



ระบบตรวจสอบความล้ำแบบออนไลน์ของโลหะผสมจำรูปสำหรับการใช้งานเป็นวาล์วควบคุม

นายพิสิฐ ภัสสรานนท์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
พ.ศ. 2553

ระบบตรวจสอบความล้ำแบบออนไลน์ของโลหะผสมจำรูป
สำหรับการใช้งานเป็นวาล์วควบคุม

นายพิสิษฐ์ ภัตสรานนท์ วศ.บ. (วิศวกรรมระบบควบคุมและเครื่องมือวัด)

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
พ.ศ. 2553

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....	ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ (ผศ.ดร.ภาณุทัต บุญประมุข)
.....	กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ (ดร.ศราวัฒน์ วงษา)
.....	กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม (ผศ.ดร.เดี๋ยวกุลพิริย์)
.....	กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม (ผศ.ดร.อนรรฆ ชันชะวนะ)
.....	กรรมการ (ผศ.ดร.วรากร เจริญสุข)

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ระบบตรวจสอบความล่าแบบออนไลน์ของโลหะผสมจำรูปสำหรับการใช้งานเป็นวาล์วควบคุม
หน่วยกิต	12
ผู้เขียน	นายพิสิษฐ์ ภัตสรานนท์
อาจารย์ที่ปรึกษา	ดร.ศราวัณ วงษา ผศ.ดร.เดี๋ยว กุลพิริภักย์ ผศ.ดร.อนรรฆ ขันระชวณะ
หลักสูตร	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมระบบควบคุมและเครื่องมือวัด
ภาควิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
คณะ	คณะวิศวกรรมศาสตร์
พ.ศ.	2553

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาเทคนิคการตรวจสอบตนเองใน วาล์วควบคุมที่ใช้โลหะผสมจำรูปเป็นตัวขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์แบบออนไลน์ พฤติกรรมความผิดปกติถูกแสดงออกโดยใช้สัญญาณตกค้างที่สร้างจากโมเดลแบบ NARX ผลการทดลองชี้ให้เห็นให้ว่าค่าความแปรปรวนของความผิดพลาดแบบ one-step-ahead และแบบ model predicted เป็นตัวแปรที่ดีที่สามารถแสดงให้เห็นถึงสถานะของความล่าในการวินิจฉัยแบบออนไลน์สำหรับวาล์วควบคุมนี้ การแบ่งระดับความล่าของวาล์วออกเป็นสามระดับใช้เทคนิค k-means clustering ซึ่งเป็นการวิเคราะห์แบบออฟไลน์ โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์ของโมเดลร่วมกับตัวแปรทางสถิติของสัญญาณตกค้างเป็นลักษณะสำคัญ (features) สำหรับการตรวจจับและระบุระดับความล่าแบบออนไลน์ใช้เทคนิค CUSUM และ adaptive CUSUM ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าสามารถใช้ระบุความล่าได้ดีหากเลือกค่าตัวแปรของอัลกอริทึมแบบ adaptive CUSUM อย่างเหมาะสม

คำสำคัญ : ความล่าเชิงใช้งาน / โลหะผสมจำรูป / คอนโทรลวาล์ว / CUSUM / โมเดลแบบ NARX /

Thesis Title	Online Diagnosis System for Fatigue Detection of a SMA-based Control Valve
Thesis Credits	12
Candidate	Mr. Pisid Passaranon
Thesis Advisors	Dr. Sarawan Wongsu Asst. Prof. Dr. Diew Koolpiruk Asst. Prof. Dr. Anak Khantachawana
Program	Master of Engineering
Field of Study	Control Systems and Instrumentation Engineering
Department	Electrical Engineering
Faculty	Engineering
B.E.	2553

Abstract

This work describes a functional fatigue detection system for a nonlinear SMA-based control valve. Any drift from the normal behavior of the valve is revealed using a model-based residual generator by mean of a nonlinear auto-regressive with the eXogenous input (NARX) model. The experimental results suggest that the variances of one-step-ahead (OSA) error and model predicted error (MPE) are a good indicator of fatigue states of the online diagnosis for the tested control valve. The three fatigue levels are identified offline by k-means clustering using the estimated parameters of the NARX model in conjunction with the statistical properties of the MPE as features. Based on the optimisation property of cumulative sum (CUSUM) and adaptive (CUSUM), an online system for detecting changes in variance of residuals due to fatigue of the valve is developed. The results in experiments show that the fatigue levels of the SMA-based control valve can be identified and diagnosed by the above method. Furthermore, only by selecting an appropriate value of the parameter beta, one can apply the developed adaptive CUSUM algorithm to indicate the fatigue level of the valve online.

Keywords : Functional fatigue / Shape Memory Alloy / Control Valve / CUSUM / NARX model.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างดีด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาเกี่ยวกับการออกแบบการทดลอง เพื่อศึกษาพฤติกรรมและผลการตอบสนองของโลหะผสมจำรูป รวมถึงเทคนิคการตรวจจับความผิดปกติที่จะเกิดขึ้นสำหรับการใช้งานโลหะผสมจำรูปเป็นวาล์วควบคุมจาก ดร.ศราวุธ วงษา, ผศ.ดร.เด็ยว กุลพิริกษ์ และ ผศ.ดร. อนรรฆ ชันระชวณะ ซึ่งเป็นอาจารย์ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่าน และขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง โดยความกรุณาของอาจารย์ ดร.ศราวุธ วงษา ที่ช่วยเหลือแก้ไขและให้คำแนะนำในบางจุดที่ผู้วิจัยติดปัญหา ซึ่งมีส่วนช่วยให้ผู้วิจัยเข้าใจในปัญหานั้นและขอขอบคุณครอบครัว และเพื่อนๆ นักศึกษาทุกคนที่ช่วยเหลือให้คำแนะนำต่างๆ จนผลงานสำเร็จสมบูรณ์ยิ่งขึ้นและยังให้กำลังใจต่อผู้วิจัย สุดท้ายนี้ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ของ ภาควิชาวิศวกรรมระบบควบคุมและเครื่องมือวัด คณะวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ที่ให้ความสะดวกในการเบิกจ่ายอุปกรณ์และเครื่องมือที่ทำการวิจัย

ประโยชน์อันใดที่ได้เกิดขึ้นกับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขอให้กุศลแผ่ให้ถ้วนