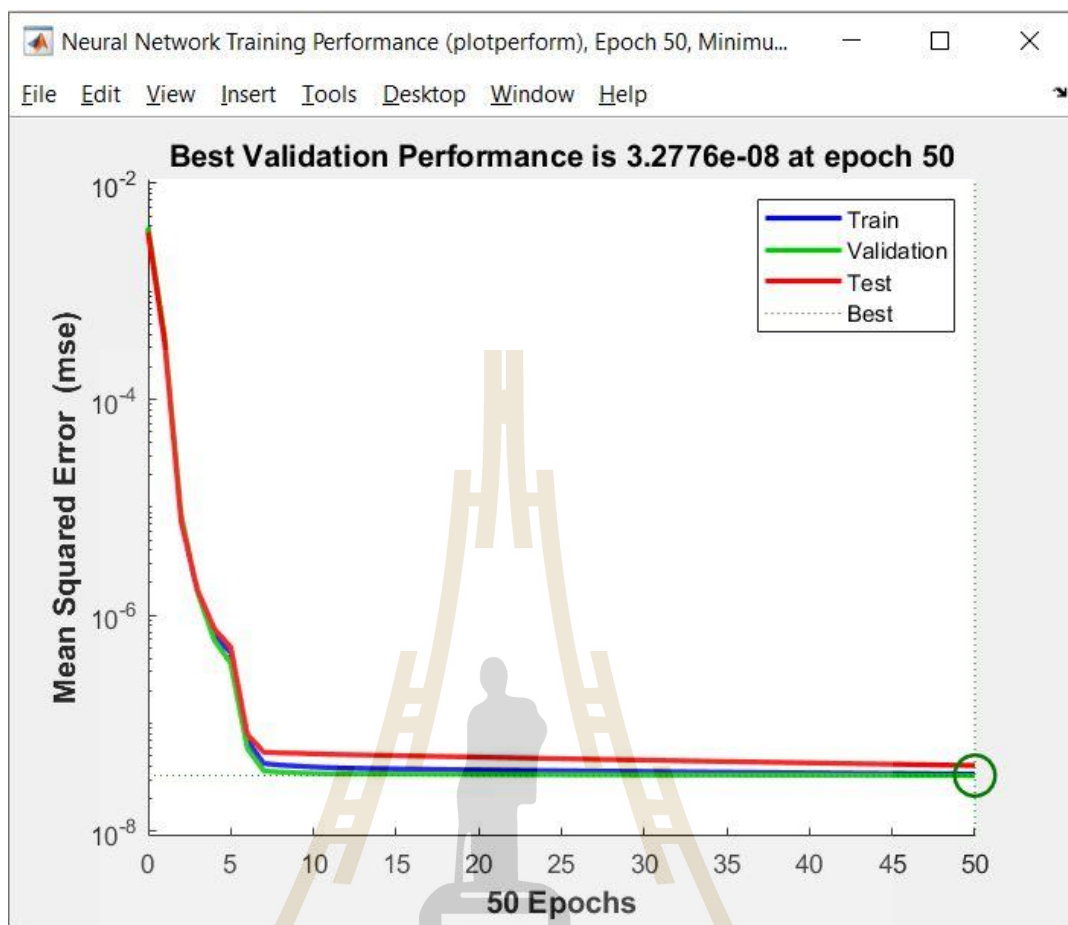
รูปที่ 4.64 กราฟลดถอยเชิงเส้น 5 พารามิเตอร์

- **Backward elimination 4 parameters**

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)
4. ความเร็ว (Speed)

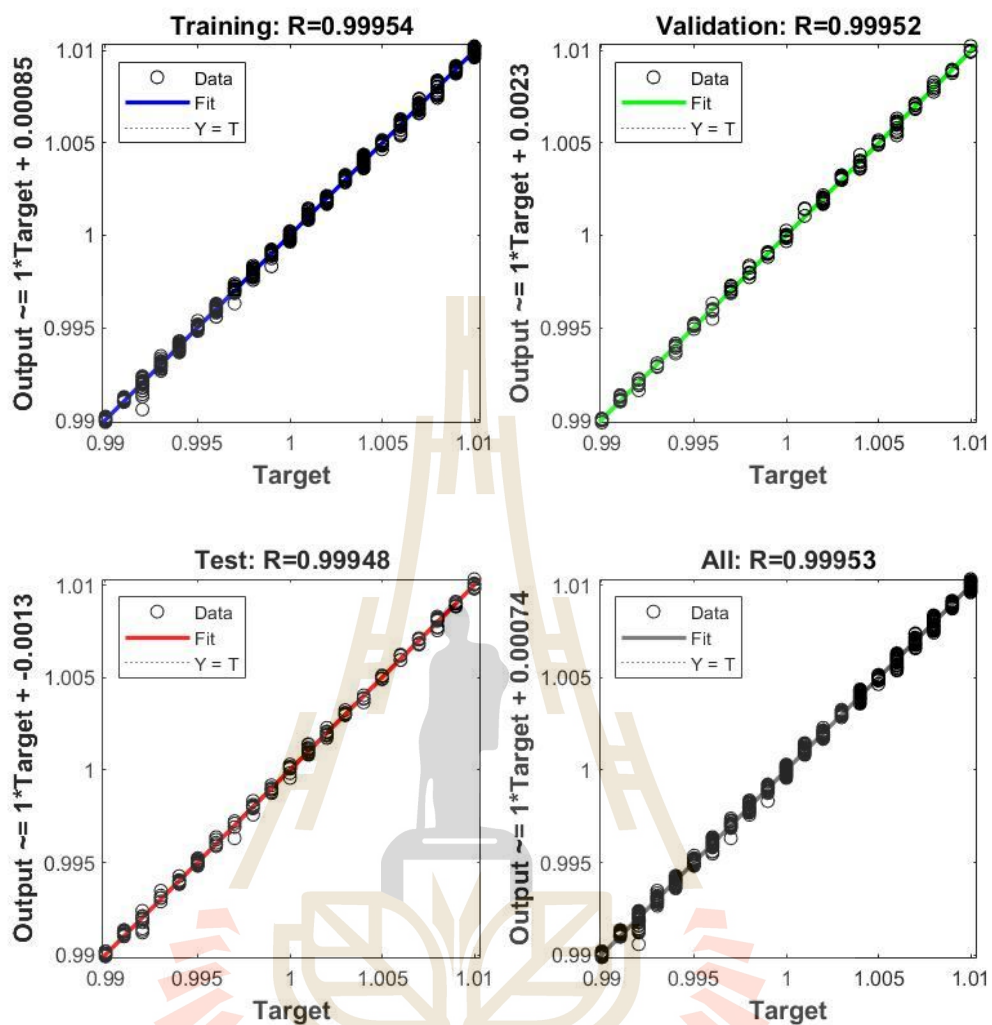


รูปที่ 4.65 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.66 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์

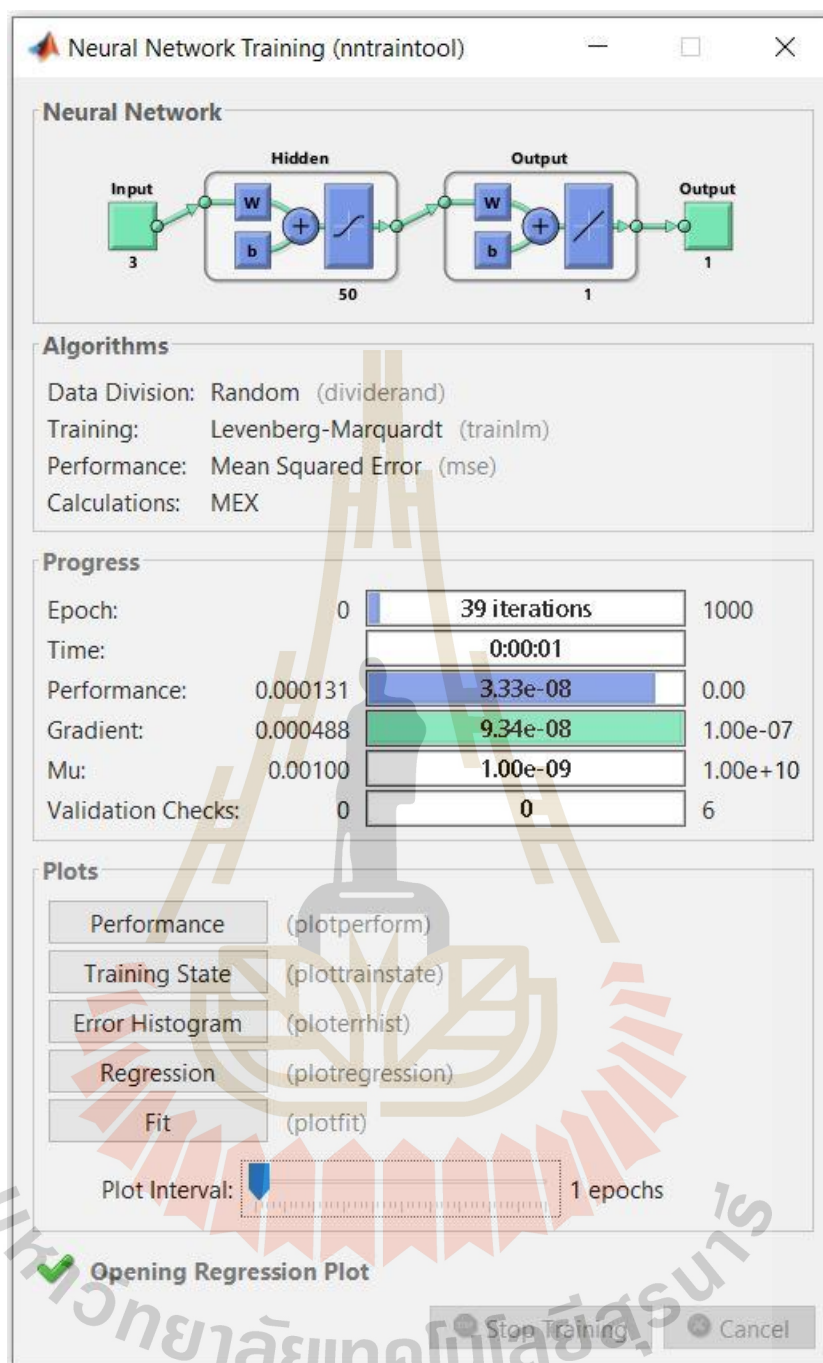
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



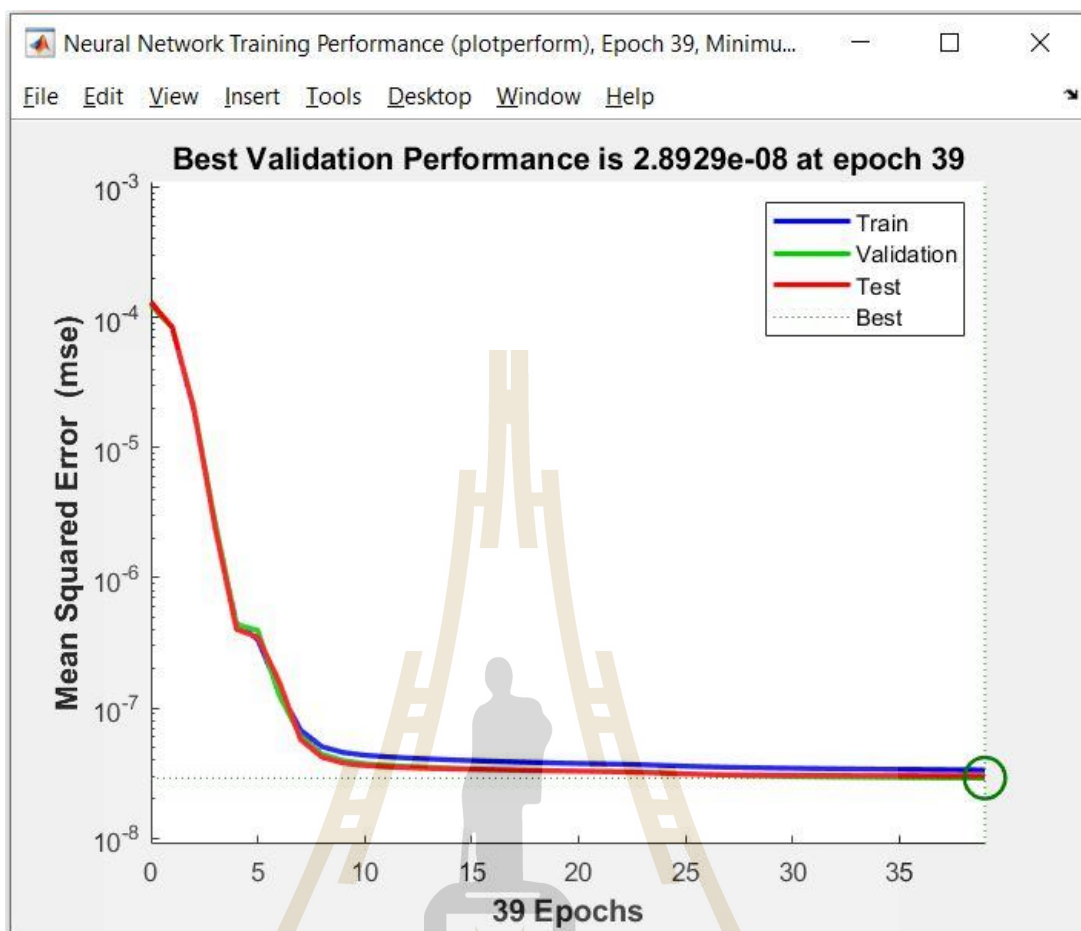
รูปที่ 4.67 กราฟดัดโดยเชิงเส้น 4 พารามิเตอร์

- **Backward elimination 3 parameters**

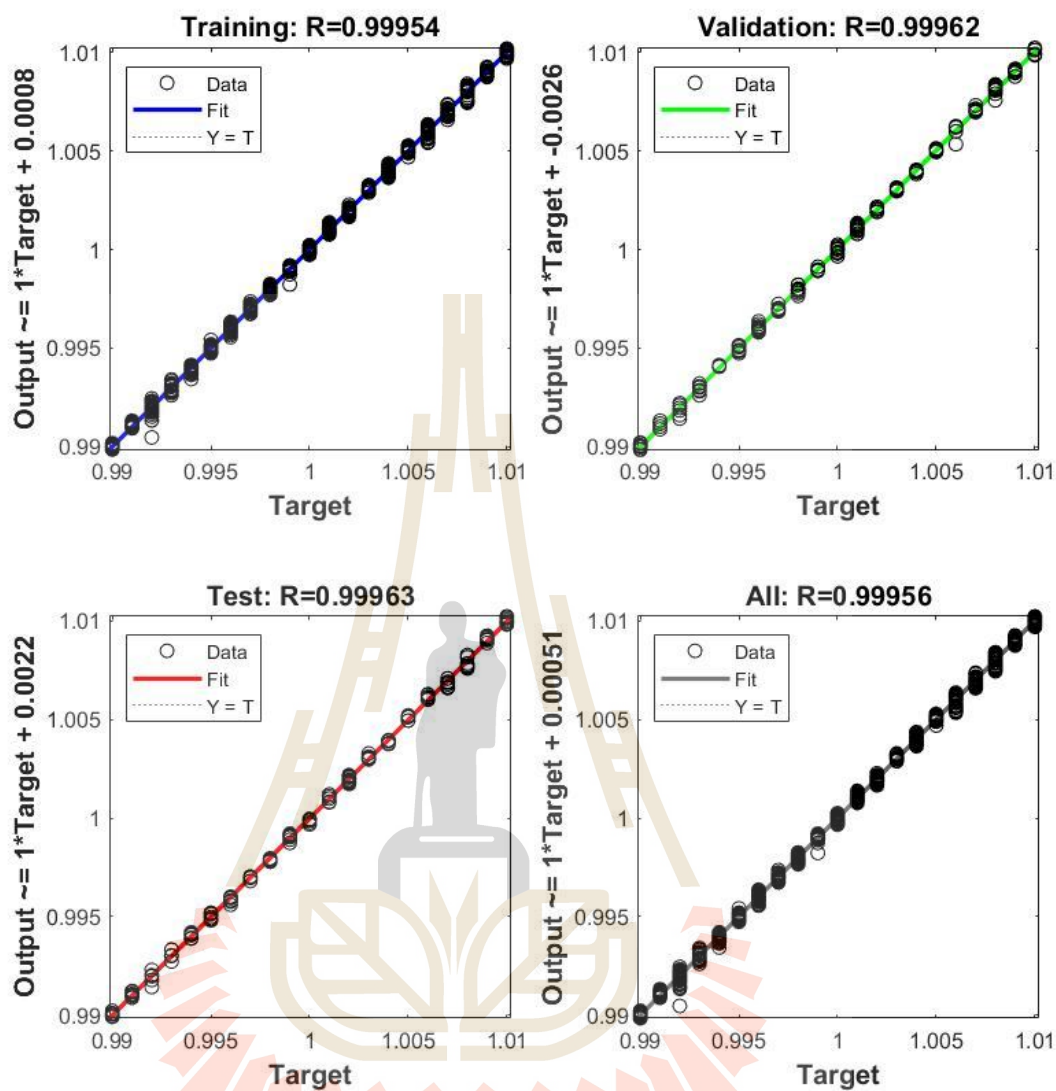
1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)
3. ความเร็วเชิงมุม (Omega)



รูปที่ 4.68 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.69 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.70 กราฟลดอยเชิงเส้น 3 พารามิเตอร์

- **Backward elimination 2 parameters**

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)
2. ระยะเชิงมุมของการหมุน (Theta)

Neural Network Training (nntraintool)

Neural Network

Algorithms

Data Division: Random (dividerand)
 Training: Levenberg-Marquardt (trainlm)
 Performance: Mean Squared Error (mse)
 Calculations: MEX

Progress

Epoch:	0	15 iterations	1000
Time:		0:00:00	
Performance:	0.00341	3.41e-08	0.00
Gradient:	0.00491	9.84e-08	1.00e-077
Mu:	0.00100	1.00e-09	1.00e+100
Validation Checks:	0	0	6

Plots

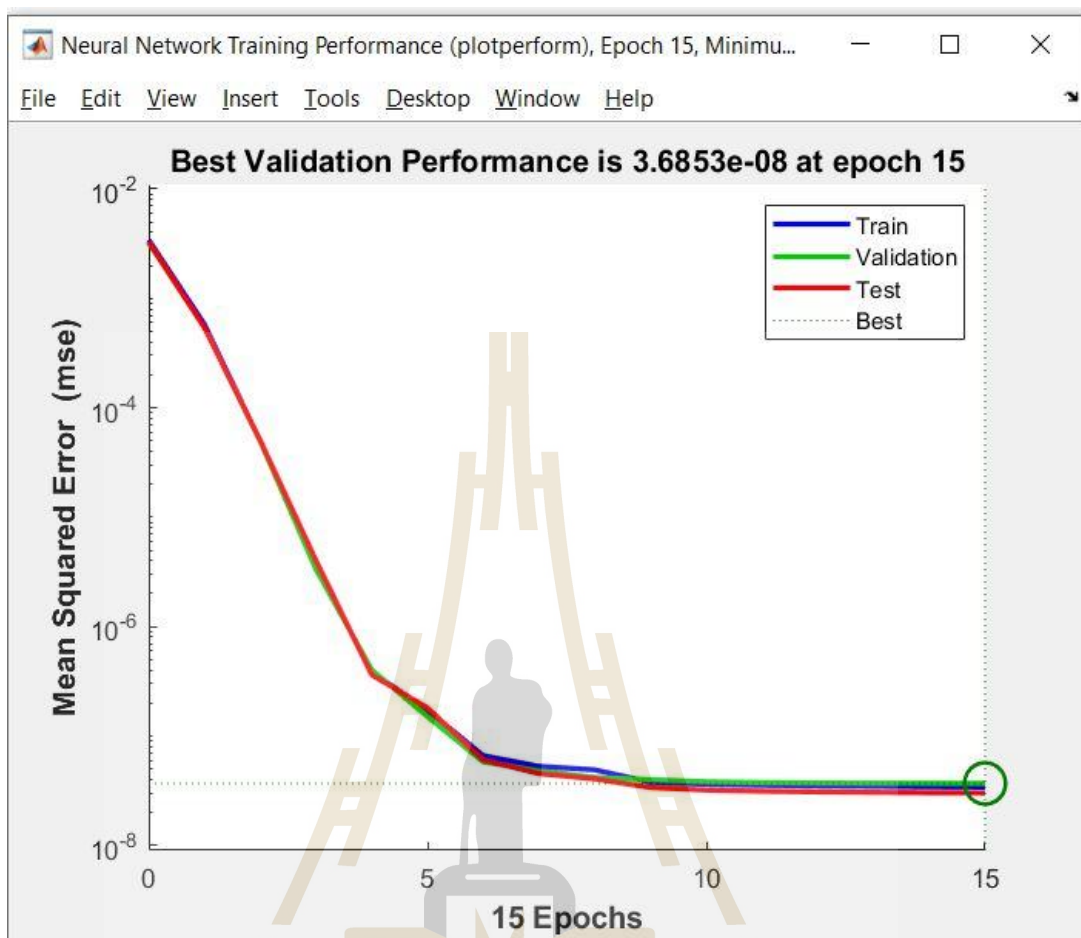
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Error Histogram (ploterrhist)
- Regression (plotregression)
- Fit (plotfit)

Plot Interval: 1 epochs

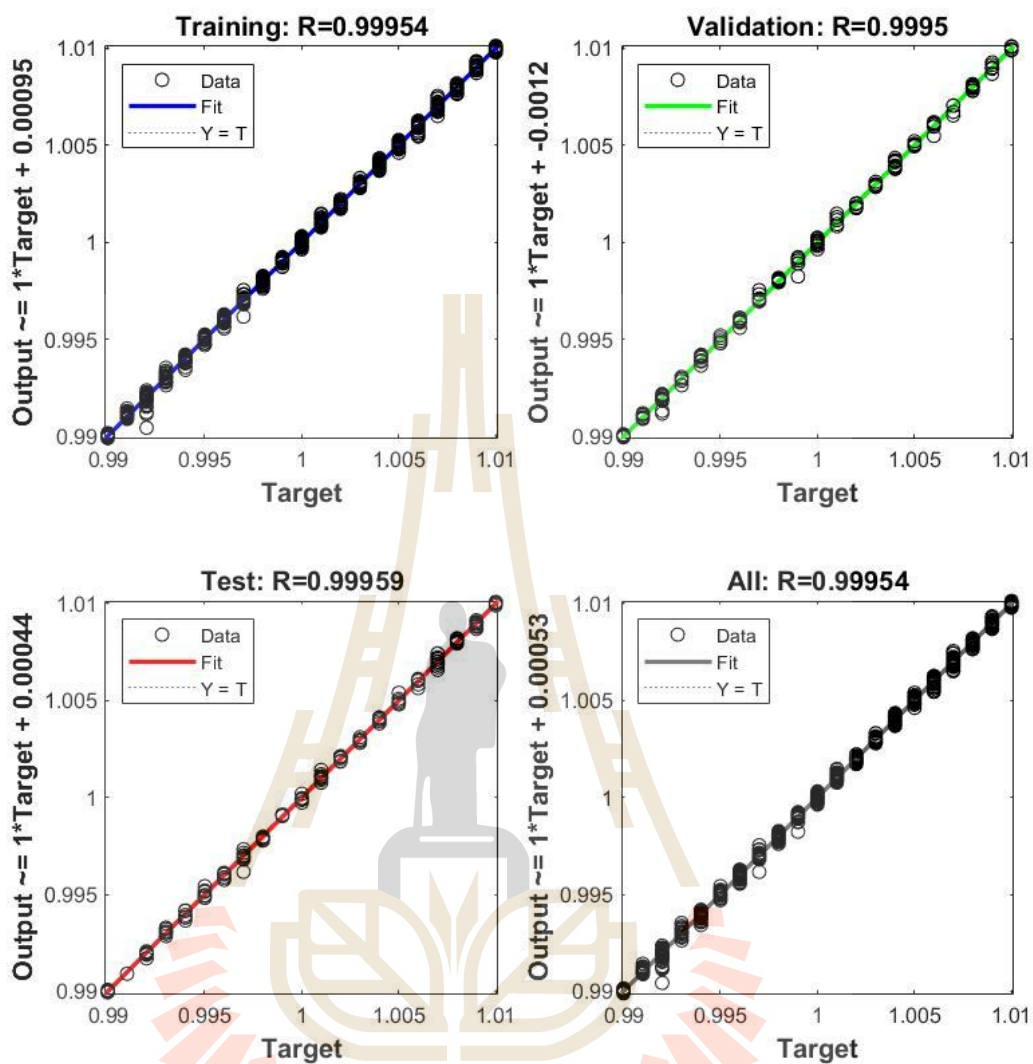
Opening Regression Plot

Stop Training Cancel

รูปที่ 4.71 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.72 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์



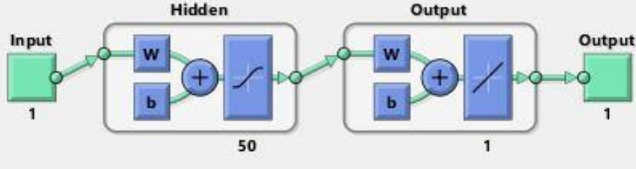
รูปที่ 4.73 กราฟถดถอยเชิงเส้น 2 พารามิเตอร์

- **Backward elimination 1 parameters**

1. ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของตัวสังเกตและระบบ (Observer error)

Neural Network Training (nntool)

Neural Network



Algorithms

Data Division: Random (dividerand)
 Training: Levenberg-Marquardt (trainlm)
 Performance: Mean Squared Error (mse)
 Calculations: MEX

Progress

Epoch:	0	12 iterations	1000
Time:		0:00:00	
Performance:	0.00133	1.36e-08	0.00
Gradient:	0.00263	5.55e-08	1.00e-077
Mu:	0.00100	1.00e-10	1.00e+100
Validation Checks:	0	2	6

Plots

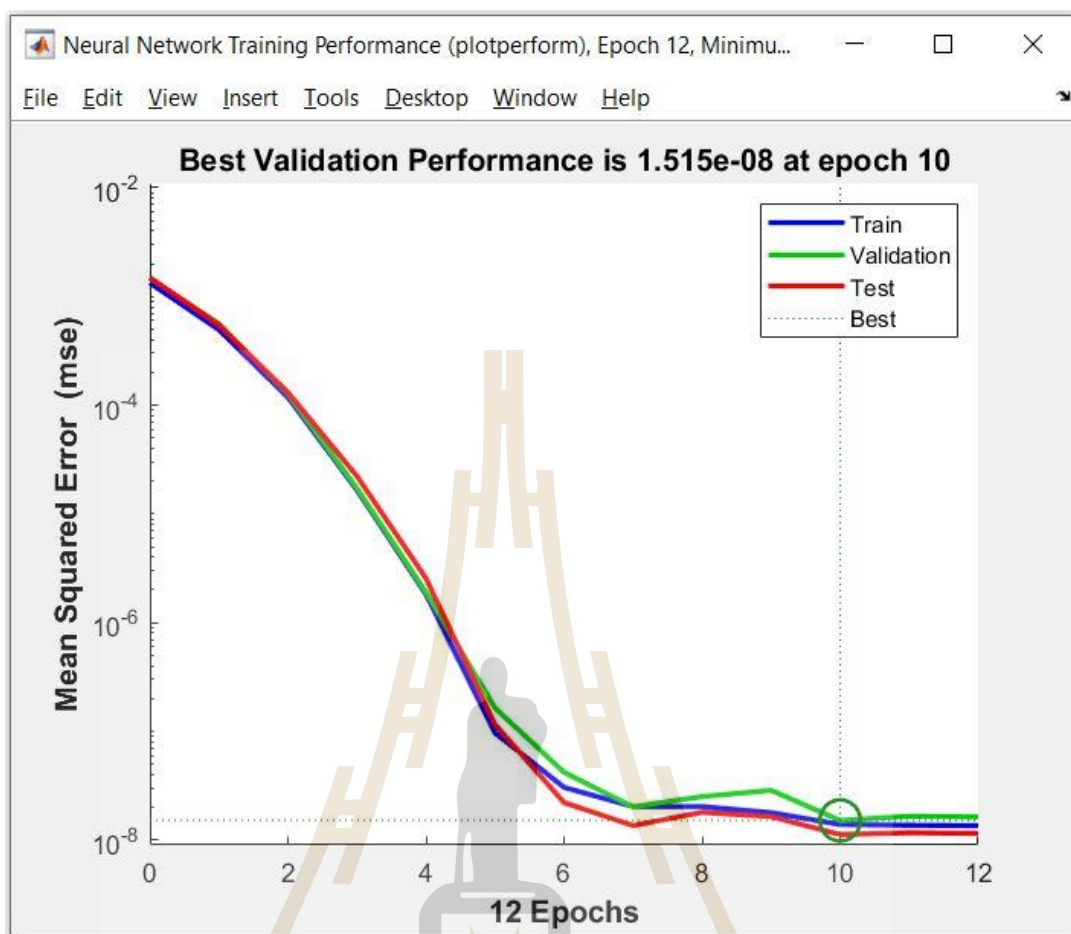
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Error Histogram (ploterrhist)
- Regression (plotregression)
- Fit (plotfit)

Plot Interval: 1 epochs

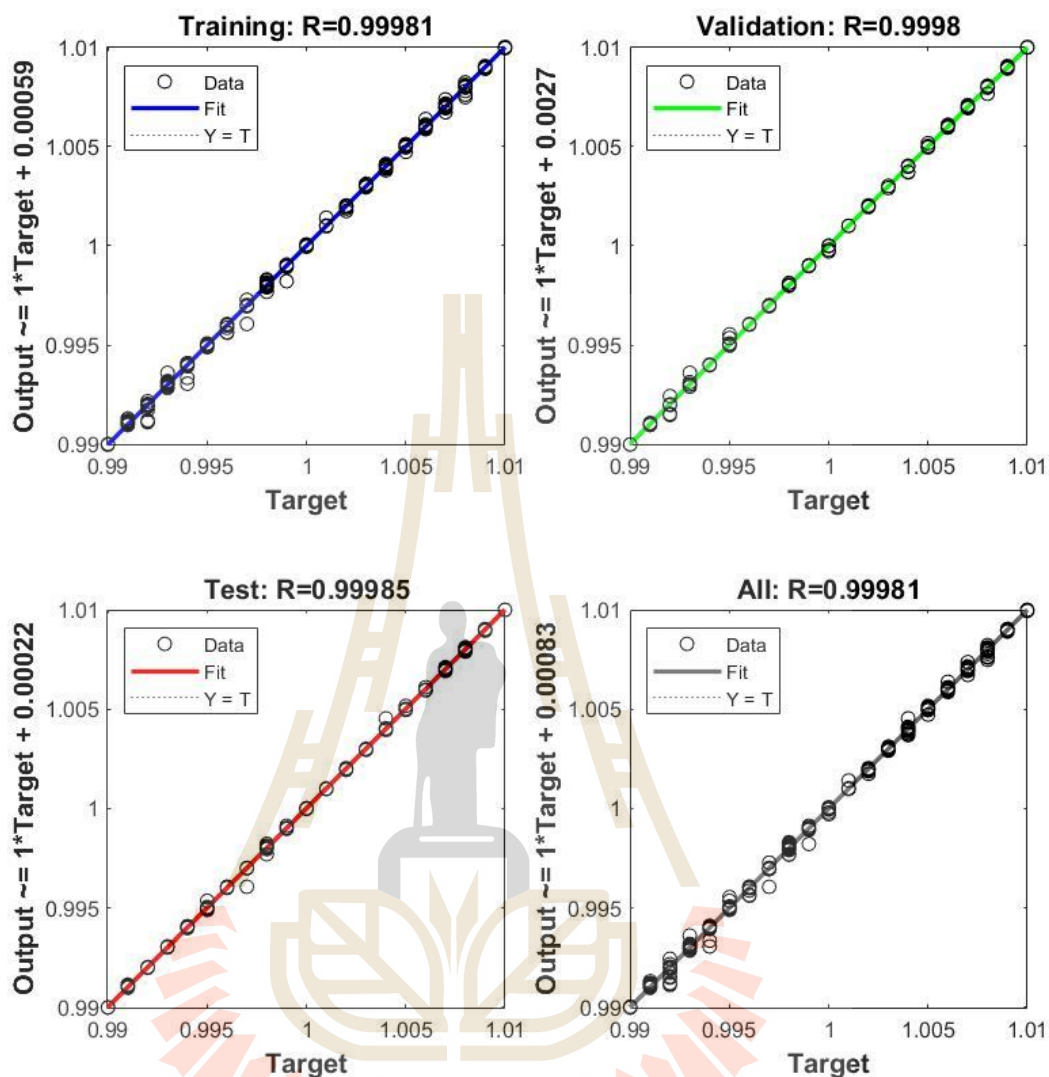
Opening Regression Plot

Stop Training Cancel

รูปที่ 4.74 การฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.75 ประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองแบบการถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์



รูปที่ 4.76 กราฟถดถอยเชิงเส้น 1 พารามิเตอร์

4.5.5 การประเมินผลการจำแนกด้วยการถดถอยเชิงเส้น

สำหรับการทดลองครั้งที่ 2 โดยการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4.9 จะเห็นได้ว่าแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดและใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยที่สุดคือการใช้เพียง 1 พารามิเตอร์เท่านั้น โดยค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือ 0.99981 และใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า 1 วินาที โดยพารามิเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนคือค่าความผิดพลาดของตัวสังเกตเทียบกับระบบ (Observer error) สำหรับการทดลองครั้งที่ 2 ซึ่งแบ่งสภาวะในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะมีสมการทั่วไปของ

เอาต์พุตการถดถอยเชิงเส้นซึ่งมีประสิทธิภาพในการทำนายค่าอัตราขยายของความผิดปกติของเซ็นเซอร์ดังนี้

$$\text{Output} \approx 1 \times \text{Target} + 0.00083$$

ตารางที่ 4.9 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 2

Number of parameters	Number of hidden layer	Epoch	MSE	Time(sec)	R-squared
5	50	56	3.66e-08	2.00	0.99950
4	50	50	3.38e-08	1.00	0.99953
3	50	39	3.33e-08	1.00	0.99956
2	50	12	3.41e-08	0.00	0.99954
1	50	12	1.36e-08	0.00	0.99981

ตารางที่ 4.10 ตารางแสดงผลการทำนายค่าอัตราขยายผิดปกติของเซ็นเซอร์จากสมการของการทดลองครั้งที่ 2

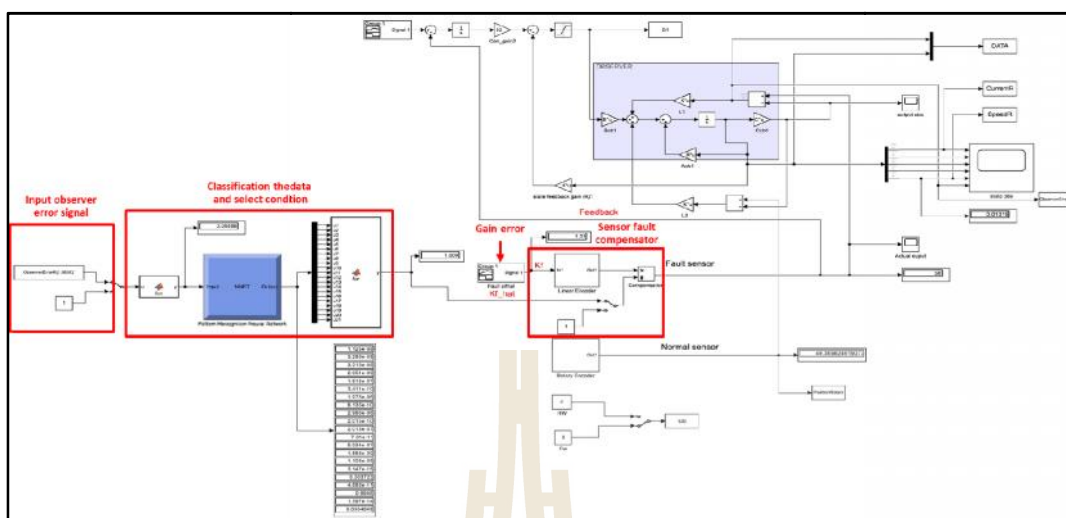
Target	Output
1.01	1.01083
1.009	1.00983
1.006	1.00683
1.005	1.00583
1.002	1.00283
1	1.00083
0.999	0.99983
0.998	0.99883
0.996	0.99683
0.993	0.99383
0.99	0.99083

4.5.6 การทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 2

สำหรับการทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยการนำผลทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทดลองครั้งที่ 2 นั้นจะทำการแบ่งค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ออกเป็นออกเป็น $\pm 0.1\%$, $\pm 0.2\%$, $\pm 0.3\%$, $\pm 0.4\%$, $\pm 0.5\%$, $\pm 0.6\%$, $\pm 0.7\%$, $\pm 0.8\%$, $\pm 0.9\%$, และ $\pm 1\%$ สำหรับการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และทำการทดลองการชดเชยค่าความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ด้วย $\pm 0.1\%$, $\pm 0.15\%$, $\pm 0.2\%$, $\pm 0.25\%$, $\pm 0.3\%$, $\pm 0.35\%$, $\pm 0.4\%$, $\pm 0.5\%$, $\pm 0.55\%$, $\pm 0.6\%$, $\pm 0.65\%$, $\pm 0.7\%$, $\pm 0.8\%$, $\pm 0.9\%$, และ 1% โดยที่จะเก็บผลการทดลองในทุกๆ สำหรับการทดลองครั้งที่ 2

4.5.6.1 การชดเชยโดยอาศัยการตรวจหาแบบการหารูปแบบแล้วจะทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Discrete Gain scheduling

การทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยใช้ผลการทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบนั้นจะมีบล็อกไดอะแกรมดังรูปที่ 4.68 โดยการหารูปแบบที่ได้จากอินพุตนั้นมีลักษณะใกล้เคียงกับรูปแบบที่ได้ฝึกสอนไว้ซึ่งยังอินพุตมีค่าใกล้เคียงมากค่าที่ได้จะมีค่าที่เข้าใกล้ 1 มากที่สุดเมื่อได้ค่าที่เข้าใกล้ 1 มากที่สุดแล้วก็จะทำตัดสินใจเลือกกว่าเป็นสถานะใด เมื่อจำแนกค่าอัตราขยายที่ได้จากการทำนายมาแล้วระบบก็จะทำการเลือกค่าอัตราขยายที่เหมาะสมเพื่อชดเชยค่าให้กับระบบเพื่อลดความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ต่อไป โดยผลการชดเชยค่าอัตราขยายแสดงดังตารางที่ 4.11 จะพบว่าค่าคลาดเคลื่อนของตำแหน่ง ของมอเตอร์แบบไม่มีระบบชดเชยให้ค่าค่าเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ 0.241 มิลลิเมตรเปรียบเทียบกับระบบที่มีการชดเชยค่าอัตราขยาย (Discrete gain scheduling) สามารถลดค่าคลาดเคลื่อนของมอเตอร์เหลือเพียง 0.011 มิลลิเมตรหรือคิดเป็น 96 เปอร์เซ็นต์ที่ลดลง



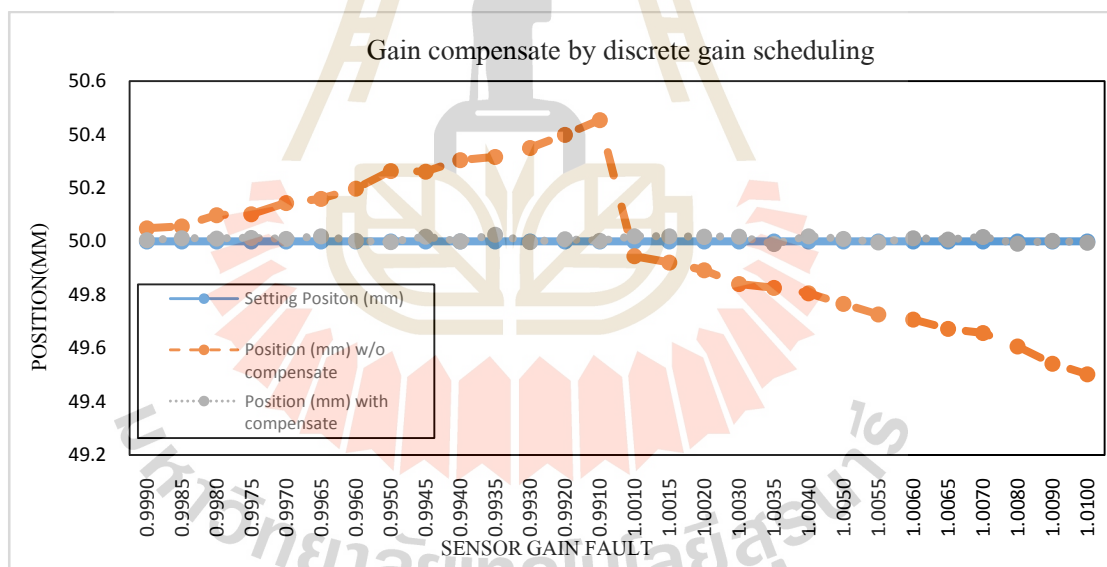
รูปที่ 4.77 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Discrete gain scheduling การทดลองครั้งที่ 2

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Discrete gain scheduling

Setting Position (mm)	Gain fault	Position W/O compensate	Gain compensate	Position compensate	Position error (mm) w/o compensate	Position error (mm) with compensate
50.000	0.9990	50.050	0.9990	50.005	0.050	0.005
50.000	0.9985	50.056	0.9990	50.012	0.056	0.012
50.000	0.9980	50.099	0.9982	50.011	0.099	0.011
50.000	0.9975	50.103	0.9980	50.013	0.102	0.013
50.000	0.9970	50.145	0.9972	50.010	0.145	0.010
50.000	0.9965	50.159	0.9970	50.019	0.159	0.019
50.000	0.9960	50.198	0.9959	50.002	0.198	0.002
50.000	0.9950	50.263	0.9947	49.998	0.263	0.002
50.000	0.9945	50.261	0.9950	50.017	0.261	0.017
50.000	0.9940	50.304	0.9941	50.000	0.304	0.000
50.000	0.9935	50.317	0.9940	50.025	0.317	0.025
50.000	0.9930	50.351	0.9930	49.998	0.351	0.002
50.000	0.9920	50.400	0.9922	50.008	0.400	0.008
50.000	0.9910	50.454	0.9909	50.002	0.454	0.002
50.000	1.0010	49.945	1.0015	50.019	0.055	0.019
50.000	1.0015	49.921	1.0019	50.020	0.079	0.020
50.000	1.0020	49.892	1.0025	50.017	0.108	0.017
50.000	1.0030	49.841	1.0032	50.018	0.159	0.018

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Discrete gain scheduling (ต่อ)

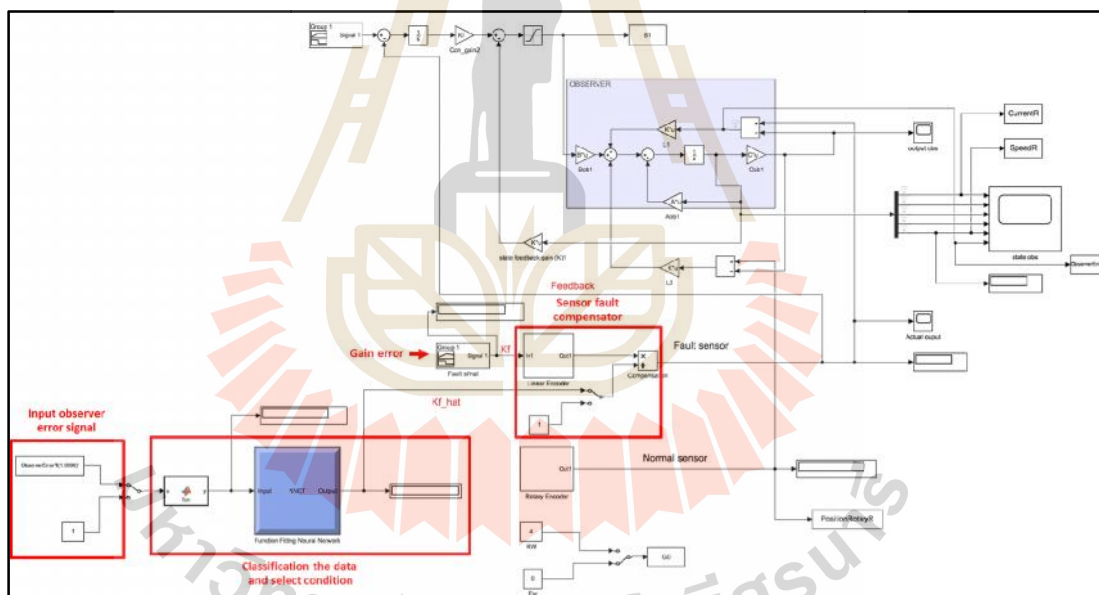
Setting Position (mm)	Gain fault	Position W/O compensate	Gain compensate	Position compensate	Position error (mm)	
					w/o compensate	with compensate
50.000	1.0035	49.826	1.0033	49.990	0.174	0.010
50.000	1.0040	49.806	1.0042	50.019	0.194	0.019
50.000	1.0050	49.766	1.0050	50.009	0.234	0.009
50.000	1.0055	49.726	1.0054	49.997	0.274	0.003
50.000	1.0060	49.707	1.0060	50.012	0.293	0.012
50.000	1.0065	49.673	1.0066	50.007	0.327	0.007
50.000	1.0070	49.657	1.0073	50.016	0.343	0.016
50.000	1.0080	49.607	1.0080	49.992	0.393	0.008
50.000	1.0090	49.543	1.0092	50.003	0.457	0.003
50.000	1.010	49.503	1.010	49.995	0.497	0.005



รูปที่ 4.78 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Discrete gain scheduling

4.5.6.2 การชดเชยโดยอาศัยการตรวจหาแบบการถดถอยเชิงเส้นและทำการชดเชยค่าด้วยวิธี Continuous gain scheduling

การทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยใช้ผลการทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นนั้นจะมีบล็อกไดอะแกรมดังที่แสดงในรูปที่ 4.70 จะเห็นได้ว่ามีส่วนที่ทำการรับข้อมูลอินพุตเข้ามาและทำการคัดแยกลักษณะเด่นของข้อมูลโดยใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูล เมื่อได้ค่าเฉลี่ยออกมาแล้วก็นำเอาค่าที่ได้เข้ามาจำแนกในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นโดยค่าอัตราขยายที่ทำนายได้จากแบบจำลองนั้นจะใช้ตัวแปรตามของกราฟแสดงความสัมพันธ์การถดถอยเชิงเส้นโดยที่อินพุตจะเป็นตัวแปรอิสระของกราฟและนำค่าที่ได้จากตัวแปรตามมาเป็นเอาต์พุตของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น และนำค่าที่ได้ไปชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบควบคุมปิดของเซ็นเซอร์ต่อไป



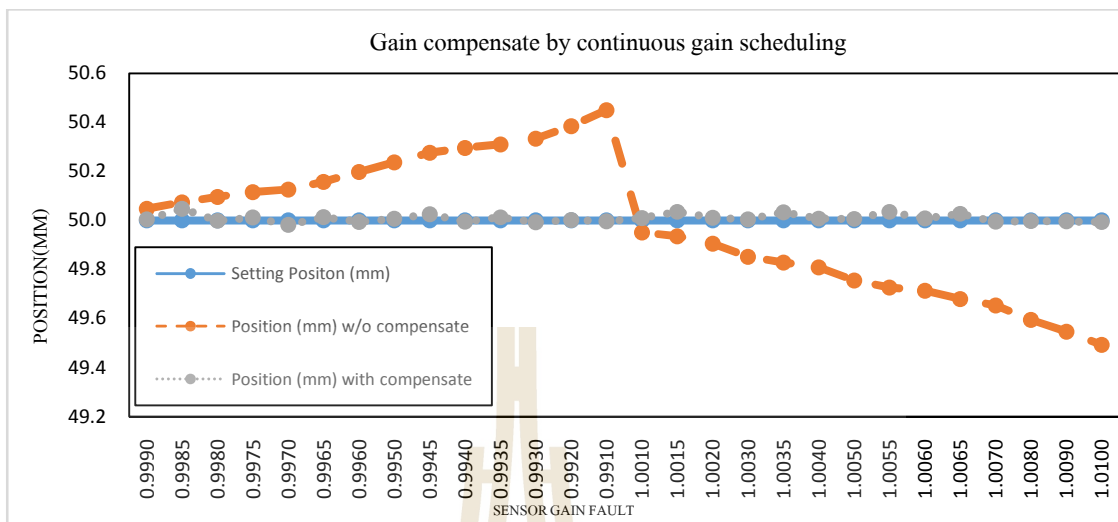
รูปที่ 4.79 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Continuous gain scheduling การทดลองครั้งที่ 2

ผลจากการทดลองดังตารางที่ 4.12 ซึ่งเปรียบเทียบตำแหน่งของมอเตอร์ระหว่างระบบที่มีการชดเชยค่าอัตราขยายของเซ็นเซอร์และระบบที่ไม่มีการชดเชยค่าอัตราขยายกับค่าของตำแหน่งมอเตอร์ที่ต้องการ จะพบว่าระบบที่มีการชดเชยค่าอัตราขยายแบบสมการเชิงเส้นแบบถดถอย สามารถลด

ความผิดพลาดของตำแหน่งจากค่าเฉลี่ย 0.238 มิลลิเมตร เหลือเพียง 0.013 มิลลิเมตรหรือลดได้มากถึง 95% เมื่อเปรียบเทียบกับระบบที่ไม่มีการชดเชย

ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยวิธี Continues gain scheduling

Setting Position (mm)	Gain fault	Position (mm) W/O compensate	Gain compensate	Position (mm) With compensate	Position error (mm) w/o compensate	Position error (mm) with compensate
50.0000	0.999	50.0480	0.999	50.0038	0.048	0.004
50.0000	0.999	50.0743	1.000	50.0476	0.074	0.048
50.0000	0.998	50.0956	0.998	49.9981	0.096	0.002
50.0000	0.998	50.1162	0.998	50.0116	0.116	0.012
50.0000	0.997	50.1262	0.997	49.9813	0.126	0.019
50.0000	0.997	50.1572	0.997	50.0128	0.157	0.013
50.0000	0.996	50.1975	0.996	49.9938	0.198	0.006
50.0000	0.995	50.2369	0.995	50.0063	0.237	0.006
50.0000	0.995	50.2769	0.995	50.0249	0.277	0.025
50.0000	0.994	50.2956	0.994	49.9944	0.296	0.006
50.0000	0.994	50.3106	0.994	50.0126	0.311	0.013
50.0000	0.993	50.3343	0.993	49.9920	0.334	0.008
50.0000	0.992	50.3843	0.992	50.0016	0.384	0.002
50.0000	0.991	50.4500	0.991	49.9962	0.450	0.004
50.0000	1.001	49.9512	1.001	50.0094	0.049	0.009
50.0000	1.002	49.9350	1.002	50.0348	0.065	0.035
50.0000	1.002	49.9056	1.002	50.0107	0.094	0.011
50.0000	1.003	49.8520	1.003	50.0035	0.148	0.004
50.0000	1.004	49.8281	1.004	50.0329	0.172	0.033
50.0000	1.004	49.8080	1.004	50.0074	0.192	0.007
50.0000	1.005	49.7556	1.005	50.0060	0.244	0.006
50.0000	1.006	49.7269	1.006	50.0347	0.273	0.035
50.0000	1.006	49.7131	1.006	50.0075	0.287	0.008
50.0000	1.0065	49.6794	1.007	50.0271	0.321	0.027
50.0000	1.007	49.6531	1.007	49.9944	0.347	0.006
50.0000	1.008	49.5950	1.008	49.9966	0.405	0.003
50.0000	1.009	49.5462	1.009	49.9953	0.454	0.005
50.0000	1.010	49.4925	1.010	49.9928	0.508	0.007



รูปที่ 4.80 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระบบแบบมีและไม่มี การชดเชยค่าอัตราขยายด้วยวิธี Continuous gain scheduling

4.6 สรุปผลการทดลอง

1) การทดสอบความสามารถในการ จำแนกความผิดปกติของเซ็นเซอร์โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Fitting) และแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (Pattern recognition) โดยจากผลการทดลองพบว่าค่าสัญญาณ Observer error เพียงหนึ่งค่าเพียงพอสำหรับนำไปสร้าง โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการตรวจสอบหรือแยกแยะข้อผิดพลาดของเซ็นเซอร์โดยผลการทดลอง โดยทั้งสองวิธีและสอง Step size ให้ค่า Accuracy และ ค่า R square ที่ได้มีค่ามากกว่า 98 % และเวลาที่ใช้ในการเทรนโมเดลน้อยกว่า 1 วินาที ดังตารางที่ 4.13

ตารางที่ 4.13 ผลการทดลองการตรวจสอบและแยกแยะข้อบกพร่องเซ็นเซอร์

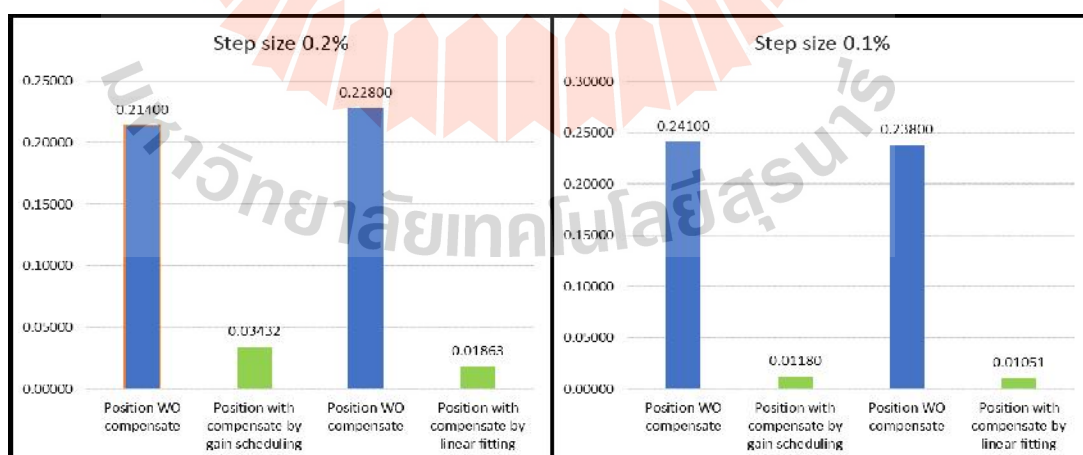
ANN Method	Step size	Accuracy/ R-squared
Pattern Recognition	$\pm 0.2\%$	100%
	$\pm 0.1\%$	98.8%
Model Fitting	$\pm 0.2\%$	99.99%
	$\pm 0.1\%$	99.98%

2) จากการทดลองการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยการปรับแบบจำลอง
โครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบ

2.1) การทดลองครั้งที่ 1 โดยปรับเพิ่มค่าอัตราขยายครั้งละ 0.2% โดยใช้
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบและทำการชดเชยค่าอัตราขยายแบบ
Discrete gain scheduling ให้กับระบบ โดยผลที่ได้สามารถลดความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งจาก
0.214 มิลลิเมตร เหลือเพียง 0.031 มิลลิเมตร หรือ ลดลง 85% และ แบบจำลองโครงข่ายประสาท
เทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสามารถชดเชยค่าอัตราขยายและทำการชดเชยค่าอัตราขยายแบบ
Continuous gain scheduling สามารถ ลดค่าความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งจาก 0.228 มิลลิเมตร
เหลือเพียง 0.017 มิลลิเมตร หรือ ลดลง 93 % โดยพบว่าความสามารถในการชดเชยแบบ Discrete
gain scheduling ให้ค่าในบางช่วงสูงเมื่อเทียบกับการชดเชยแบบ Continuous gain scheduling

2.2) การทดลองครั้งที่ 2 โดยปรับเพิ่มค่าอัตราขยายครั้งละ 0.1% โดยอาศัย
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบและทำการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบ
โดยผลที่ได้สามารถลดความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งจาก 0.241 มิลลิเมตร เหลือเพียง 0.011 มิลลิเมตร
หรือ ลดลง 96% และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสามารถชดเชยค่า
อัตราขยายและลดค่าความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งจาก 0.238 มิลลิเมตร เหลือเพียง 0.013 มิลลิเมตร
หรือ ลดลง 95 %

2.3) เปรียบเทียบกรณีการลดขนาดค่าอัตราขยาย step size จาก 0.2% เป็น 0.1%
ส่งผลให้ความสามารถในการ ชดเชยค่ามีความสามารถสูงขึ้น โดยเปอร์เซ็นต์ของค่าความ
คลาดเคลื่อนลดลงอย่างเห็น ได้ชัดทั้งสองกรณี ดังแสดงในตารางที่ 4.14



รูปที่ 4.81 กราฟแสดงผลการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยการปรับแบบจำลองโครงข่าย
ประสาทเทียม

ตารางที่ 4.14 ตารางแสดงผลการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบจากผลการทำนายค่าอัตราขยายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Gain compensation	ANN Method	Step size	Position error (mm)	% Position error reduction
Without compensate	Model Fitting	0.2%	0.228	91%
Continuous gain scheduling			0.017	
Without compensate	Pattern Recognition		0.214	85%
Discrete gain scheduling			0.031	
Without compensate	Model Fitting	0.1%	0.238	95%
Continuous gain scheduling			0.013	
Without compensate	Pattern Recognition		0.241	96%
Discrete gain scheduling			0.011	

บทที่ 5

สรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

การออกแบบและสร้างเครื่องต้นแบบที่ติดตั้งระบบวินิจฉัยตนเองสำหรับเครื่องจักรอัตโนมัติในกระบวนการประกอบหัวอ่านเขียนฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ โดยเครื่องต้นแบบที่ออกแบบและสร้างนี้มีความสามารถในการตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnostic, FDD) ของเซ็นเซอร์ที่ใช้วัดระยะทางการเคลื่อนที่โดยการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) โดยอาศัยข้อมูลตัวแปรที่ได้จากตัวสังเกต (Observer) แทนการวัดค่าจากชุดเซ็นเซอร์เพื่อลดค่าใช้จ่าย และความโบราณในการติดตั้งชุดเซ็นเซอร์ในเครื่องจักร โดยงานวิจัยนี้นำสัญญาณ Observer error ที่ได้จากตัวสังเกต มาผ่านกระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธีการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเทียมก่อนจะทำการประมาณค่าอัตราขยายป้อนกลับเซ็นเซอร์ (Feedback gain sensor) และชดเชยค่าอัตราขยายเพื่อทำให้ระบบสามารถทำงานได้ตรงตามวัตถุประสงค์แม้ในสภาวะบกพร่องหรือผิดปกติ โดยเครื่องต้นแบบนี้สามารถที่จะนำไปประยุกต์กับเครื่องจักรอัตโนมัติในกระบวนการผลิตเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการผลิตและสามารถนำไปเชื่อมโยงเข้ากับระบบอัตโนมัติในอนาคต เช่น ระบบ Internet of thing (IOT), Big Data หรือ ระบบ Remote alarm disposal

ผลของงานวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

1. ได้เครื่องจักรต้นแบบสำหรับควบคุมการเคลื่อนที่ในแนวแกนของเครื่องหยอดกาว และติดหัวอ่านเขียนของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ โดยมีคุณสมบัติที่สำคัญคือ
 - 1.1 มีความเร็วในการทำงานเทียบเท่ากระบวนการผลิตจริงที่ 1025 ชิ้นต่อชั่วโมง โดยความเร็วการเคลื่อนที่ของชุดมอเตอร์มีค่าเท่ากับ 20 เมตรต่อนาที
 - 1.2 ระบบควบคุมแบบเซอร์โวแบบปิดที่ทำงานร่วมกับตัวสังเกต เพื่อรองรับระบบตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnostic, FDD), ระบบควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาด (Fault Tolerant Control, FTC)
 - 1.3 โดยมีค่า settling time = 0.16 sec , 2% error criteria และไม่มีค่า % overshoot

2. ได้ระบบตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติ (Fault Detection and Diagnostic, FDD) ของชุดลิเนียเซนเซอร์ โดยวิธีการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยสัญญาณจากตัวสังเกต ผลการตรวจหาและวินิจฉัยความผิดปกติของลิเนียเซนเซอร์ให้ค่าความถูกต้อง มากกว่า 98 % โดยเราสามารถตรวจหาความบกพร่องของค่าอัตราขยายป้อนกลับเซนเซอร์ (Feedback gain sensor) พบที่ 0.1% ของค่าจริง

3. ได้ระบบควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาด (Fault Tolerant Control, FTC) ที่สามารถทำงานได้ตรงตามวัตถุประสงค์แม้ในสถานะที่ตรวจพบข้อบกพร่องของชุดลิเนียเซนเซอร์ โดยค่าอัตราขยายป้อนกลับเซนเซอร์ มากสุดที่ระบบควบคุมแบบคงทนต่อความผิดพลาด สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ จะอยู่ในช่วง $\pm 0.6\%$ หรือ ± 300 ไมโครเมตรของค่าอ้างอิง

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะต้องทำการฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่มีโดยในงานวิจัยนี้ได้ทำการเก็บชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนในทุกสถานะทั้งหมด 50 ชุดข้อมูล ซึ่งในการใช้งานจริงควรจะใช้ชุดข้อมูลในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบ Real time และอัตโนมัติและทำการคัดเลือกระบบตัวแปรแบบอัตโนมัติเพื่อให้การเทรนโมเดลและสร้างโมเดล มีประสิทธิภาพสูงที่สุดและยังลดขั้นตอนในการสร้างโมเดล

5.2.1 หากต้องการให้ความถูกต้องของการทำนายค่าอัตราขยายของระบบและการชดเชยค่าอัตราขยายให้มีความแม่นยำมากขึ้นควรที่จะเก็บข้อมูลสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยเพิ่มความละเอียดเพิ่มมากขึ้น

รายการอ้างอิง

- [1] Bianchini, Claudio, Fabio Immovilli, Marco Cocconcelli, Riccardo Rubini, and Alberto Bellini. "Fault Detection of Linear Bearings in Brushless AC Linear Motors by Vibration Analysis." *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 58, no. 5 (2010): 1684–1694.
- [2] Bošković, Pavle, Janko Petrović, Bojan Musizza, and \DJani Jurić. "Detection of Lubrication Starved Bearings in Electrical Motors by Means of Vibration Analysis." *Tribology International* 43, no. 9 (2010): 1683–1692.
- [3] Moradi, Hamed, Gholamreza Vossoughi, Mohammad R. Movahhedy, and Mohammad T. Ahmadian. "Forced Vibration Analysis of the Milling Process with Structural Nonlinearity, Internal Resonance, Tool Wear and Process Damping Effects." *International Journal of Non-Linear Mechanics* 54 (2013): 22–34.
- [4] Selak, Luka, Peter Butala, and Alojzij Sluga. "Condition Monitoring and Fault Diagnostics for Hydropower Plants." *Computers in Industry* 65, no. 6 (2014): 924–936.
- [5] Guo, Yu, Ting-Wei Liu, Jing Na, and Rong-Fong Fung. "Envelope Order Tracking for Fault Detection in Rolling Element Bearings." *Journal of Sound and Vibration* 331, no. 25 (2012): 5644–5654.
- [6] Abd-el-Malek, Mina, Ahmed K. Abdelsalam, and Ola E. Hassan. "Induction Motor Broken Rotor Bar Fault Location Detection through Envelope Analysis of Start-up Current Using Hilbert Transform." *Mechanical Systems and Signal Processing* 93 (2017): 332–350.
- [7] Lu, Chen, Zhenya Wang, and Bo Zhou. "Intelligent Fault Diagnosis of Rolling Bearing Using Hierarchical Convolutional Network Based Health State Classification." *Advanced Engineering Informatics* 32 (2017): 139–151.
- [8] Weimer, Florian, Thomas Rothermel, and Walter Fichter. "Adaptive Actuator Fault Detection and Identification for UAV Applications." *IFAC Proceedings Volumes* 45, no. 1 (2012): 67–72.

- [9] Melani, Arthur HA, Javier Martinez Silva, Gilberto FM de Souza, and José Reinaldo Silva. "Fault Diagnosis Based on Petri Nets: The Case Study of a Hydropower Plant." *IFAC-PapersOnLine* 49, no. 31 (2016): 1–6.
- [10] Weiss, Brian A., Moneer Helu, Gregory W. Vogl, and Guixiu Qiao. "Use Case Development to Advance Monitoring, Diagnostics, and Prognostics in Manufacturing Operations." *IFAC-PapersOnLine* 49, no. 31 (2016): 13–18.
- [11] Nakamura, Yuta, Yusaku Fujii, and Jesus DR Valera. "Detection of Friction Anomaly in a Pneumatic Linear Bearing." In *SICE 2004 Annual Conference*, 1:625–628. IEEE, 2004.
- [12] Xin-min, Tao, Chen Wan-Hai, Du Bao-Xiang, and Dong Han-Guang. "A Novel Model of One-Class Bearing Fault Detection Using RNCS Algorithm Based on HOS." In *2007 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 965–970. IEEE, 2007.
- [13] Zhang, Yuping, and Shufeng Ai. "EMD Based Envelope Analysis for Bearing Faults Detection." In *2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*, 4257–4260. IEEE, 2008.
- [14] Mbo'o, Christelle Piantso, and Kay Hameyer. "Bearing Damage Diagnosis by Means of the Linear Discriminant Analysis of Stator Current Feature." In *2015 IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, 296–302. IEEE, 2015.
- [15] Liu, Xiongjun, Ping Song, Cheng Yang, Chuangbo Hao, and Wenjia Peng. "Prognostics and Health Management of Bearings Based on Logarithmic Linear Recursive Least-Squares and Recursive Maximum Likelihood Estimation." *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 65, no. 2 (2017): 1549–1558.
- [16] Dalvand, Fardin, Myeongsu Kang, Satar Dalvand, and Michael Pecht. "Detection of Generalized-Roughness and Single-Point Bearing Faults Using Linear Prediction-Based Current Noise Cancellation." *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 65, no. 12 (2018): 9728–9738.
- [17] Vogl, G. W., & Donmez, M. A. (2015). A defect-driven diagnostic method for machine tool spindles. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, Vol.64, No.1, 2015, pp. 377-380.
- [18] Vogl, Gregory W., and M. Alkan Donmez. "A Defect-Driven Diagnostic Method for Machine Tool Spindles." *CIRP Annals* 64, no. 1 (2015): 377–380.

- [19] Vogl, Gregory W., M. Alkan Donmez, and Andreas Archenti. "Diagnostics for Geometric Performance of Machine Tool Linear Axes." *CIRP Annals* 65, no. 1 (2016): 377–380.
- [20] Grigoriev, Sergey N., Michael P. Kozochkin, Fan S. Sabirov, and Andrey A. Kutin. "Diagnostic Systems as Basis for Technological Improvement." *Procedia CIRP* 1 (2012): 599–604.
- [21] Bisu, C., L. Olteanu, R. Laheurte, Ph Darnis, and O. Cahuc. "Experimental Approach on Torsor Dynamic Analysis for Milling Process Monitoring and Diagnosis." *Procedia CIRP* 12 (2013): 73–78.
- [22] Kozjek, Dominik, and Peter Butala. "Knowledge Elicitation for Fault Diagnostics in Plastic Injection Moulding: A Case for Machine-to-Machine Communication." *CIRP Annals* 66, no. 1 (2017): 433–436.
- [23] Matsubara, Atsushi, Shota Tsujimoto, and Daisuke Kono. "Evaluation of Dynamic Stiffness of Machine Tool Spindle by Non-Contact Excitation Tests." *CIRP Annals* 64, no. 1 (2015): 365–368.
- [24] Möhring, H.-C., K. M. Litwinski, and Olaf Gümmer. "Process Monitoring with Sensory Machine Tool Components." *CIRP Annals* 59, no. 1 (2010): 383–386.
- [25] Roy, Rajkumar, Rainer Stark, Kirsten Tracht, Shozo Takata, and Masahiko Mori. "Continuous Maintenance and the Future—Foundations and Technological Challenges." *Cirp Annals* 65, no. 2 (2016): 667–688.
- [26] Rzeszucinski, P. J., J. K. Sinha, Rodger Edwards, A. Starr, and B. Allen. "Amplitude of Probability Density Function (APDF) of Vibration Response as a Robust Tool for Gearbox Diagnosis." *Strain* 48, no. 6 (2012): 510–516.
- [27] Xu, Liangfei, Jianqiu Li, Minggao Ouyang, Jianfeng Hua, and Xiangjun Li. "Active Fault Tolerance Control System of Fuel Cell Hybrid City Bus." *International Journal of Hydrogen Energy* 35, no. 22 (2010): 12510–12520.
- [28] Nabil, Essam, Abdel-Azem Sobaih, and Belal Abou-Zalam. "Active Fault-Tolerant Control System." In *The 2010 International Conference on Computer Engineering & Systems*, 274–279. IEEE, 2010.

- [29] Blanke, Mogens, Marcel Staroswiecki, and N. Eva Wu. "Concepts and Methods in Fault-Tolerant Control." In Proceedings of the 2001 American Control Conference.(Cat. No. 01CH37148), 4:2606–2620. IEEE, 2001.
- [30] Xiong, Hongyun, Ye Liao, Xiaoyan Chu, Xiaohong Nian, and Haibo Wang. "Observer Based Fault Tolerant Control for a Class of Two-PMSMs Systems." ISA Transactions 80 (2018): 99–110.
- [31] Zhang, Ridong, Jingyi Lu, Hongyi Qu, and Furong Gao. "State Space Model Predictive Fault-Tolerant Control for Batch Processes with Partial Actuator Failure." Journal of Process Control 24, no. 5 (2014): 613–620.
- [32] Lan, Jianglin, Ron J. Patton, and Xiaoyuan Zhu. "Fault-Tolerant Wind Turbine Pitch Control Using Adaptive Sliding Mode Estimation." Renewable Energy 116 (2018): 219–231.
- [33] Noura, Hassan, Dominique Sauter, Frederic Hamelin, and Didier Theilliol. "Fault-Tolerant Control in Dynamic Systems: Application to a Winding Machine." IEEE Control Systems Magazine 20, no. 1 (2000): 33–49.
- [34] Sheikhabahei, Reza, Aria Alasty, and Gholamreza Vossoughi. "Robust Fault Tolerant Explicit Model Predictive Control." Automatica 97 (2018): 248–253.
- [35] Dhadekar, Dinesh D., and S. E. Talole. "Robust Fault Tolerant Longitudinal Aircraft Control." IFAC-PapersOnLine 51, no. 1 (2018): 604–609.
- [36] Tudón-Martínez, Juan C., Rubén Morales-Menéndez, Ricardo Ramirez-Mendoza, Olivier Sename, and Luc Dugard. "Fault Tolerant Control in a Semi-Active Suspension." IFAC Proceedings Volumes 45, no. 20 (2012): 1173–1178.
- [37] Schulte, Horst, Sören Georg, and Abdellah Benzaouia. "Robust Sensor Fault-Tolerant Control Scheme for Wind Turbines with Hydrostatic Transmission." IFAC Proceedings Volumes 47, no. 3 (2014): 4304–4309.
- [38] Khajorntraidet, C., J. Srisertpol, and C. Prattanak. "Alternative Technique for DC Servo Motor Control Using Adaptive Load Torque Compensator." Advanced Science Letters 19, no. 8 (2013): 2139–2143.
- [39] Narendra, Kumpati S., Osvaldo A. Driollet, Matthias Feiler, and Koshy George. "Adaptive Control Using Multiple Models, Switching and Tuning." International Journal of Adaptive Control and Signal Processing 17, no. 2 (2003): 87–102.

- [40] El-Samahy, Adel A., and Mohamed A. Shamseldin. "Brushless DC Motor Tracking Control Using Self-Tuning Fuzzy PID Control and Model Reference Adaptive Control." *Ain Shams Engineering Journal* 9, no. 3 (2018): 341–352.
- [41] Singh, Kelvinder, Pandian Vasant, Irraivan Elamvazuthi, and Ramani Kannan. "PID Tuning of Servo Motor Using Bat Algorithm." *Procedia Computer Science* 60 (2015): 1798–1808.
- [42] Dong, Xie, Zhu Jian-qu, and Wang Feng. "Fuzzy PID Control to Feed Servo System of CNC Machine Tool." *Procedia Engineering* 29 (2012): 2853–2858.
- [43] Alwi, Halim, Christopher Edwards, and Chee Pin Tan. *Fault Detection and Fault-Tolerant Control Using Sliding Modes*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [44] Chommaungpuck, Prathan, Siwanu Lawbootsa, and Jiraphon Srisertpol. "Fault Detection of Linear Bearing in Auto Core Adhesion Mounting Machine Using Artificial Neural Network." *WSEAS Transactions on Systems and Control* 14 (2019): 31–42.
- [45] Wanglomklang, T., P. Chommaungpuck, and J. Srisertpol. "Linear Bearing Fault Detection Using an Artificial Neural Network Based on a PI Servo System with the Observer for High-Speed Automation Machine." In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 717:012011. IOP Publishing, 2020.
- [46] Ogata, K. *Modern Control Engineering*; Prentice Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2010.





ภาคผนวก ก

โปรแกรมและ Simulink ในการทดสอบระบบและการทดลองชุดเขยค่า
อัตราขยายให้กับระบบ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ก.1 โปรแกรมในการออกแบบระบบควบคุมและตัวสังเกต

```

clc
clear all
S=18;
T=0.001;

%%% System parameter %%
Bm = 6.4741;
Ct = 10566;
Jm = 10.27;
Ks = 5.1885*10^6;
Kb = 0.0294;
Kt = 7.3892*10^6;
La = 24.338;
Mt = 7;
R = 0.7958;
Ra = 1165.2;

%%% State space model %%
A=[-Ra/La 0 -Kb/La 0 0; 0 0 1 0 0; Kt/Jm 0 -Bm/Jm 0 0; 0 0 0 1; 0 R*Ks/Mt 0 -Ks/Mt -Ct/Mt];
B=[1/La; 0; 0; 0; 0];
C=[0 0 0 1 0];
D=[0];
sys = ss(A,B,C,D);

%%% Controllable check %%
OrderSys = order(sys);
RankSysC1 = rank(ctrb(A,B));
if OrderSys == RankSysC1
    fprintf('System controllable')
else
    fprintf('System is not controllable')

```

```

end

%% Observability check %%
RankSysOB=rank(observ(A,C));
if OrderSys == RankSysOB
    fprintf('System observability')
else
    fprintf('System is not observability')
end

%% State feedback design with Type 1 servo system %%
Ahat = [A zeros(5,1); -C 0];
Bhat = [B;0];
CLpole = [-2 -4 -600 -600 -600 -600];
Khat = acker(Ahat,Bhat,CLpole);
K = [Khat(1) Khat(2) Khat(3) Khat(4) Khat(5)];
KI = -Khat(6);

%% Observer design %%
L = [147.0504 3.4072e+03 1.2672e+03 1.2113e+03 7.5466e+05]';

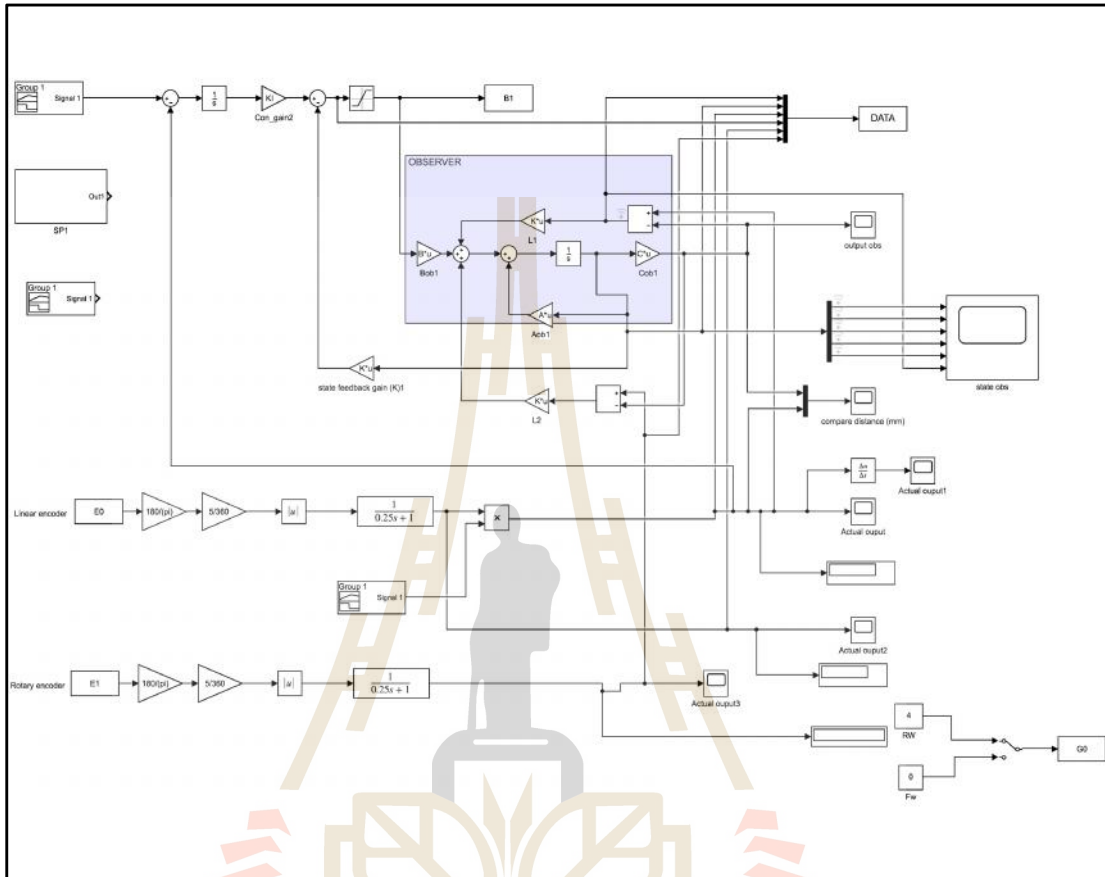
for i = 1:5
    fprintf('state feedback gain K(%d) = %f\n',i,K(i))
end
fprintf('controller gain KI = %f\n',KI)

AA = [A - B*K B*KI;-C 0];
BB = [0;0;0;0;0;1];
CC = [C 0];
DD = [0];

sys_N = ss(AA,BB,CC,DD);
step(sys_N,5)

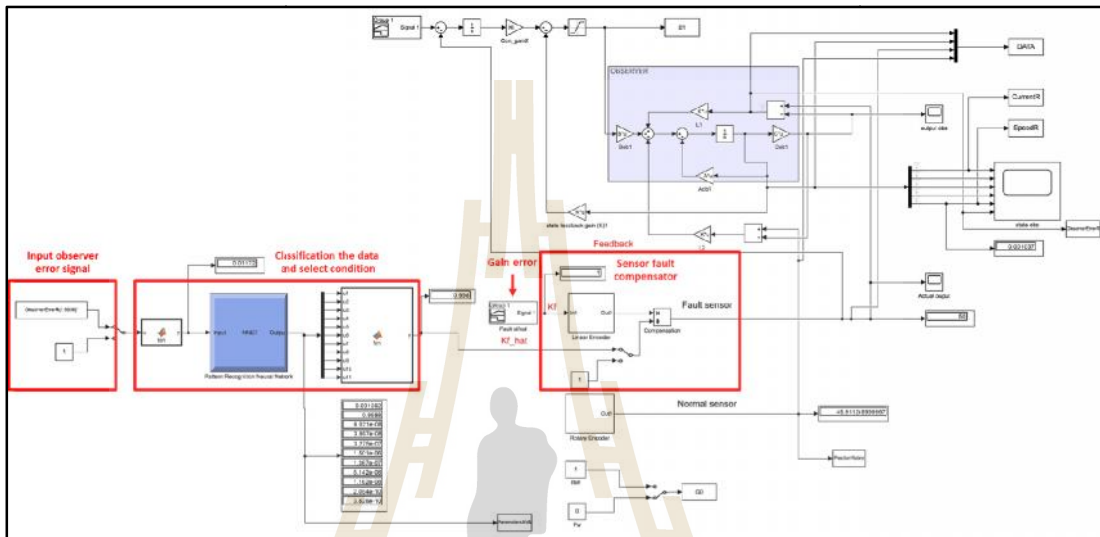
```

ก.2 บล็อกไดอะแกรมใน Simulink ของตัวควบคุมและตัวสังเกตที่ใช้ในการเก็บข้อมูล



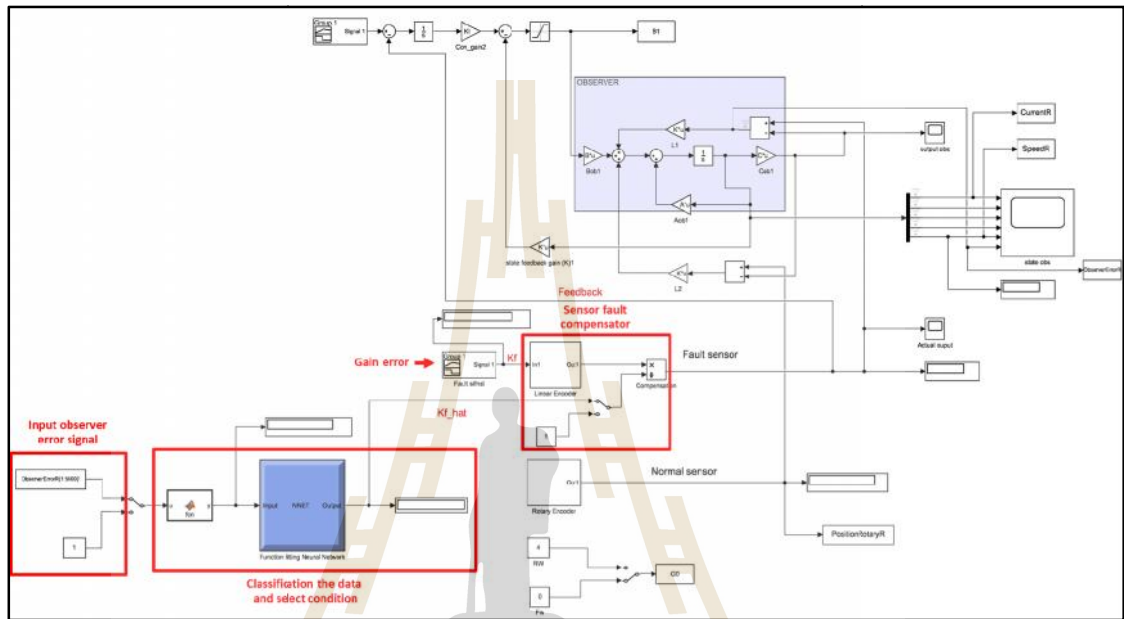
รูป ก.2 Simulink ของระบบควบคุมและตัวสังเกต

ก.3 บล็อกไดอะแกรมใน Simulink ของการทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยค่าอัตราขยายครั้งที่ 1 ทำนายได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)



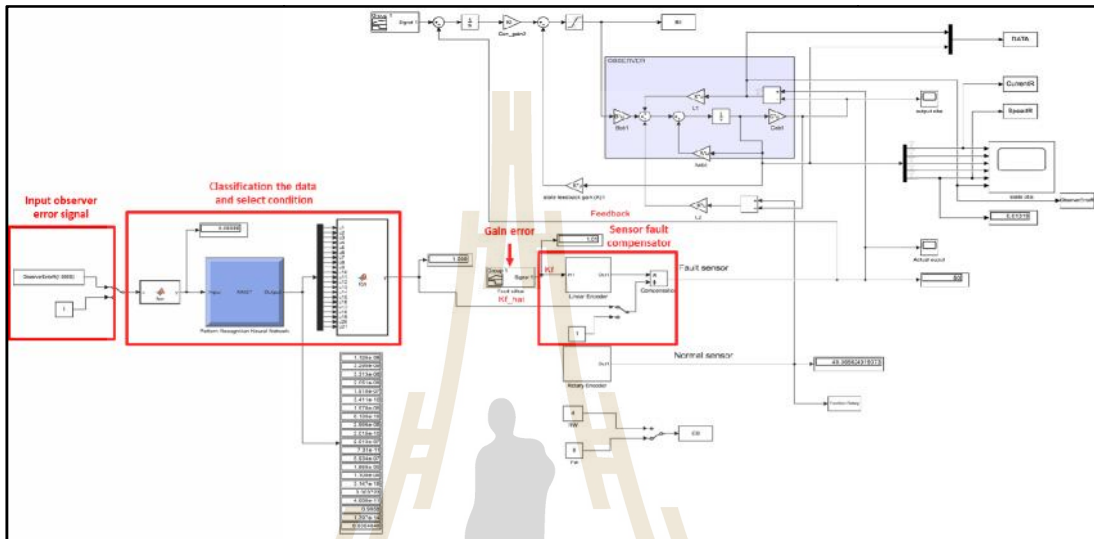
รูปที่ ก.3 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 1

ก.4 บล็อกไดอะแกรมใน Simulink ของการทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยค่าอัตราขยายครั้งที่ 1 ทำนายได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Regression or Fitting)



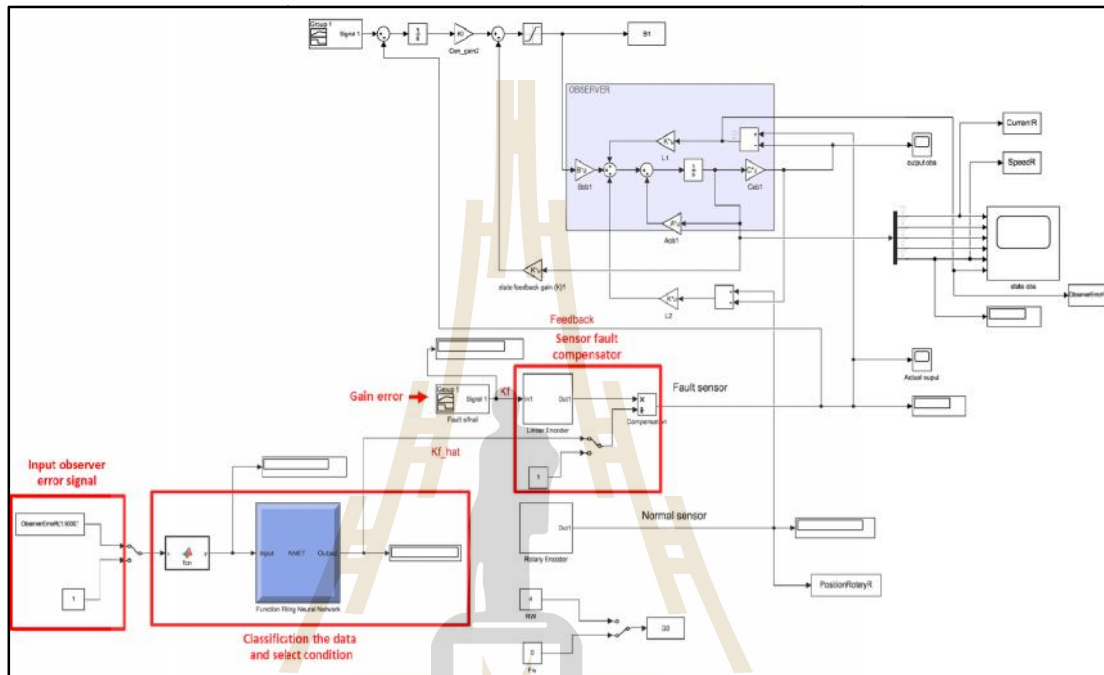
รูปที่ ก.4 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 1

ก.5 บล็อกไดอะแกรมใน Simulink ของการทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยค่าอัตราขยายครั้งที่ 2 ทำนายได้จากแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบ (ANN Pattern Recognition)



รูปที่ ก.5 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการหารูปแบบสำหรับการทดลองครั้งที่ 2

ก.6 บล็อกไดอะแกรมใน Simulink ของการทดลองชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบด้วยค่าอัตราขยายครั้งที่ 2 ทำนายได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้น (ANN Regression or Fitting)



รูปที่ ก.6 บล็อกไดอะแกรมสำหรับการชดเชยค่าอัตราขยายให้กับระบบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการทดลองครั้งที่ 2

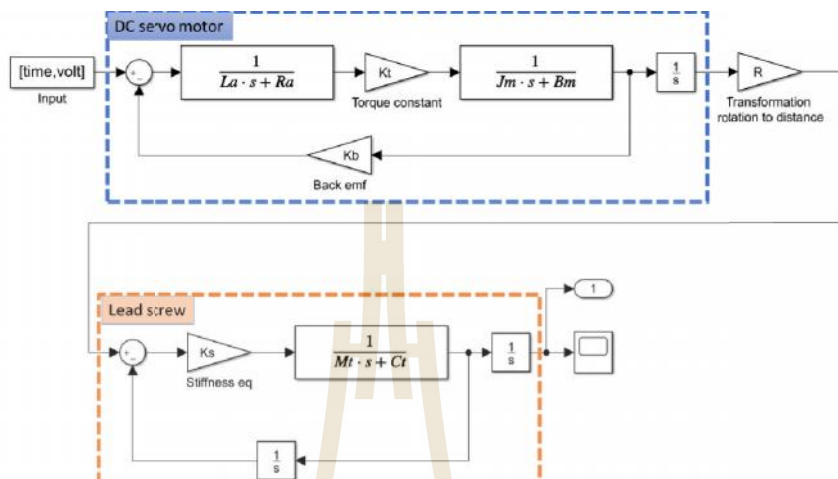


ภาควิชา

การใช้โปรแกรมเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

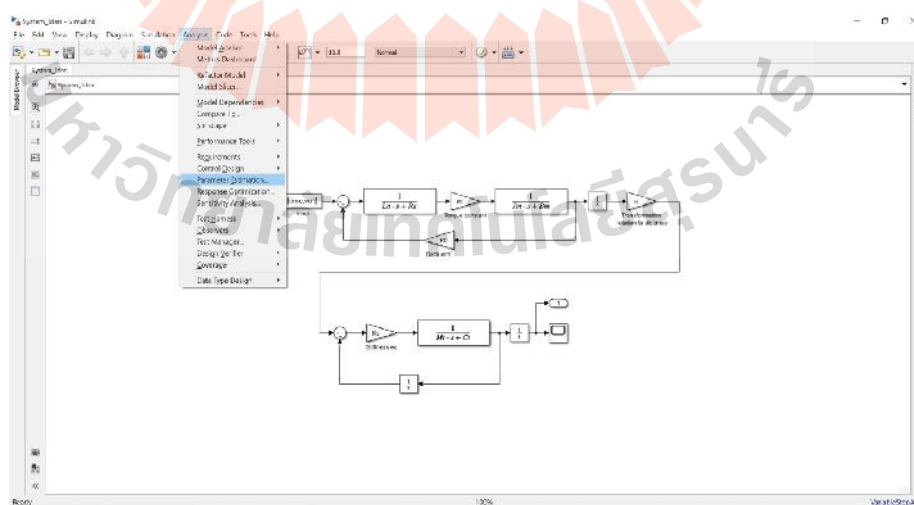
ข.1 Block diagram Simulink สำหรับใช้หาพารามิเตอร์ของระบบ



รูปที่ ข.1 Simulink ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ

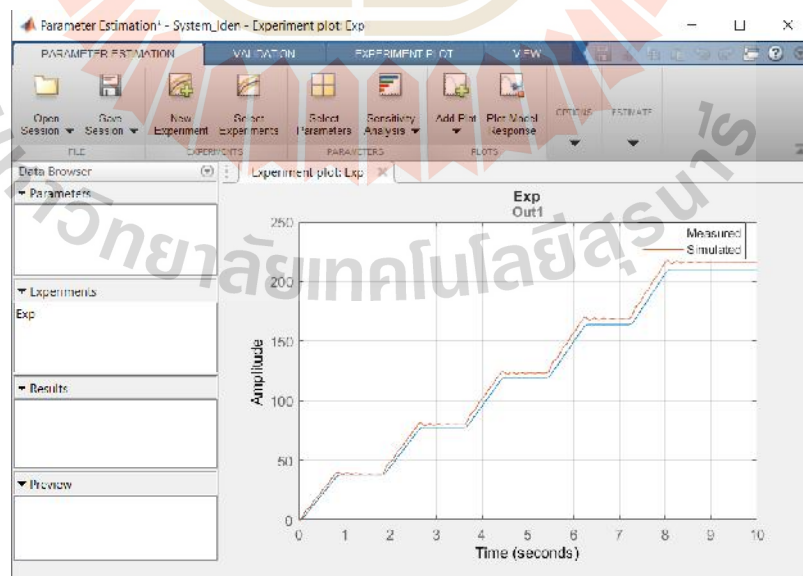
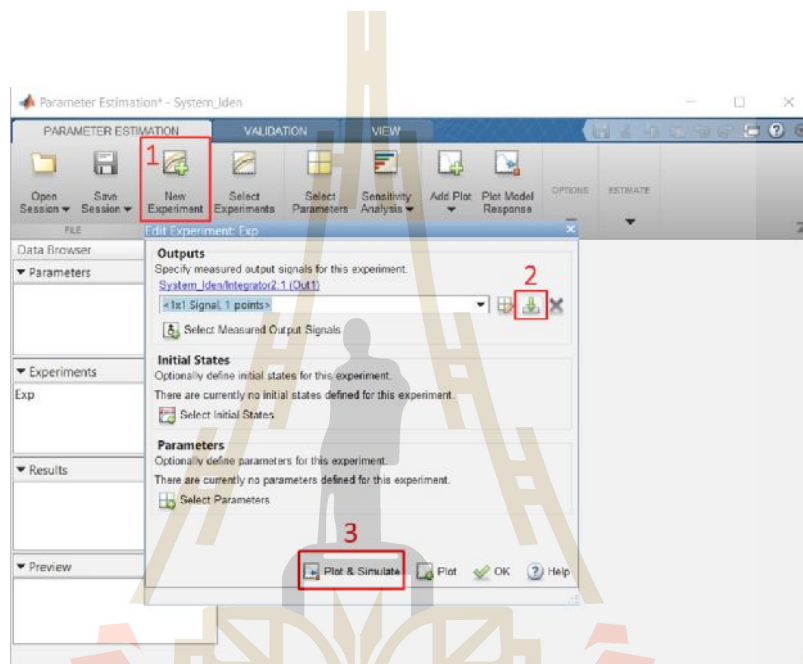
ข.2 ขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบด้วย Parameter estimation tool

- กำหนดค่าเริ่มต้นในแต่ละพารามิเตอร์โดยดูข้อมูลของผู้ผลิต แต่หากไม่ทราบค่าชัดเจนให้ทำการสุ่มค่าเริ่มต้น โดยค่าที่แนะนำคือ 1
- หน้า Simulink ให้เลือก Parameter Estimation ตามรูปที่ ข.2



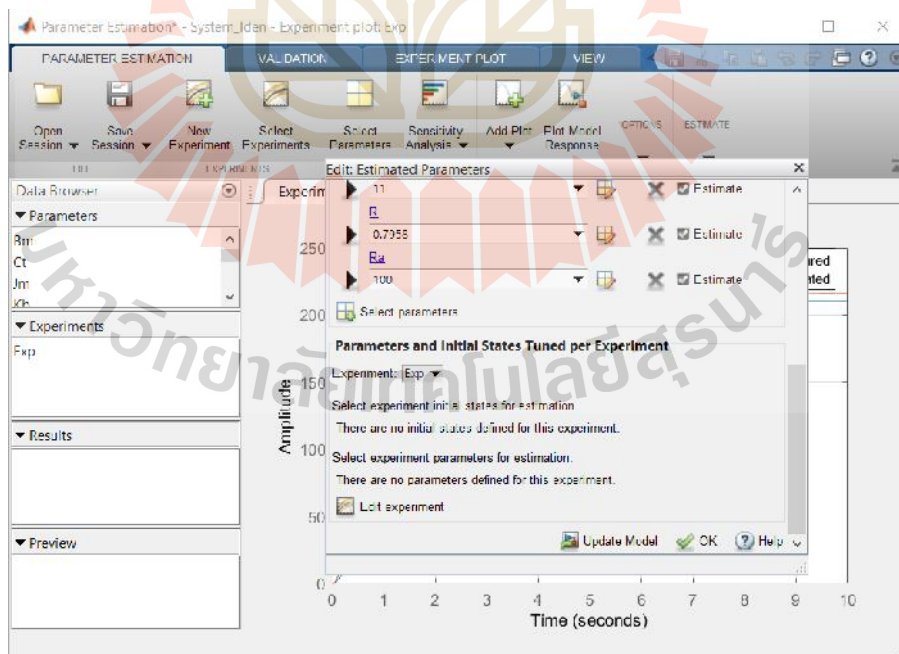
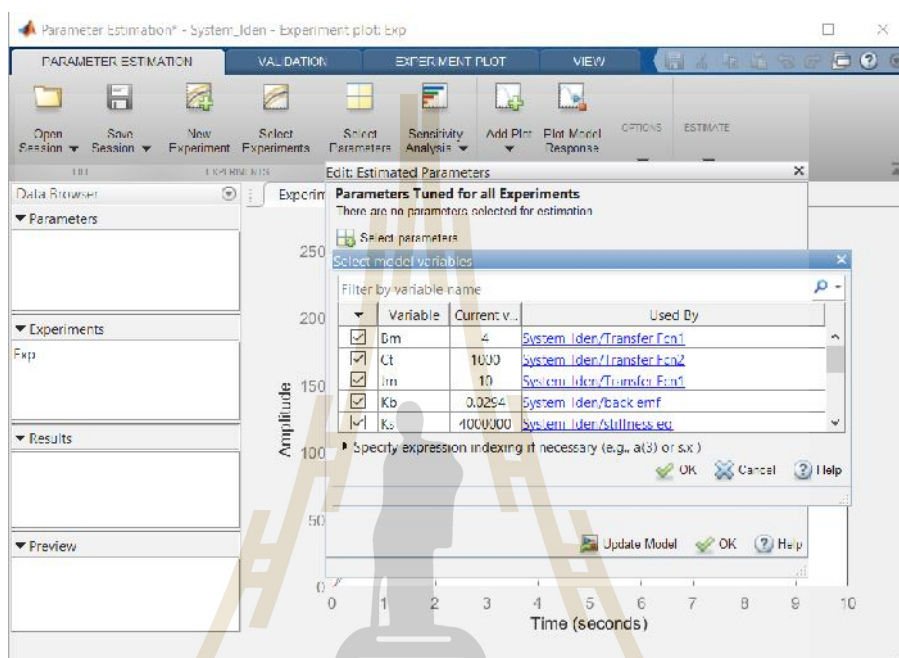
รูปที่ ข.2 ขั้นตอนการเข้า Parameter estimation tool

1. เมื่อเลือก Parameter estimation จะแสดงหน้าต่าง configuration ขึ้นมา จากนั้นเลือก new Experiment
2. จากนั้นเลือก import ข้อมูลการทดลองอินพุตและเอาต์พุต โดยสามารถเป็นได้ทั้ง .xlsx หรือ .csv ก็ได้
3. จากนั้นเลือก Plot & Simulation โปรแกรมจะแสดงผลเปรียบเทียบระหว่างการจำลองกับการวัด



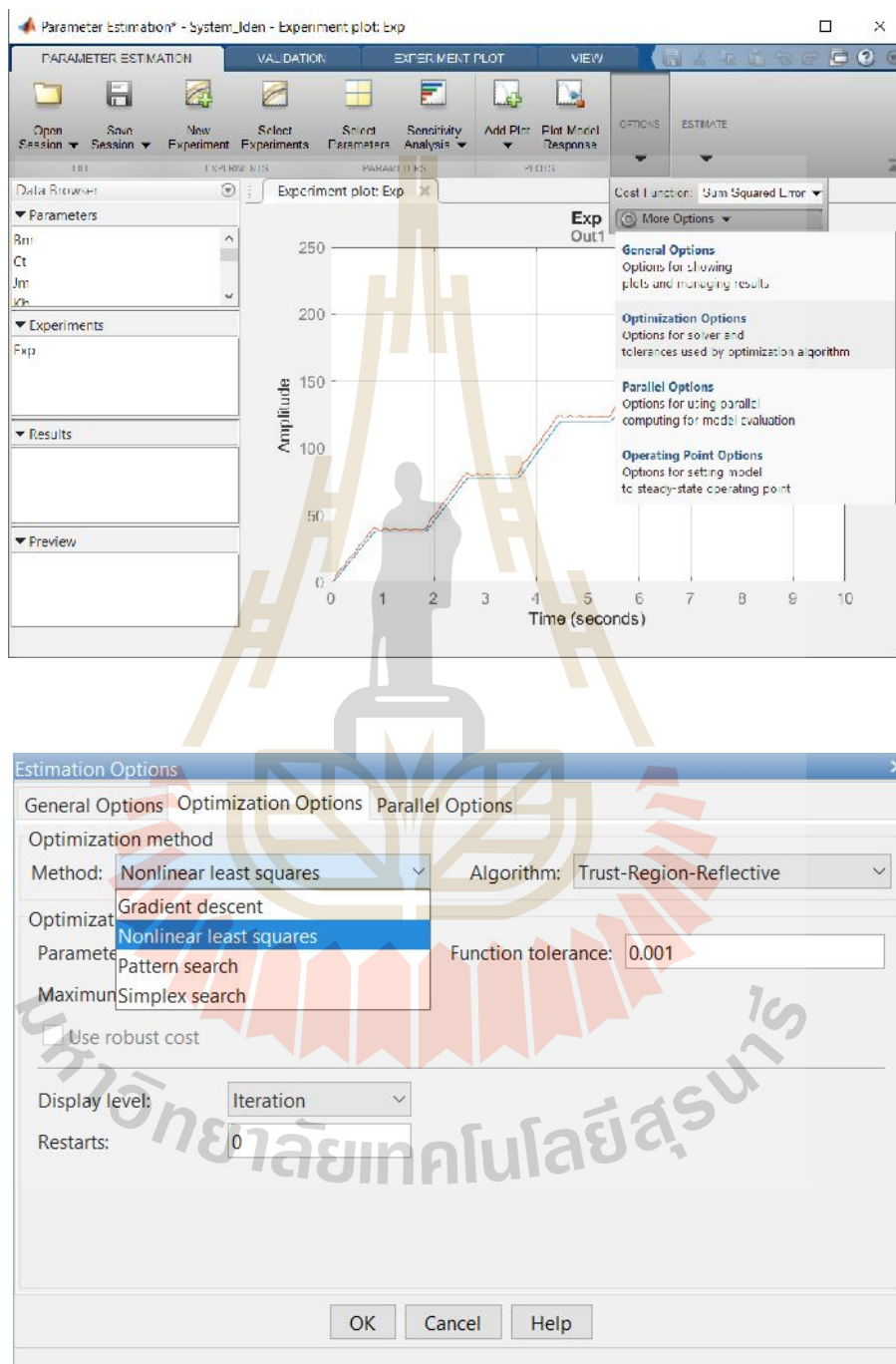
รูปที่ ข.3 ขั้นตอนการนำเข้าข้อมูลการทดลอง

- จากนั้นทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ ดังรูป ข.4 แล้วเลือก OK โปรแกรมจะให้กำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์ ในขั้นตอนนี้อาจไม่ทราบขอบเขตตัวแปร ให้กำหนดให้สอดคล้องตามความเป็นจริง แล้วเลือก OK อีกรอบ



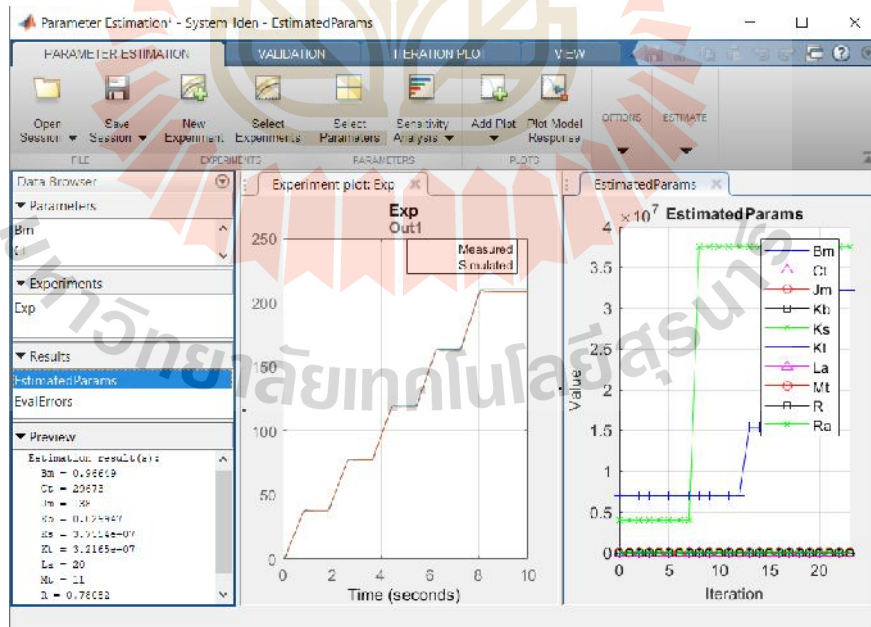
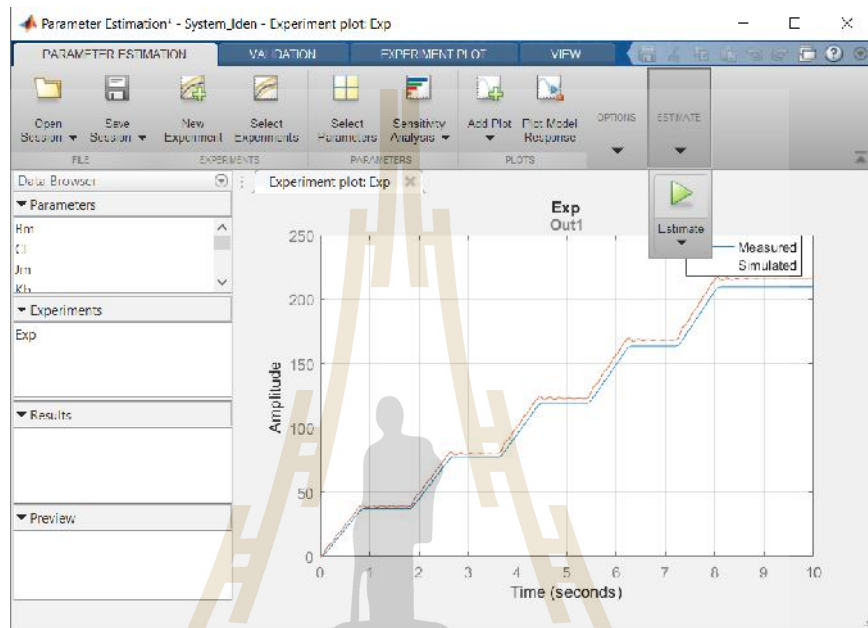
รูปที่ ข.4 ขั้นตอนการเลือกและกำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์

- ตามรูป ข.5 คือการกำหนดวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) โดยเข้าไปที่ Option / More option / Optimization option แล้วทำการเลือกวิธีการที่ต้องการ แล้วกด OK



รูปที่ ข.5 ขั้นตอนการเลือกวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

- ขั้นตอนสุดท้าย เลือก Estimate โปรแกรมจะเริ่มทำการปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อให้แบบจำลองใกล้เคียงกับการทดลอง เมื่อหยุดการประมาณจะแสดงค่าพารามิเตอร์ล่าสุด ซึ่งนำไปใช้ต่อไป



รูปที่ ข.6 ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของระบบ



ภาคผนวก ค

โปรแกรมสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ค.1 การคัดแยกลักษณะของข้อมูลและสร้างชุดข้อมูลทดสอบ

```

clc
clear all
%% feature extraction part
begin = 1;
final = 5000;
final2 = 2000;
%% Load data Healthy %%
dir1 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\0%';
for i = 1:50
    Hcon(i) = load([dir1 't' num2str(i) '.mat']);
end
Hsignals = struct2table(Hcon);
Hsignals = table2cell(Hsignals);
for i = 1:50
    HObsvErrorsignals{i,1} = Hsignals{i,1}(begin:final,1)';
    HCurrentsignals{i,1} = Hsignals{i,1}(begin:final2,2)';
    HThetasignals{i,1} = Hsignals{i,1}(begin:final,3)';
    HOmegasignals{i,1} = Hsignals{i,1}(begin:final2,4)';
    HPositionsignals{i,1} = Hsignals{i,1}(begin:final,5)';
    HSpeedsignals{i,1} = Hsignals{i,1}(begin:final2,6)';
    HLinearencodersignals{i,1}=Hsignals{i,1}(begin:final,7)';
    HEncoderrotarysignals{i,1}= Hsignals{i,1}(begin:final,10)';
end
Hsignals =
[HObsvErrorsignals,HCurrentsignals,HThetasignals,HOmegasignals,HSpeedsignals,HEncoderrotary
signals];
%% Load data Error -0.1% %%
dir4 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\-0.1%';
for i = 1:50
    F3con(i) = load([dir4 't' num2str(i) '.mat']);
end
F3signals = struct2table(F3con);
F3signals = table2cell(F3signals);
for i = 1:50
    F3ObsvErrorsignals{i,1} = F3signals{i,1}(begin:final,1)';
    F3Currentsignals{i,1} = F3signals{i,1}(begin:final2,2)';
    F3Thetasignals{i,1} = F3signals{i,1}(begin:final,3)';
    F3Omegasignals{i,1} = F3signals{i,1}(begin:final2,4)';
    F3Positionsignals{i,1} = F3signals{i,1}(begin:final,5)';
    F3Speedsignals{i,1} = F3signals{i,1}(begin:final2,6)';
    F3Linearencodersignals{i,1}=F3signals{i,1}(begin:final,7)';

```

```

F3Encoderrotarysignals{i,1}= F3signals{i,1}(begin:final,10);
end
F3signals =
[F3ObsvErrorsignals,F3Currentsignals,F3Thetasignals,F3Omegasignals,F3Speedsignals,F3Encoderro
tarysignals];
%% Load data Error +0.1% %%
dir5 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+0.1%';
for i = 1:50
    F4con(i) = load([dir5 't' num2str(i) '.mat']);
end
F4signals = struct2table(F4con);
F4signals = table2cell(F4signals);
for i = 1:50
F4ObsvErrorsignals{i,1} = F4signals{i,1}(begin:final,1);
F4Currentsignals{i,1} = F4signals{i,1}(begin:final,2,2);
F4Thetasignals{i,1} = F4signals{i,1}(begin:final,3);
F4Omegasignals{i,1} = F4signals{i,1}(begin:final,4);
F4Positionsignals{i,1} = F4signals{i,1}(begin:final,5);
F4Speedsignals{i,1} = F4signals{i,1}(begin:final,6);
F4Linearencodersignals{i,1}=F4signals{i,1}(begin:final,7);
F4Encoderrotarysignals{i,1} = F4signals{i,1}(begin:final,10);
end
F4signals =
[F4ObsvErrorsignals,F4Currentsignals,F4Thetasignals,F4Omegasignals,F4Speedsignals,F4Encoderro
tarysignals];
%% Load data Error -0.2% %%
dir8 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.2%';
for i = 1:50
    F7con(i) = load([dir8 't' num2str(i) '.mat']);
end
F7signals = struct2table(F7con);
F7signals = table2cell(F7signals);
for i = 1:50
F7ObsvErrorsignals{i,1} = F7signals{i,1}(begin:final,1);
F7Currentsignals{i,1} = F7signals{i,1}(begin:final,2,2);
F7Thetasignals{i,1} = F7signals{i,1}(begin:final,3);
F7Omegasignals{i,1} = F7signals{i,1}(begin:final,4);
F7Positionsignals{i,1} = F7signals{i,1}(begin:final,5);
F7Speedsignals{i,1} = F7signals{i,1}(begin:final,6);
F7Linearencodersignals{i,1}=F7signals{i,1}(begin:final,7);
F7Encoderrotarysignals{i,1} = F7signals{i,1}(begin:final,10);
end
F7signals =
[F7ObsvErrorsignals,F7Currentsignals,F7Thetasignals,F7Omegasignals,F7Speedsignals,F7Encoderro
tarysignals];
%% Load data Error +0.2% %%
dir9 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+0.2%';
for i = 1:50
    F8con(i) = load([dir9 't' num2str(i) '.mat']);

```

```

end
F8signals = struct2table(F8con);
F8signals = table2cell(F8signals);
for i = 1:50
F8ObsvErrorsignals{i,1} = F8signals{i,1}(begin:final,1)';
F8Currentsignals{i,1} = F8signals{i,1}(begin:final2,2)';
F8Thetasignals{i,1} = F8signals{i,1}(begin:final,3)';
F8Omegasignals{i,1} = F8signals{i,1}(begin:final2,4)';
F8Positionsignals{i,1} = F8signals{i,1}(begin:final,5)';
F8Speedsignals{i,1} = F8signals{i,1}(begin:final2,6)';
F8Linearencodersignals{i,1}=F8signals{i,1}(begin:final,7)';
F8Encoderrotarysignals{i,1}= F8signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F8signals =
[F8ObsvErrorsignals,F8Currentsignals,F8Thetasignals,F8Omegasignals,F8Speedsignals,F8Encoderrotarysignals];
%% Load data Error -0.3% %%
dir12 = 'C:\Users\Ar12yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.3%\'';
for i = 1:50
    F11con(i) = load([dir12 't' num2str(i) '.mat']);
end
F11signals = struct2table(F11con);
F11signals = table2cell(F11signals);
for i = 1:50
F11ObsvErrorsignals{i,1} = F11signals{i,1}(begin:final,1)';
F11Currentsignals{i,1} = F11signals{i,1}(begin:final2,2)';
F11Thetasignals{i,1} = F11signals{i,1}(begin:final,3)';
F11Omegasignals{i,1} = F11signals{i,1}(begin:final2,4)';
F11Positionsignals{i,1} = F11signals{i,1}(begin:final,5)';
F11Speedsignals{i,1} = F11signals{i,1}(begin:final2,6)';
F11Linearencodersignals{i,1}=F11signals{i,1}(begin:final,7)';
F11Encoderrotarysignals{i,1}= F11signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F11signals =
[F11ObsvErrorsignals,F11Currentsignals,F11Thetasignals,F11Omegasignals,F11Speedsignals,F11Encoderrotarysignals];
%% Load data Error +0.3% %%
dir13 = 'C:\Users\Ar12yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ +0.3%\'';
for i = 1:50
    F12con(i) = load([dir13 't' num2str(i) '.mat']);
end
F12signals = struct2table(F12con);
F12signals = table2cell(F12signals);
for i = 1:50
F12ObsvErrorsignals{i,1} = F12signals{i,1}(begin:final,1)';
F12Currentsignals{i,1} = F12signals{i,1}(begin:final2,2)';
F12Thetasignals{i,1} = F12signals{i,1}(begin:final,3)';
F12Omegasignals{i,1} = F12signals{i,1}(begin:final2,4)';
F12Positionsignals{i,1} = F12signals{i,1}(begin:final,5)';
F12Speedsignals{i,1} = F12signals{i,1}(begin:final2,6)';
F12Linearencodersignals{i,1}=F12signals{i,1}(begin:final,7)';
F12Encoderrotarysignals{i,1}= F12signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F12signals =
[F12ObsvErrorsignals,F12Currentsignals,F12Thetasignals,F12Omegasignals,F12Speedsignals,F12Encoderrotarysignals];
%% Load data Error -0.4% %%

```

```

dir16 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.4%';
for i = 1:50
    F15con(i) = load([dir16 't' num2str(i) '.mat']);
end
F15signals = struct2table(F15con);
F15signals = table2cell(F15signals);
for i = 1:50
    F15ObsvErrorsignals{i,1} = F15signals{i,1}(begin:final,1);
    F15Currentsignals{i,1} = F15signals{i,1}(begin:final,2,2);
    F15Thetasignals{i,1} = F15signals{i,1}(begin:final,3);
    F15Omegasignals{i,1} = F15signals{i,1}(begin:final,2,4);
    F15Positionsignals{i,1} = F15signals{i,1}(begin:final,5);
    F15Speedsignals{i,1} = F15signals{i,1}(begin:final,2,6);
    F15Linearencodersignals{i,1}=F15signals{i,1}(begin:final,7);
    F15Encoderrotarysignals{i,1}= F15signals{i,1}(begin:final,10);
end
F15signals =
[F15ObsvErrorsignals,F15Currentsignals,F15Thetasignals,F15Omegasignals,F15Speedsignals,F15Encoderrotarysignals];
%% Load data Error +0.4% %%
dir17 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+0.4%';
for i = 1:50
    F16con(i) = load([dir17 't' num2str(i) '.mat']);
end
F16signals = struct2table(F16con);
F16signals = table2cell(F16signals);
for i = 1:50
    F16ObsvErrorsignals{i,1} = F16signals{i,1}(begin:final,1);
    F16Currentsignals{i,1} = F16signals{i,1}(begin:final,2,2);
    F16Thetasignals{i,1} = F16signals{i,1}(begin:final,3);
    F16Omegasignals{i,1} = F16signals{i,1}(begin:final,2,4);
    F16Positionsignals{i,1} = F16signals{i,1}(begin:final,5);
    F16Speedsignals{i,1} = F16signals{i,1}(begin:final,2,6);
    F16Linearencodersignals{i,1}=F16signals{i,1}(begin:final,7);
    F16Encoderrotarysignals{i,1}= F16signals{i,1}(begin:final,10);
end
F16signals =
[F16ObsvErrorsignals,F16Currentsignals,F16Thetasignals,F16Omegasignals,F16Speedsignals,F16Encoderrotarysignals];
%% Load data Error -0.5% %%
dir20 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.5%';
for i = 1:50
    F19con(i) = load([dir20 't' num2str(i) '.mat']);
end
F19signals = struct2table(F19con);
F19signals = table2cell(F19signals);
for i = 1:50
    F19ObsvErrorsignals{i,1} = F19signals{i,1}(begin:final,1);
    F19Currentsignals{i,1} = F19signals{i,1}(begin:final,2,2);
    F19Thetasignals{i,1} = F19signals{i,1}(begin:final,3);
    F19Omegasignals{i,1} = F19signals{i,1}(begin:final,2,4);
    F19Positionsignals{i,1} = F19signals{i,1}(begin:final,5);
    F19Speedsignals{i,1} = F19signals{i,1}(begin:final,2,6);
    F19Linearencodersignals{i,1}=F19signals{i,1}(begin:final,7);
    F19Encoderrotarysignals{i,1}= F19signals{i,1}(begin:final,10);
end
F19signals =

```

```

[F19ObsvErrorsignals,F19Currentsignals,F19Thetasignals,F19Omegasignals,F19Speedsignals,F19Encoderrotarysignals];
%% Load data Error +0.5% %%
dir21 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+0.5%\'
for i = 1:50
    F20con(i) = load([dir21 't' num2str(i) '.mat']);
end
F20signals = struct2table(F20con);
F20signals = table2cell(F20signals);
for i = 1:50
F20ObsvErrorsignals{i,1} = F20signals{i,1}(begin:final,1)';
F20Currentsignals{i,1} = F20signals{i,1}(begin:final2,2)';
F20Thetasignals{i,1} = F20signals{i,1}(begin:final,3)';
F20Omegasignals{i,1} = F20signals{i,1}(begin:final2,4)';
F20Positionsignals{i,1} = F20signals{i,1}(begin:final,5)';
F20Speedsignals{i,1} = F20signals{i,1}(begin:final2,6)';
F20Linearencodersignals{i,1}=F20signals{i,1}(begin:final,7)';
F20Encoderrotarysignals{i,1}= F20signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F20signals =
[F20ObsvErrorsignals,F20Currentsignals,F20Thetasignals,F20Omegasignals,F20Speedsignals,F20Encoderrotarysignals];
%% Load data Error -0.6% %%
dir24 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.6%\'
for i = 1:50
    F23con(i) = load([dir24 't' num2str(i) '.mat']);
end
F23signals = struct2table(F23con);
F23signals = table2cell(F23signals);
for i = 1:50
F23ObsvErrorsignals{i,1} = F23signals{i,1}(begin:final,1)';
F23Currentsignals{i,1} = F23signals{i,1}(begin:final2,2)';
F23Thetasignals{i,1} = F23signals{i,1}(begin:final,3)';
F23Omegasignals{i,1} = F23signals{i,1}(begin:final2,4)';
F23Positionsignals{i,1} = F23signals{i,1}(begin:final,5)';
F23Speedsignals{i,1} = F23signals{i,1}(begin:final2,6)';
F23Linearencodersignals{i,1}=F23signals{i,1}(begin:final,7)';
F23Encoderrotarysignals{i,1}= F23signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F23signals =
[F23ObsvErrorsignals,F23Currentsignals,F23Thetasignals,F23Omegasignals,F23Speedsignals,F23Encoderrotarysignals];
%% Load data Error +0.6% %%
dir25 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+0.6%\'
for i = 1:50
    F24con(i) = load([dir25 't' num2str(i) '.mat']);
end
F24signals = struct2table(F24con);
F24signals = table2cell(F24signals);
for i = 1:50
F24ObsvErrorsignals{i,1} = F24signals{i,1}(begin:final,1)';
F24Currentsignals{i,1} = F24signals{i,1}(begin:final2,2)';
F24Thetasignals{i,1} = F24signals{i,1}(begin:final,3)';
F24Omegasignals{i,1} = F24signals{i,1}(begin:final2,4)';
F24Positionsignals{i,1} = F24signals{i,1}(begin:final,5)';
F24Speedsignals{i,1} = F24signals{i,1}(begin:final2,6)';
F24Linearencodersignals{i,1}=F24signals{i,1}(begin:final,7)';

```



```

F24Encoderrotarysignals{i,1}= F24signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F24signals =
[F24ObsvErrorsignals,F24Currentsignals,F24Thetasignals,F24Omegasignals,F24Speedsignals,F24Encoderrotarysignals];
%% Load data Error -0.7% %%
dir28 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.7%';
for i = 1:50
    F27con(i) = load([dir28 't' num2str(i) '.mat']);
end
F27signals = struct2table(F27con);
F27signals = table2cell(F27signals);
for i = 1:50
F27ObsvErrorsignals{i,1} = F27signals{i,1}(begin:final,1)';
F27Currentsignals{i,1} = F27signals{i,1}(begin:final,2)';
F27Thetasignals{i,1} = F27signals{i,1}(begin:final,3)';
F27Omegasignals{i,1} = F27signals{i,1}(begin:final,4)';
F27Positionsignals{i,1} = F27signals{i,1}(begin:final,5)';
F27Speedsignals{i,1} = F27signals{i,1}(begin:final,6)';
F27Linearencodersignals{i,1}=F27signals{i,1}(begin:final,7)';
F27Encoderrotarysignals{i,1}= F27signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F27signals =
[F27ObsvErrorsignals,F27Currentsignals,F27Thetasignals,F27Omegasignals,F27Speedsignals,F27Encoderrotarysignals];
%% Load data Error +0.7% %%
dir29 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ +0.7%';
for i = 1:50
    F28con(i) = load([dir29 't' num2str(i) '.mat']);
end
F28signals = struct2table(F28con);
F28signals = table2cell(F28signals);
for i = 1:50
F28ObsvErrorsignals{i,1} = F28signals{i,1}(begin:final,1)';
F28Currentsignals{i,1} = F28signals{i,1}(begin:final,2)';
F28Thetasignals{i,1} = F28signals{i,1}(begin:final,3)';
F28Omegasignals{i,1} = F28signals{i,1}(begin:final,4)';
F28Positionsignals{i,1} = F28signals{i,1}(begin:final,5)';
F28Speedsignals{i,1} = F28signals{i,1}(begin:final,6)';
F28Linearencodersignals{i,1}=F28signals{i,1}(begin:final,7)';
F28Encoderrotarysignals{i,1}= F28signals{i,1}(begin:final,10)';
end
F28signals =
[F28ObsvErrorsignals,F28Currentsignals,F28Thetasignals,F28Omegasignals,F28Speedsignals,F28Encoderrotarysignals];
%% Load data Error -0.8% %%
dir32 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.8%';
for i = 1:50
    F31con(i) = load([dir32 't' num2str(i) '.mat']);
end
F31signals = struct2table(F31con);
F31signals = table2cell(F31signals);
for i = 1:50
F31ObsvErrorsignals{i,1} = F31signals{i,1}(begin:final,1)';
F31Currentsignals{i,1} = F31signals{i,1}(begin:final,2)';
F31Thetasignals{i,1} = F31signals{i,1}(begin:final,3)';
F31Omegasignals{i,1} = F31signals{i,1}(begin:final,4)';

```

```

F31Positionsignals{i,1} = F31signals{i,1}(begin:final,5);
F31Speedsignals{i,1} = F31signals{i,1}(begin:final2,6);
F31Linearencodersignals{i,1}=F31signals{i,1}(begin:final,7);
F31Encoderrotarysignals{i,1}= F31signals{i,1}(begin:final,10);
end
F31signals =
[F31ObsvErrorsignals,F31Currentsignals,F31Thetasignals,F31Omegasignals,F31Speedsignals,F31Encoderrotarysignals];
%% Load data Error +0.8% %%
dir33 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+0.8%\'';
for i = 1:50
    F32con(i) = load([dir33 't' num2str(i) '.mat']);
end
F32signals = struct2table(F32con);
F32signals = table2cell(F32signals);
for i = 1:50
F32ObsvErrorsignals{i,1} = F32signals{i,1}(begin:final,1);
F32Currentsignals{i,1} = F32signals{i,1}(begin:final2,2);
F32Thetasignals{i,1} = F32signals{i,1}(begin:final,3);
F32Omegasignals{i,1} = F32signals{i,1}(begin:final2,4);
F32Positionsignals{i,1} = F32signals{i,1}(begin:final,5);
F32Speedsignals{i,1} = F32signals{i,1}(begin:final2,6);
F32Linearencodersignals{i,1}=F32signals{i,1}(begin:final,7);
F32Encoderrotarysignals{i,1}= F32signals{i,1}(begin:final,10);
end
F32signals =
[F32ObsvErrorsignals,F32Currentsignals,F32Thetasignals,F32Omegasignals,F32Speedsignals,F32Encoderrotarysignals];
%% Load data Error -0.9% %%
dir36 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -0.9%\'';
for i = 1:50
    F35con(i) = load([dir36 't' num2str(i) '.mat']);
end
F35signals = struct2table(F35con);
F35signals = table2cell(F35signals);
for i = 1:50
F35ObsvErrorsignals{i,1} = F35signals{i,1}(begin:final,1);
F35Currentsignals{i,1} = F35signals{i,1}(begin:final2,2);
F35Thetasignals{i,1} = F35signals{i,1}(begin:final,3);
F35Omegasignals{i,1} = F35signals{i,1}(begin:final2,4);
F35Positionsignals{i,1} = F35signals{i,1}(begin:final,5);
F35Speedsignals{i,1} = F35signals{i,1}(begin:final2,6);
F35Linearencodersignals{i,1}=F35signals{i,1}(begin:final,7);
F35Encoderrotarysignals{i,1}= F35signals{i,1}(begin:final,10);
end
F35signals =
[F35ObsvErrorsignals,F35Currentsignals,F35Thetasignals,F35Omegasignals,F35Speedsignals,F35Encoderrotarysignals];
%% Load data Error +0.9% %%
dir37 = 'C:\Users\Arl2yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+0.9%\'';
for i = 1:50
    F36con(i) = load([dir37 't' num2str(i) '.mat']);
end
F36signals = struct2table(F36con);
F36signals = table2cell(F36signals);
for i = 1:50

```

```

F36ObsvErrorsignals{i,1} = F36signals{i,1}(begin:final,1);
F36Currentsignals{i,1} = F36signals{i,1}(begin:final2,2);
F36Thetasignals{i,1} = F36signals{i,1}(begin:final,3);
F36Omegasignals{i,1} = F36signals{i,1}(begin:final2,4);
F36Positionsignals{i,1} = F36signals{i,1}(begin:final,5);
F36Speedsignals{i,1} = F36signals{i,1}(begin:final2,6);
F36Linearencodersignals{i,1}=F36signals{i,1}(begin:final,7);
F36Encoderrotarysignals{i,1}= F36signals{i,1}(begin:final,10);
end
F36signals =
[F36ObsvErrorsignals,F36Currentsignals,F36Thetasignals,F36Omegasignals,F36Speedsignals,F36Encoderrotarysignals];
%% Load data Error 1% %%
dir40 = 'C:\Users\Ar12yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\ -1%\';
for i = 1:50
    F39con(i) = load([dir40 't' num2str(i) '.mat']);
end
F39signals = struct2table(F39con);
F39signals = table2cell(F39signals);
for i = 1:50
F39ObsvErrorsignals{i,1} = F39signals{i,1}(begin:final,1);
F39Currentsignals{i,1} = F39signals{i,1}(begin:final2,2);
F39Thetasignals{i,1} = F39signals{i,1}(begin:final,3);
F39Omegasignals{i,1} = F39signals{i,1}(begin:final2,4);
F39Positionsignals{i,1} = F39signals{i,1}(begin:final,5);
F39Speedsignals{i,1} = F39signals{i,1}(begin:final2,6);
F39Linearencodersignals{i,1}=F39signals{i,1}(begin:final,7);
F39Encoderrotarysignals{i,1}= F39signals{i,1}(begin:final,10);
end
F39signals =
[F39ObsvErrorsignals,F39Currentsignals,F39Thetasignals,F39Omegasignals,F39Speedsignals,F39Encoderrotarysignals];
%F39signals = [F39Currentsignals];
%% Load data Error +1% %%
dir41 = 'C:\Users\Ar12yn\Desktop\Project\Ktest - Copy (2)\Data for Compensate 300um\+1%\';
for i = 1:50
    F40con(i) = load([dir41 't' num2str(i) '.mat']);
end
F40signals = struct2table(F40con);
F40signals = table2cell(F40signals);
for i = 1:50
F40ObsvErrorsignals{i,1} = F40signals{i,1}(begin:final,1);
F40Currentsignals{i,1} = F40signals{i,1}(begin:final2,2);
F40Thetasignals{i,1} = F40signals{i,1}(begin:final,3);
F40Omegasignals{i,1} = F40signals{i,1}(begin:final2,4);
F40Positionsignals{i,1} = F40signals{i,1}(begin:final,5);
F40Speedsignals{i,1} = F40signals{i,1}(begin:final2,6);
F40Linearencodersignals{i,1}=F40signals{i,1}(begin:final,7);
F40Encoderrotarysignals{i,1}= F40signals{i,1}(begin:final,10);
end
F40signals =
[F40ObsvErrorsignals,F40Currentsignals,F40Thetasignals,F40Omegasignals,F40Speedsignals,F40Encoderrotarysignals];
%% Combine data %%
Signals =
[Hsignals;F3signals;F4signals;F7signals;F8signals;F11signals;F12signals;F15signals;F16signals;F19signals;F20signals;F23signals;F24signals;F27signals;F28signals;F31signals;F32signals;F35signals

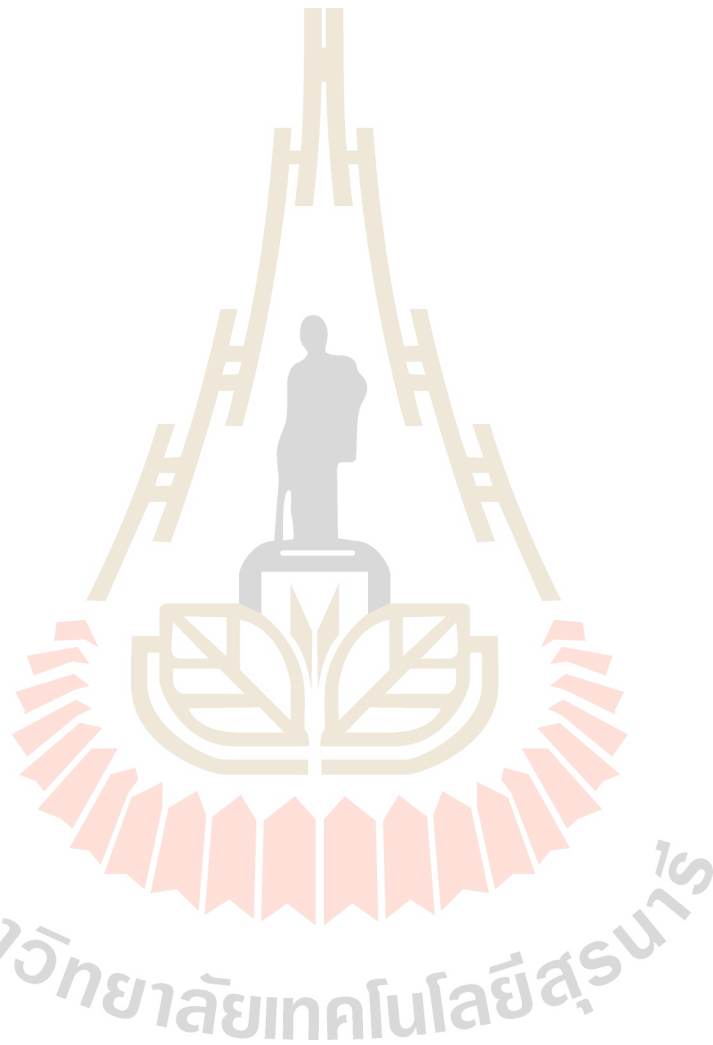
```

```

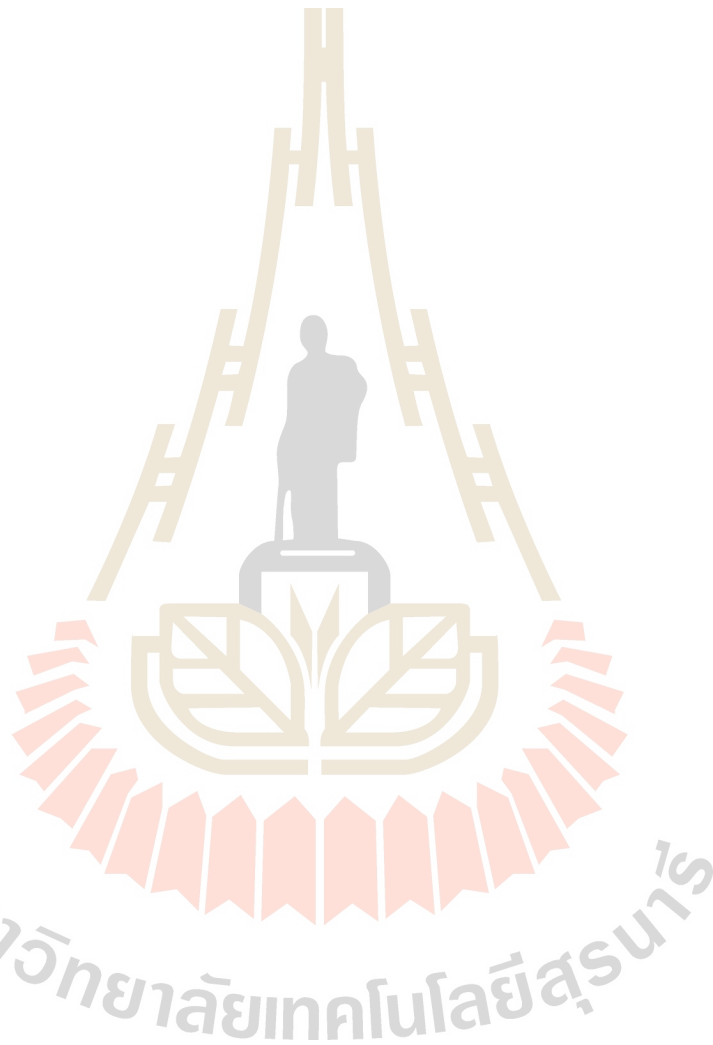
:F36signals;F39signals;F40signals];
%% feature extraction %%
for i = 1:1050;
ObsvErrorMean{i,1} = mean(Signals{i,1});
CurrentMean{i,1}= mean(Signals{i,2});
ThetaMean{i,1} = mean(Signals{i,3});
OmegaMean{i,1} = mean(Signals{i,4});
SpeedMean{i,1} = mean(Signals{i,5})
End
Mean = [ObsvErrorMean,ThetaMean,OmegaMean,SpeedMean,CurrentMean];
%% training data %%
Input = [Mean];
Input = cell2mat(Input);
%% create target %%
for i = 1:50;
Z1(i,1) = 1;
Z1(i,2) = 0;
Z1(i,3) = 0;
Z1(i,4) = 0;
Z1(i,5) = 0;
Z1(i,6) = 0;
Z1(i,7) = 0;
Z1(i,8) = 0;
Z1(i,9) = 0;
Z1(i,10) = 0;
Z1(i,11) = 0;
Z1(i,12) = 0;
Z1(i,13) = 0;
Z1(i,14) = 0;
Z1(i,15) = 0;
Z1(i,16) = 0;
Z1(i,17) = 0;
Z1(i,18) = 0;
Z1(i,19) = 0;
Z1(i,20) = 0;
Z1(i,21) = 0;
Z2(i,1) = 0;
Z2(i,2) = 1;
Z2(i,3) = 0;
Z2(i,4) = 0;
Z2(i,5) = 0;
Z2(i,6) = 0;
Z2(i,7) = 0;
Z2(i,8) = 0;
Z2(i,9) = 0;
Z2(i,10) = 0;
Z2(i,11) = 0;
Z2(i,12) = 0;
Z2(i,13) = 0;
Z2(i,14) = 0;
Z2(i,15) = 0;
Z2(i,16) = 0;
Z2(i,17) = 0;
Z2(i,18) = 0;
Z2(i,19) = 0;
Z2(i,20) = 0;
Z2(i,21) = 0;

```

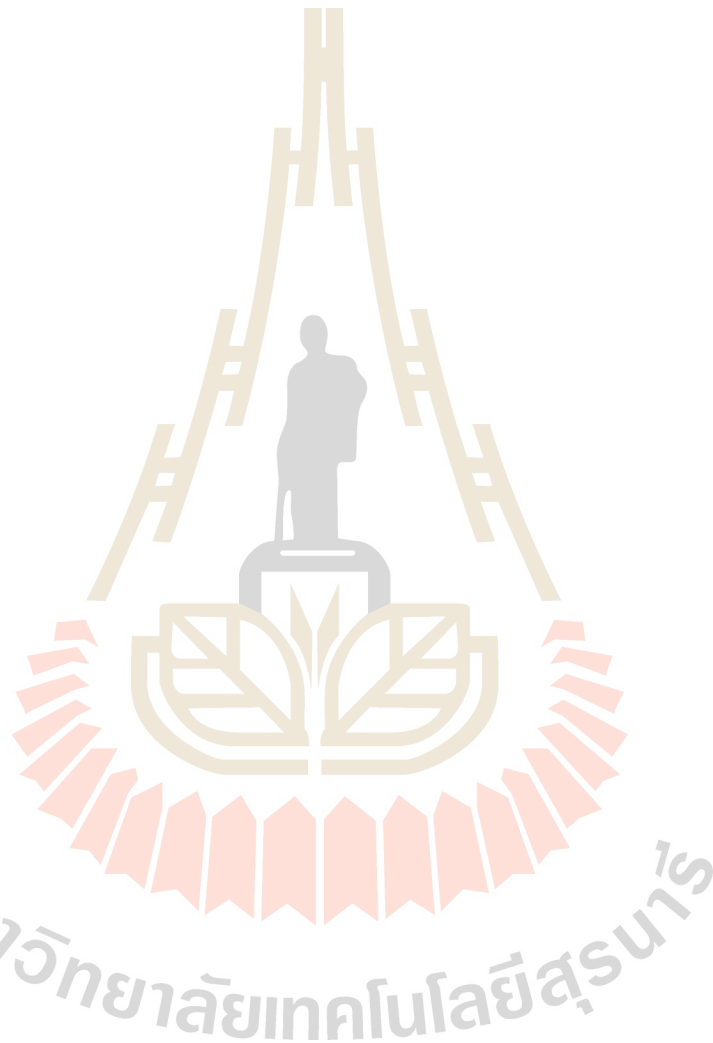
Z3(i,1) = 0;
Z3(i,2) = 0;
Z3(i,3) = 1;
Z3(i,4) = 0;
Z3(i,5) = 0;
Z3(i,6) = 0;
Z3(i,7) = 0;
Z3(i,8) = 0;
Z3(i,9) = 0;
Z3(i,10) = 0;
Z3(i,11) = 0;
Z3(i,12) = 0;
Z3(i,13) = 0;
Z3(i,14) = 0;
Z3(i,15) = 0;
Z3(i,16) = 0;
Z3(i,17) = 0;
Z3(i,18) = 0;
Z3(i,19) = 0;
Z3(i,20) = 0;
Z3(i,21) = 0;
Z4(i,1) = 0;
Z4(i,2) = 0;
Z4(i,3) = 0;
Z4(i,4) = 1;
Z4(i,5) = 0;
Z4(i,6) = 0;
Z4(i,7) = 0;
Z4(i,8) = 0;
Z4(i,9) = 0;
Z4(i,10) = 0;
Z4(i,11) = 0;
Z4(i,12) = 0;
Z4(i,13) = 0;
Z4(i,14) = 0;
Z4(i,15) = 0;
Z4(i,16) = 0;
Z4(i,17) = 0;
Z4(i,18) = 0;
Z4(i,19) = 0;
Z4(i,20) = 0;
Z4(i,21) = 0;
Z5(i,1) = 0;
Z5(i,2) = 0;
Z5(i,3) = 0;
Z5(i,4) = 0;
Z5(i,5) = 1;
Z5(i,6) = 0;
Z5(i,7) = 0;
Z5(i,8) = 0;
Z5(i,9) = 0;
Z5(i,10) = 0;
Z5(i,11) = 0;
Z5(i,12) = 0;
Z5(i,13) = 0;
Z5(i,14) = 0;
Z5(i,15) = 0;



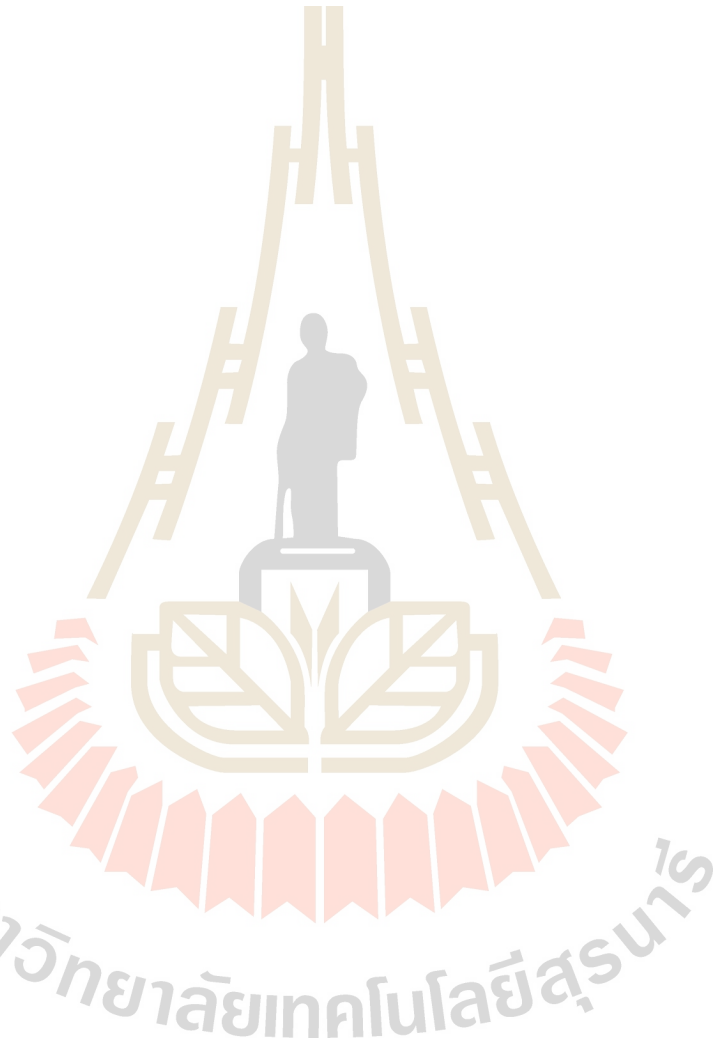
Z5(i,16) = 0;
Z5(i,17) = 0;
Z5(i,18) = 0;
Z5(i,19) = 0;
Z5(i,20) = 0;
Z5(i,21) = 0;
Z6(i,1) = 0;
Z6(i,2) = 0;
Z6(i,3) = 0;
Z6(i,4) = 0;
Z6(i,5) = 0;
Z6(i,6) = 1;
Z6(i,7) = 0;
Z6(i,8) = 0;
Z6(i,9) = 0;
Z6(i,10) = 0;
Z6(i,11) = 0;
Z6(i,12) = 0;
Z6(i,13) = 0;
Z6(i,14) = 0;
Z6(i,15) = 0;
Z6(i,16) = 0;
Z6(i,17) = 0;
Z6(i,18) = 0;
Z6(i,19) = 0;
Z6(i,20) = 0;
Z6(i,21) = 0;
Z7(i,1) = 0;
Z7(i,2) = 0;
Z7(i,3) = 0;
Z7(i,4) = 0;
Z7(i,5) = 0;
Z7(i,6) = 0;
Z7(i,7) = 1;
Z7(i,8) = 0;
Z7(i,9) = 0;
Z7(i,10) = 0;
Z7(i,11) = 0;
Z7(i,12) = 0;
Z7(i,13) = 0;
Z7(i,14) = 0;
Z7(i,15) = 0;
Z7(i,16) = 0;
Z7(i,17) = 0;
Z7(i,18) = 0;
Z7(i,19) = 0;
Z7(i,20) = 0;
Z7(i,21) = 0;
Z8(i,1) = 0;
Z8(i,2) = 0;
Z8(i,3) = 0;
Z8(i,4) = 0;
Z8(i,5) = 0;
Z8(i,6) = 0;
Z8(i,7) = 0;
Z8(i,8) = 1;
Z8(i,9) = 0;



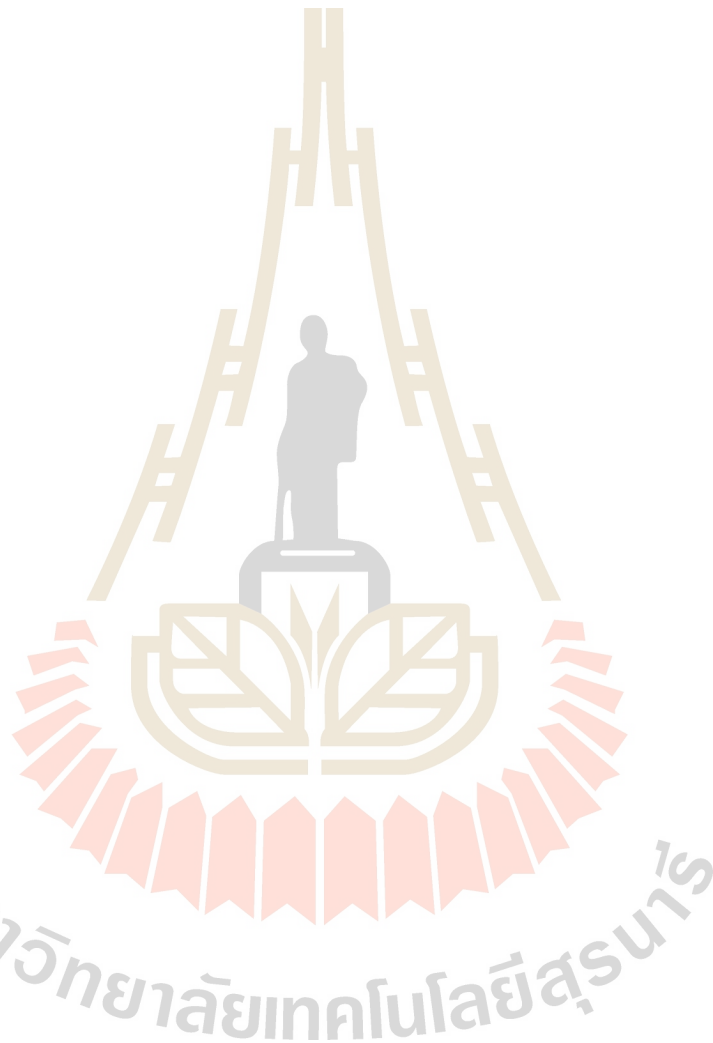
Z8(i,10) = 0;
Z8(i,11) = 0;
Z8(i,12) = 0;
Z8(i,13) = 0;
Z8(i,14) = 0;
Z8(i,15) = 0;
Z8(i,16) = 0;
Z8(i,17) = 0;
Z8(i,18) = 0;
Z8(i,19) = 0;
Z8(i,20) = 0;
Z8(i,21) = 0;
Z9(i,1) = 0;
Z9(i,2) = 0;
Z9(i,3) = 0;
Z9(i,4) = 0;
Z9(i,5) = 0;
Z9(i,6) = 0;
Z9(i,7) = 0;
Z9(i,8) = 0;
Z9(i,9) = 1;
Z9(i,10) = 0;
Z9(i,11) = 0;
Z9(i,12) = 0;
Z9(i,13) = 0;
Z9(i,14) = 0;
Z9(i,15) = 0;
Z9(i,16) = 0;
Z9(i,17) = 0;
Z9(i,18) = 0;
Z9(i,19) = 0;
Z9(i,20) = 0;
Z9(i,21) = 0;
Z10(i,1) = 0;
Z10(i,2) = 0;
Z10(i,3) = 0;
Z10(i,4) = 0;
Z10(i,5) = 0;
Z10(i,6) = 0;
Z10(i,7) = 0;
Z10(i,8) = 0;
Z10(i,9) = 0;
Z10(i,10) = 1;
Z10(i,11) = 0;
Z10(i,12) = 0;
Z10(i,13) = 0;
Z10(i,14) = 0;
Z10(i,15) = 0;
Z10(i,16) = 0;
Z10(i,17) = 0;
Z10(i,18) = 0;
Z10(i,19) = 0;
Z10(i,20) = 0;
Z10(i,21) = 0;
Z11(i,1) = 0;
Z11(i,2) = 0;
Z11(i,3) = 0;



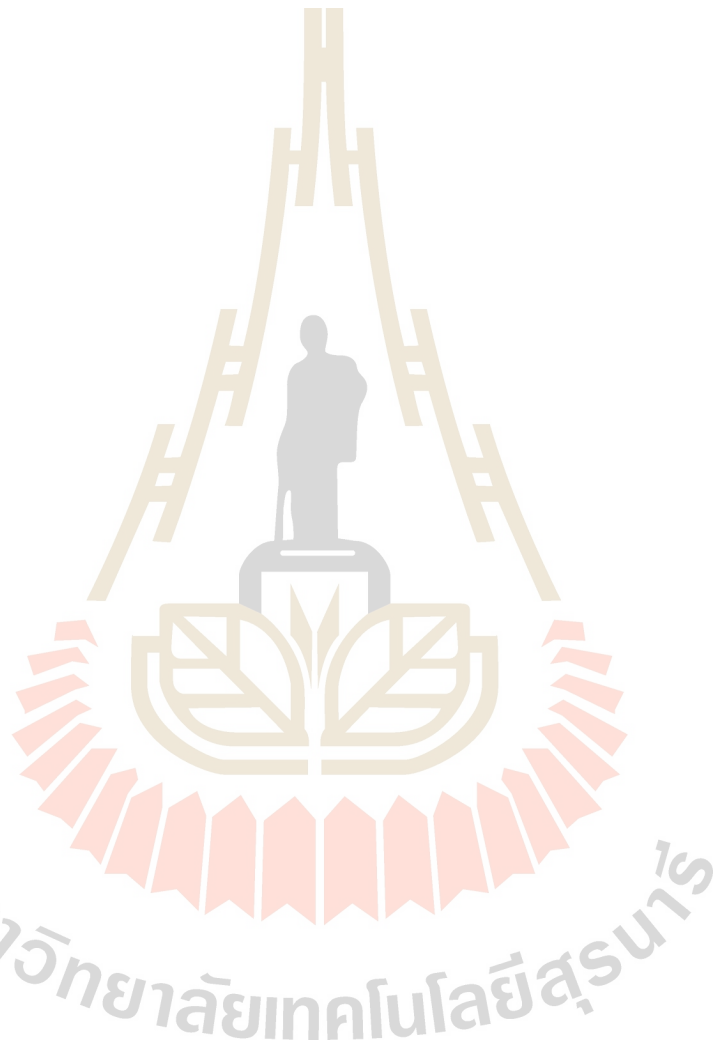
Z11(i,4) = 0;
Z11(i,5) = 0;
Z11(i,6) = 0;
Z11(i,7) = 0;
Z11(i,8) = 0;
Z11(i,9) = 0;
Z11(i,10) = 0;
Z11(i,11) = 1;
Z11(i,12) = 0;
Z11(i,13) = 0;
Z11(i,14) = 0;
Z11(i,15) = 0;
Z11(i,16) = 0;
Z11(i,17) = 0;
Z11(i,18) = 0;
Z11(i,19) = 0;
Z11(i,20) = 0;
Z11(i,21) = 0;
Z12(i,1) = 0;
Z12(i,2) = 0;
Z12(i,3) = 0;
Z12(i,4) = 0;
Z12(i,5) = 0;
Z12(i,6) = 0;
Z12(i,7) = 0;
Z12(i,8) = 0;
Z12(i,9) = 0;
Z12(i,10) = 0;
Z12(i,11) = 0;
Z12(i,12) = 1;
Z12(i,13) = 0;
Z12(i,14) = 0;
Z12(i,15) = 0;
Z12(i,16) = 0;
Z12(i,17) = 0;
Z12(i,18) = 0;
Z12(i,19) = 0;
Z12(i,20) = 0;
Z12(i,21) = 0;
Z13(i,1) = 0;
Z13(i,2) = 0;
Z13(i,3) = 0;
Z13(i,4) = 0;
Z13(i,5) = 0;
Z13(i,6) = 0;
Z13(i,7) = 0;
Z13(i,8) = 0;
Z13(i,9) = 0;
Z13(i,10) = 0;
Z13(i,11) = 0;
Z13(i,12) = 0;
Z13(i,13) = 1;
Z13(i,14) = 0;
Z13(i,15) = 0;
Z13(i,16) = 0;
Z13(i,17) = 0;
Z13(i,18) = 0;



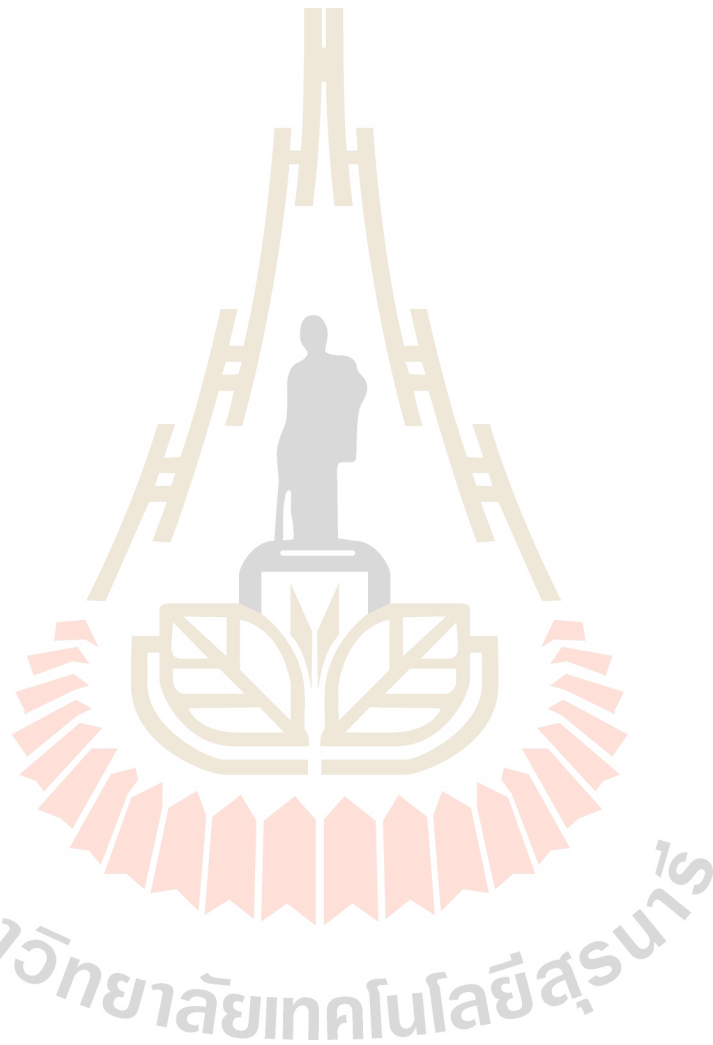
Z13(i,19) = 0;
Z13(i,20) = 0;
Z13(i,21) = 0;
Z14(i,1) = 0;
Z14(i,2) = 0;
Z14(i,3) = 0;
Z14(i,4) = 0;
Z14(i,5) = 0;
Z14(i,6) = 0;
Z14(i,7) = 0;
Z14(i,8) = 0;
Z14(i,9) = 0;
Z14(i,10) = 0;
Z14(i,11) = 0;
Z14(i,12) = 0;
Z14(i,13) = 0;
Z14(i,14) = 1;
Z14(i,15) = 0;
Z14(i,16) = 0;
Z14(i,17) = 0;
Z14(i,18) = 0;
Z14(i,19) = 0;
Z14(i,20) = 0;
Z14(i,21) = 0;
Z15(i,1) = 0;
Z15(i,2) = 0;
Z15(i,3) = 0;
Z15(i,4) = 0;
Z15(i,5) = 0;
Z15(i,6) = 0;
Z15(i,7) = 0;
Z15(i,8) = 0;
Z15(i,9) = 0;
Z15(i,10) = 0;
Z15(i,11) = 0;
Z15(i,12) = 0;
Z15(i,13) = 0;
Z15(i,14) = 0;
Z15(i,15) = 1;
Z15(i,16) = 0;
Z15(i,17) = 0;
Z15(i,18) = 0;
Z15(i,19) = 0;
Z15(i,20) = 0;
Z15(i,21) = 0;
Z16(i,1) = 0;
Z16(i,2) = 0;
Z16(i,3) = 0;
Z16(i,4) = 0;
Z16(i,5) = 0;
Z16(i,6) = 0;
Z16(i,7) = 0;
Z16(i,8) = 0;
Z16(i,9) = 0;
Z16(i,10) = 0;
Z16(i,11) = 0;
Z16(i,12) = 0;



Z16(i,13) = 0;
Z16(i,14) = 0;
Z16(i,15) = 0;
Z16(i,16) = 1;
Z16(i,17) = 0;
Z16(i,18) = 0;
Z16(i,19) = 0;
Z16(i,20) = 0;
Z16(i,21) = 0;
Z17(i,1) = 0;
Z17(i,2) = 0;
Z17(i,3) = 0;
Z17(i,4) = 0;
Z17(i,5) = 0;
Z17(i,6) = 0;
Z17(i,7) = 0;
Z17(i,8) = 0;
Z17(i,9) = 0;
Z17(i,10) = 0;
Z17(i,11) = 0;
Z17(i,12) = 0;
Z17(i,13) = 0;
Z17(i,14) = 0;
Z17(i,15) = 0;
Z17(i,16) = 0;
Z17(i,17) = 1;
Z17(i,18) = 0;
Z17(i,19) = 0;
Z17(i,20) = 0;
Z17(i,21) = 0;
Z18(i,1) = 0;
Z18(i,2) = 0;
Z18(i,3) = 0;
Z18(i,4) = 0;
Z18(i,5) = 0;
Z18(i,6) = 0;
Z18(i,7) = 0;
Z18(i,8) = 0;
Z18(i,9) = 0;
Z18(i,10) = 0;
Z18(i,11) = 0;
Z18(i,12) = 0;
Z18(i,13) = 0;
Z18(i,14) = 0;
Z18(i,15) = 0;
Z18(i,16) = 0;
Z18(i,17) = 0;
Z18(i,18) = 1;
Z18(i,19) = 0;
Z18(i,20) = 0;
Z18(i,21) = 0;
Z19(i,1) = 0;
Z19(i,2) = 0;
Z19(i,3) = 0;
Z19(i,4) = 0;
Z19(i,5) = 0;
Z19(i,6) = 0;



Z19(i,7) = 0;
Z19(i,8) = 0;
Z19(i,9) = 0;
Z19(i,10) = 0;
Z19(i,11) = 0;
Z19(i,12) = 0;
Z19(i,13) = 0;
Z19(i,14) = 0;
Z19(i,15) = 0;
Z19(i,16) = 0;
Z19(i,17) = 0;
Z19(i,18) = 0;
Z19(i,19) = 1;
Z19(i,20) = 0;
Z19(i,21) = 0;
Z20(i,1) = 0;
Z20(i,2) = 0;
Z20(i,3) = 0;
Z20(i,4) = 0;
Z20(i,5) = 0;
Z20(i,6) = 0;
Z20(i,7) = 0;
Z20(i,8) = 0;
Z20(i,9) = 0;
Z20(i,10) = 0;
Z20(i,11) = 0;
Z20(i,12) = 0;
Z20(i,13) = 0;
Z20(i,14) = 0;
Z20(i,15) = 0;
Z20(i,16) = 0;
Z20(i,17) = 0;
Z20(i,18) = 0;
Z20(i,19) = 0;
Z20(i,20) = 1;
Z20(i,21) = 0;
Z21(i,1) = 0;
Z21(i,2) = 0;
Z21(i,3) = 0;
Z21(i,4) = 0;
Z21(i,5) = 0;
Z21(i,6) = 0;
Z21(i,7) = 0;
Z21(i,8) = 0;
Z21(i,9) = 0;
Z21(i,10) = 0;
Z21(i,11) = 0;
Z21(i,12) = 0;
Z21(i,13) = 0;
Z21(i,14) = 0;
Z21(i,15) = 0;
Z21(i,16) = 0;
Z21(i,17) = 0;
Z21(i,18) = 0;
Z21(i,19) = 0;
Z21(i,20) = 0;
Z21(i,21) = 1;

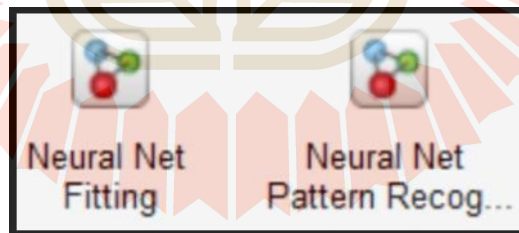


```

End
Target = [Z1;Z2;Z3;Z4;Z5;Z6;Z7;Z8;Z9;Z10;Z11;Z12;Z13;Z14;Z15;Z16;Z17;Z18;Z19;Z20;Z21];
%% Target for ANN Fitting %%
i = 1:50;
Z1(i) = 1;
Z2(i) = 0.999;
Z3(i) = 1.001;
Z4(i) = 0.998;
Z5(i) = 1.002;
Z6(i) = 0.997;
Z7(i) = 1.003;
Z8(i) = 0.996;
Z9(i) = 1.004;
Z12(i) = 0.994;
Z13(i) = 1.006;
Z14(i) = 0.993;
Z15(i) = 1.007;
Z16(i) = 0.992;
Z17(i) = 1.008;
Z18(i) = 0.991;
Z19(i) = 1.009;
Z20(i) = 0.99;
Z21(i) = 1.01;
Target2 = [Z1,Z2,Z3,Z4,Z5,Z6,Z7,Z8,Z9,Z10,Z11,Z12,Z13,Z14,Z15,Z16,Z17,Z18,Z19,Z20,Z21]';

```

ค.2 แอปพลิเคชันสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB ซึ่งประกอบไปด้วย ANN Pattern recognition และ ANN Fitting



รูป ค.2 แอปพลิเคชันสำหรับฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



ภาคผนวก ง

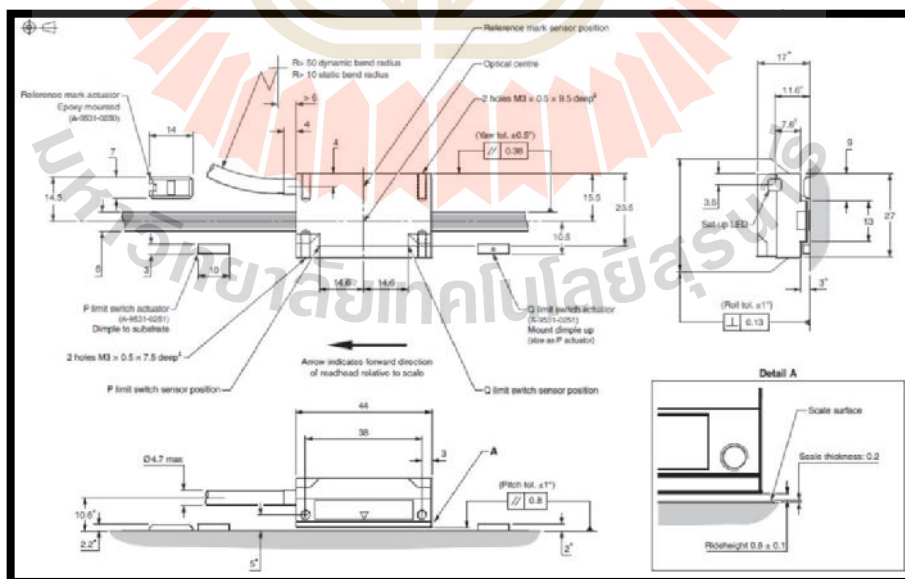
รายละเอียดของเซ็นเซอร์และระบบขับเคลื่อนแนวแกน

ง.1 ลิเนียร์เซ็นเซอร์ของชุดการทดลอง



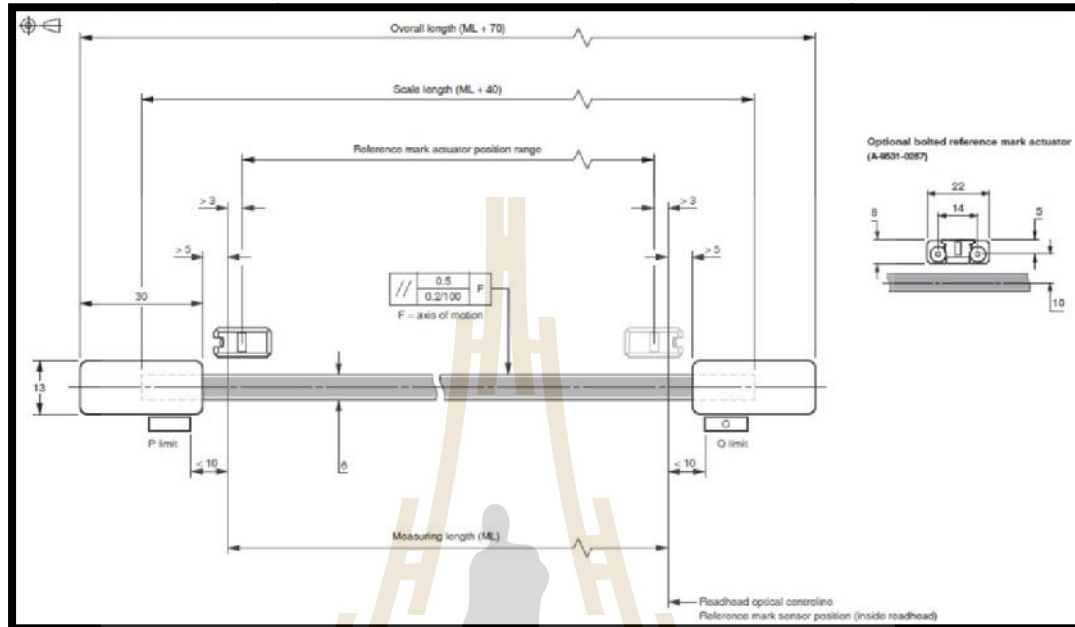
รูปที่ ง.1 ลิเนียร์เซ็นเซอร์

ง.2 ขนาดของลิเนียร์เซ็นเซอร์ของชุดทดลองโดยที่ขนาดและความเผื่อมีหน่วยเป็น มิลลิเมตร



รูปที่ ง.2 ขนาดของลิเนียร์เซ็นเซอร์

ง.3 ขนาดของการติดตั้งสเกลลิเนียร์เซ็นเซอร์โดยที่มีหน่วยเป็น มิลลิเมตร



รูปที่ ง.3 ขนาดของการติดตั้งสเกลลิเนียร์เซ็นเซอร์

ตารางที่ ง.1 รายละเอียดของลิเนียร์เซ็นเซอร์

General specifications		Scale specifications	
Power supply	5 V ± 5%	120 mA (typical), 200 mA RGH22Y, S and H	Scale type
		NOTE: Current consumption figures refer to unterminated readheads. For digital outputs a further 25 mA per channel pair (e.g. A+, A-) will be drawn when terminated with 120 Ω. For analogue outputs a further 20 mA will be drawn when terminated with 120 Ω. Power from a 5 V dc supply complying with the requirements for SELV of standard IEC BS EN 60950-1. Ripple: 200 mVpp@frequency up to 500 kHz maximum.	Reflective gold plated steel tape with protective lacquer coating. Adhesive backing tape allows direct mounting to the machine substrate.
Temperature	Storage	-20 °C to +70 °C	Scale period
	Operating	0 °C to +55 °C	20 μm
Humidity		95% relative humidity (non-condensing) to EN 60068-2-78	Linearity
Sealing		IP60	±3 μm/m
Acceleration	Operating	500 m/s², 3 axes	Scale length
			Up to 50 m (> 50 m by special order)
Shock	Non-operating	1000 m/s², 6 ms, 1/2 sine, 3 axes	Form (H x W)
			0.2 mm x 6 mm (includes adhesive)
Vibration	Operating	100 m/s² max @ 55 Hz to 2000 Hz, 3 axes	Substrate materials
			Metals, ceramics and composites with expansion coefficients between 0 and 22 μm/m/°C (steel, aluminium, Invar, granite, ceramic etc.)
Mass	Readhead	45 g	Coefficient of thermal expansion
	Cable	38 g/m	Matches that of substrate material when scale ends are fixed by epoxy mounted end clamps
Cable		12 core, double shielded, maximum diameter 4.7 mm. Flex life > 20 x 10⁶ cycles at 50 mm bend radius.	End fixing
			Epoxy mounted end clamps (A-9523-4015) using 2 part epoxy adhesive (A-9531-0342). Scale end movement typically < 1 μm up to +40 °C.
			Temperature
			Operating
			Minimum installation
			Storage
			Humidity
			95% relative humidity (non-condensing) to EN 60068-2-78

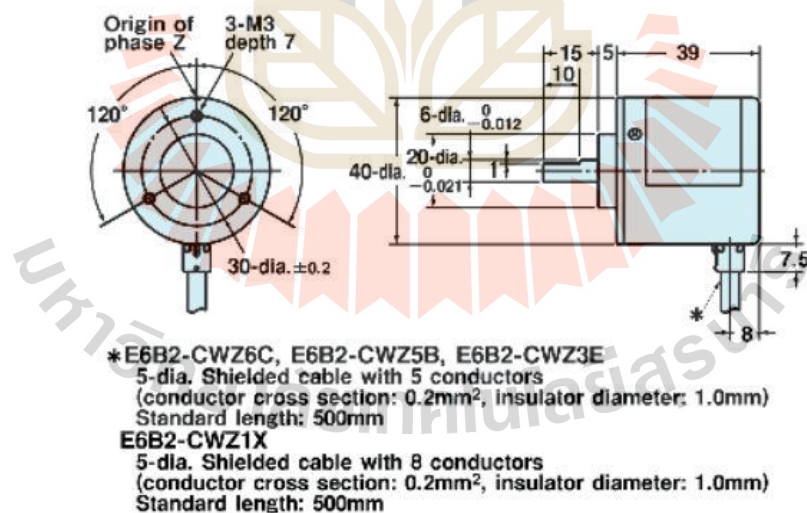
Renishaw encoder systems have been designed to the relevant EMC standards, but must be correctly integrated to achieve EMC compliance. In particular, attention to shielding arrangements is essential.

ง.4 โลตารีเอ็นโค้ดเดอร์ของชุดการทดลอง



รูปที่ ง.4 โลตารีเอ็นโค้ดเดอร์

ง.5 ขนาดของโลตารีเอ็นโค้ดเดอร์ของชุดการทดลอง

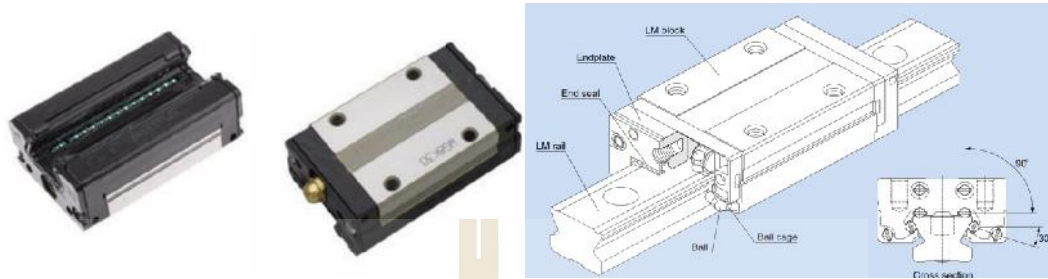


รูปที่ ง.5 ขนาดของโลตารีเอ็นโค้ดเดอร์

ตารางที่ ง.2 รายละเอียดของโลตารีเอ็นโค้ดเดอร์ของชุดการทดลอง

Categorise	Incremental Shaft model	
Diameter	40 mm dia.	
Power supply voltage	5 VDC \pm 5% ripple (p-p) 5% max.	
Current consumption	160 mA max.	
Resolution	1000 P/R	
Inrush current	Approx. 9 A (0.3 ms)	
Output phases	A, -A, B, -B, Z and -Z	
Control output	Output type	Line driver output
	Output voltage	V _o : 2.5 V min. V _s : 0.5 V max
	Load current	High level (I _o): -20 mA Low level (I _s): 20 mA
Starting positional point	Supported	
Max. response frequency	100 kHz	
Phase difference on output	90 \pm 45 °between A and B (1/4 T \pm 1/8 T)	
Rise and fall times of output	0.1 μ s max. (Cable length: 2 m max., I _o = -20 mA, I _s = 20 mA)	
Starting torque	Room temperature: 0.98 mN.m max.	
Moment of inertia	1 x 10 ⁻⁶ kg.m ² max.	
Shaft loading	Radial: 30 N Thrust: 20 N	
Max. permissible rotation	6000 r/min	
Ambient temperature	Operating: -10 to 70°C Storage: -25 to 85°C	
Ambient humidity	Operating: 35 to 85% Storage: 35 to 85%	
Insulation resistance	Between charged parts and the case: 20 M Ω min. (at 500 VDC)	
Dielectric strength	Between charged parts and the case: 500 VAC 50/60 Hz 1 min	
Vibration resistance	Destruction: 10 to 500 Hz, 2-mm or 150 m/s ² double amplitude for 11 min 3 times each in X, Y, and Z directions	
Shock resistance	Destruction: 1000 m/s ² for 3 times each in X, Y, and Z directions	
Degree of protection	IEC: IP50	
Connection method	Pre-wired models (Cable length: 2 m)	
Material	Case: ABS Main: Aluminum Shaft: SUS420J2	
Accessories	Instruction manual, Couplings, Hex-head spanner	

๖.6 รายละเอียดของลิเนียร์เบริ่ง



รูปที่ ๖.6 ส่วนประกอบของลิเนียร์เบริ่ง

ตารางที่ ๖.3 ข้อมูลการใช้สารหล่อลื่นของลิเนียร์เบริ่ง

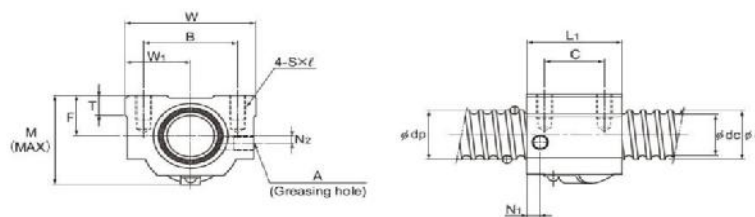
Clean room	<ul style="list-style-type: none"> - THK also offers a range of clean room-compatible grease products. • AFE-CA Grease (THK) • AFF Grease (THK) • L100 Grease (THK) 	<ul style="list-style-type: none"> - Two reasons for the generation of dust are metal-to-metal contact and mutual friction between rolling elements. THK offers a range of products with a cage for minimizing metal-to-metal contact and mutual friction between the rolling elements. Furthermore, the cage is also structured in a way that maintains the lubricity, making it suitable for use in clean rooms. - Anti-rust oil is applied as standard, so please specify if it is not required.
------------	---	---

ตารางที่ ๖.4 ค่าสัมประสิทธิ์แรงเสียดทานของลิเนียร์เบริ่ง

Table 5 Frictional Resistances (μ) of LM Systems

Types of LM systems	Representative types	Frictional resistance (μ)
LM Guide	SSR, SHS, SRS, RSR, HSR, NR/NRS	0.002 to 0.003
	SRG, SRN	0.001 to 0.002

๖.7 รายละเอียดของระบบบอลสกรู



รูปที่ ๖.7 ส่วนประกอบของบอลสกรู

ตารางที่ 5.5 ขนาดของบอลสกรูที่ใช้ในงานวิจัย

Screw shaft outer diameter d	Load Ph	Model No.	Ball center-to-center diameter d _{bc}	Thread minor diameter d _t	No. of loaded circuits Rows x Cols	Basic load rating			Rigidity			Nut dimensions											Axial clearance	Screw shaft inertial moment/mm ⁴	Nut mass kg	Shaft mass kg/m
						C ₀ kN	C ₁₀ kN	K N/μm	Width W	Center height F	Overall length L _t	Mounting hole			W _n	T	M	N ₁	N ₂	A						
						Ca	C _{10a}	N/μm	B	C	S x Z															
14	4	BNT 1404-3.6	14.4	11.5	1×3.65	5.5	11.5	160	34	13	35	26	22	M4×7	17	6	30	6	2	M5	0.1	2.96×10 ⁻⁴	0.15	1.0		
	5	BNT 1405-2.6	14.5	11.2	1×2.65	5	11.4	110	34	13	35	26	22	M4×7	17	6	31	6	2	M5	0.1	2.96×10 ⁻⁴	0.15	0.99		
16	5	BNT 1605-2.6	16.75	13.5	1×2.65	5.4	13.3	130	42	16	36	32	22	M5×6	21	21.5	32.5	6	2	M5	0.1	5.05×10 ⁻⁴	0.3	1.34		
18	8	BNT 1808-3.6	18.3	14.4	1×3.65	13.1	31	210	48	17	56	35	35	M6×10	24	10	44	8	3	M6	0.1	8.09×10 ⁻⁴	0.47	1.71		
20	5	BNT 2005-2.6	20.5	17.2	1×2.65	6	16.5	150	40	17	35	35	22	M6×10	24	9	39	5	3	M6	0.1	1.23×10 ⁻³	0.28	2.15		
	10	BNT 2010-2.6	21.25	16.4	1×2.65	10.6	25.1	160	48	18	58	35	35	M6×10	24	9	46	10	2	M6	0.1	1.23×10 ⁻³	0.5	2.16		
25	5	BNT 2505-2.6	25.5	22.2	1×2.65	6.7	20.8	180	60	20	35	40	22	M8×12	30	9.5	45	7	5	M8	0.1	3.01×10 ⁻³	0.41	3.45		
	10	BNT 2510-5.3	26.8	20.2	2×2.65	31.2	83.7	400	60	23	94	40	60	M8×12	30	10	55	10	—	M8	0.1	3.01×10 ⁻³	1.18	3.26		
28	6	BNT 2808-2.6	28.5	25.2	1×2.65	7	23.4	200	60	22	42	40	18	M8×12	30	10	50	8	—	M8	0.1	4.74×10 ⁻³	0.81	4.44		
		BNT 2808-5.3	28.5	25.2	2×2.65	12.8	46.8	390	60	22	67	40	40	M8×12	30	10	50	8	—	M8	0.1	4.74×10 ⁻³	0.78	4.44		
32	10	BNT 3210-2.6	33.75	27.2	1×2.65	19.8	53.8	250	70	26	64	50	45	M8×12	35	12	62	10	—	M8	0.14	8.08×10 ⁻³	1.3	5.49		
		BNT 3210-5.3	33.75	27.2	2×2.65	36	107.5	490	70	26	94	50	60	M8×12	35	12	62	10	—	M8	0.14	8.08×10 ⁻³	2.0	5.49		
36	10	BNT 3610-2.6	37	30.5	1×2.65	20.8	59.3	270	86	29	64	60	45	M10×16	43	17	67	11	—	M8	0.17	1.29×10 ⁻²	1.8	6.91		
		BNT 3610-5.3	37	30.5	2×2.65	37.8	118.7	530	86	29	96	60	60	M10×16	43	17	67	11	—	M8	0.17	1.29×10 ⁻²	2.4	6.91		
45	12	BNT 4512-5.3	46.5	39.2	2×2.65	49.5	169	660	100	36	115	75	75	M12×20	50	20.5	80	13	—	M8	0.2	3.16×10 ⁻¹	4.1	11.08		

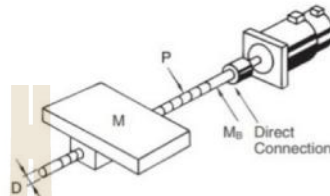


ง.8 รายละเอียดการคำนวณหาขนาดของเซอร์โวมอเตอร์

Sample Calculations

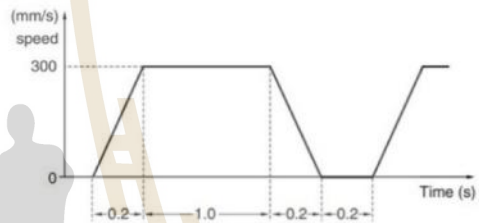
① Machinery Selection

- Load Mass M = 5 (kg)
- Ball Screw Pitch P = 10 (mm)
- Ball Screw Diameter D = 20 (mm)
- Ball Screw Mass Mb = 3 (kg)
- Ball Screw Friction Coefficient $\mu = 0.1$
- Since there is no decelerator, G = 1, $\eta = 1$



② Determining Operating Pattern

- One Speed Change
- Velocity for a Load Travel V = 300 (mm/s)
- Strokes L = 360 (mm)
- Stroke Travel Time tS = 1.4 (s)
- Acceleration/Deceleration Time tA = 0.2 (s)
- Positioning Accuracy AP = 0.01 (mm)



③ Calculation of Motor Shaft Conversion Load Inertia

Ball screw Inertia J_b	$J_b = \frac{M_b D^2}{8} \times 10^{-6}$	$J_b = \frac{3 \times 20^2}{8} \times 10^{-6} = 1.5 \times 10^{-4} \text{ (kg-m}^2\text{)}$
Load Inertia J_w	$J_w = M \left(\frac{P}{2\pi} \right)^2 \times 10^{-6} + J_b$	$J_w = 5 \times \left(\frac{10}{2 \times 3.14} \right)^2 \times 10^{-6} + 1.5 \times 10^{-4} = 1.63 \times 10^{-4} \text{ (kg-m}^2\text{)}$
Motor Shaft Conversion Load Inertia J_L	$J_L = G^2 \times (J_w + J_2) + J_1$	$J_L = J_w = 1.63 \times 10^{-4} \text{ (kg-m}^2\text{)}$

④ Load Torque Calculation

Torque against Friction Torque T_w	$T_w = \mu M g \frac{P}{2\pi} \times 10^{-3}$	$T_w = 0.1 \times 5 \times 9.8 \times \frac{10}{2 \times 3.14} \times 10^{-3} = 7.8 \times 10^{-3} \text{ (N-m)}$
Motor Shaft Conversion Load Torque T_L	$T_L = \frac{G}{\eta} \cdot T_w$	$T_L = T_w = 7.8 \times 10^{-3} \text{ (N-m)}$

⑤ Calculation of Rotation Speed

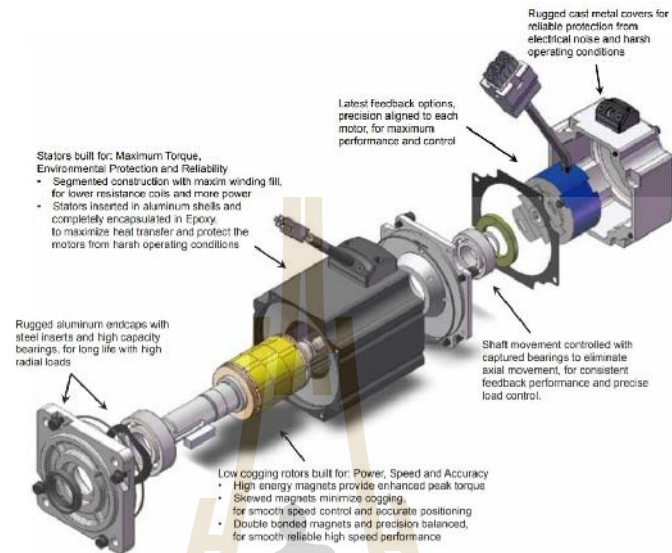
Rotations N	$N = \frac{60V}{P \cdot G}$	$N = \frac{60 \times 300}{10 \times 1} = 1800 \text{ (r/min)}$
-------------	-----------------------------	--

⑥ Motor Temporary Selection [In case OMNUC U Series Servo Motor is temporarily selected]

The Rotor/Inertia of the selected servo motor is more than 1/30 th of a load	$J_M \geq \frac{J_L}{30}$	$\frac{J_L}{30} = \frac{1.63 \times 10^{-4}}{30} = 5.43 \times 10^{-6} \text{ (kg-m}^2\text{)}$ Temporarily selected Model R88M-U20030 ($J_M = 1.23 \times 10^{-5}$).
80% of the Rated Torque of the selected servo motor is more than the load torque of the servomotor shaft conversion value	$T_M \times 0.8 > T_L$	Rated Torque for R88M – U20030 Model from TM = 0.637 (N-m) $T_M = 0.637 \text{ (N-m)} \times 0.8 > T_L = 7.8 \times 10^{-3} \text{ (N-m)}$

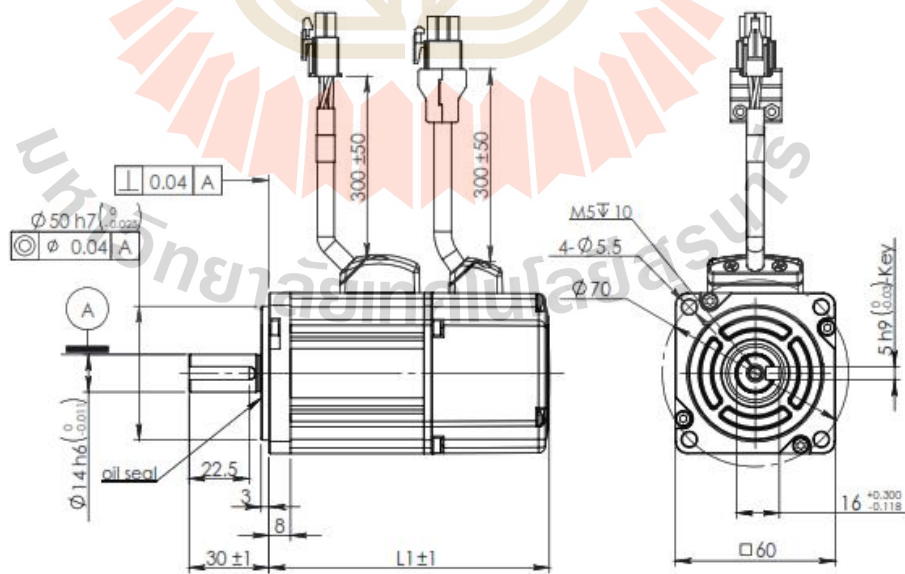
รูปที่ ง.8 รายละเอียดการคำนวณหาขนาดของเซอร์โวมอเตอร์

ง.9 รายละเอียดของเซอร์โวมอเตอร์



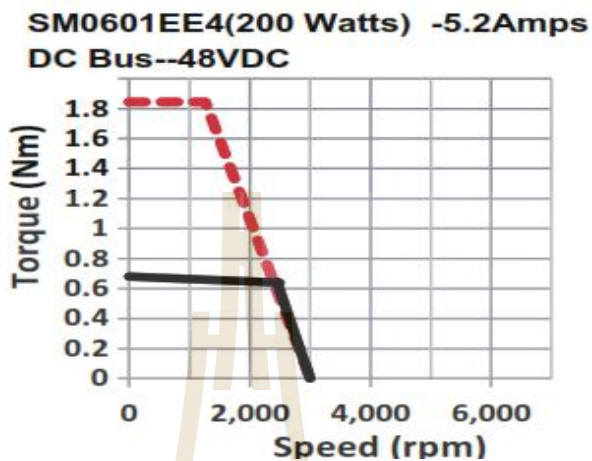
รูปที่ ง.9 รายละเอียดของเซอร์โวมอเตอร์

ง.10 ขนาดของเซอร์โวมอเตอร์



รูปที่ ง.10 ขนาดของเซอร์โวมอเตอร์

ง.11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างทอร์กกับความเร็ว



รูปที่ ง.11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างทอร์กกับความเร็ว

ตารางที่ ง.6 ข้อมูลพารามิเตอร์ของเซอร์โวมอเตอร์

Series		SM0601	200 Watt
Base Model Number (with 2500 PPR incremental encoder non-sealed plastic connectors, no brake)		SM0601 GE4-KCF-*NV	SM0601 EE4-KCF-*NV
DC Bus(VDC)		48	80
Rated Output Power	watts	200	200
Rated Speed	rpm	3000	3000
Max. Mechanical Speed	rpm	6000	6000
Rated Torque	Nm	0.64	0.64
Continuous Stall Torque	Nm	0.68	0.68
Peak Torque	Nm	1.9	1.9
Inertia (with encoder)	kg m ²	0.165 X 10 ⁻⁴	0.165 X 10 ⁻⁴
Inertia - With Brake Option	kg m ²	0.22 X 10 ⁻⁴	0.22 X 10 ⁻⁴
Thermal Resistance (mounted)	°C / W	1.9	1.9
Thermal Time Constant	Minutes	15	15
Heat Sink Size	mm	180 x 180 x 5 Aluminum	180 x 180 x 5 Aluminum



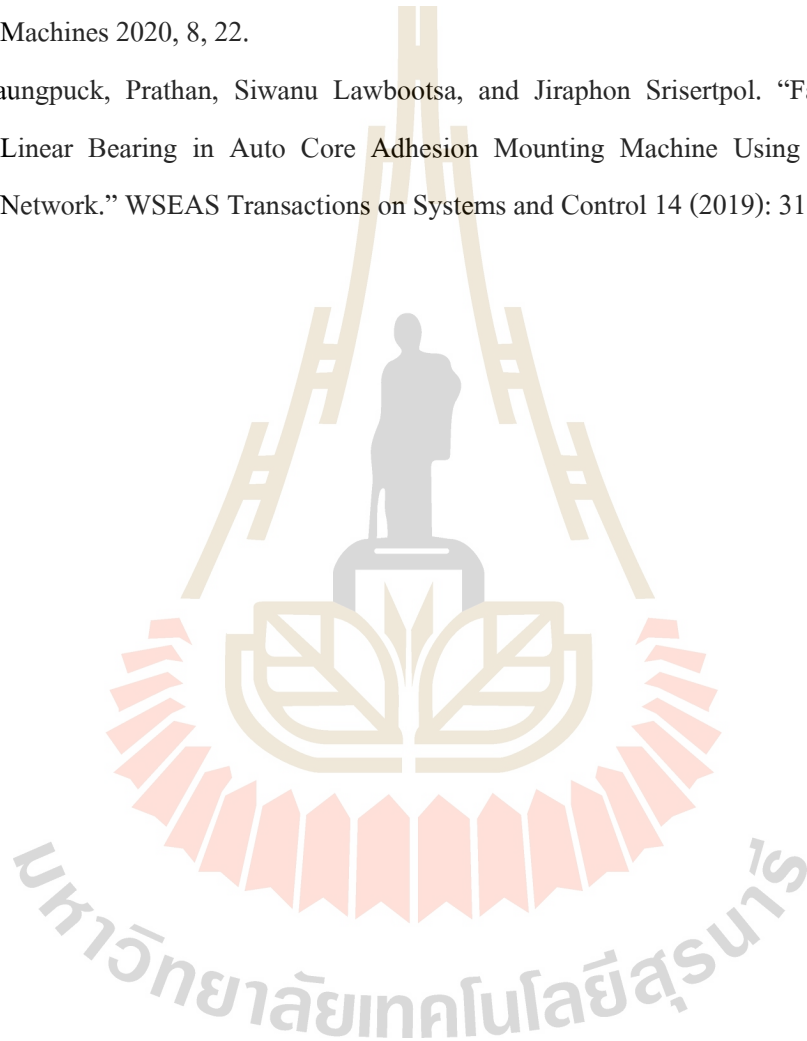
ภาคผนวก จ

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

รายชื่อบทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

Chommuangpuck, P.; Wanglomklang, T.; Tantrairatn, S.; Srisertpol, J. Fault Tolerant Control Based on an Observer on PI Servo Design for a High-Speed Automation Machine. Machines 2020, 8, 22.

Chommaungpuck, Prathan, Siwanu Lawbootsa, and Jiraphon Srisertpol. "Fault Detection of Linear Bearing in Auto Core Adhesion Mounting Machine Using Artificial Neural Network." WSEAS Transactions on Systems and Control 14 (2019): 31-42.



ประวัติผู้เขียน

นายประธาน ชมเมืองปัก เกิดวันที่ 30 มีนาคม 2520 จังหวัดนครราชสีมา เริ่มการศึกษา ระดับประถมศึกษาปีที่ 1-6 ที่โรงเรียนเทศบาล 1 (บูรพาวิทยากร) จังหวัดนครราชสีมา มัธยมศึกษาปีที่ 1-3 ที่โรงเรียนราชสีมาวิทยาลัย จังหวัดนครราชสีมา มัธยมศึกษาปีที่ 4-5 ที่โรงเรียน บุญเหลือ วิทยานุสรณ์ จบการศึกษาระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง (ปวส) สาขาช่างกลโรงงาน ที่สถาบันเทคโนโลยีราชมงคลนครราชสีมา และสำเร็จการศึกษารัฐศาสตรบัณฑิต (คอบ. เครื่องกล) คณะรัฐศาสตรบัณฑิต มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ กรุงเทพมหานคร เมื่อปีพุทธศักราช 2543 และ สำเร็จการศึกษาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2558 และได้ศึกษาต่อในระดับวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ ที่มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในระหว่างศึกษาได้ประกอบอาชีพวิศวกรที่แผนก HGA Process Development ตำแหน่ง Principal Engineering ในบริษัทเวสเทิร์นดิจिटอล (ประเทศไทย) จำกัด

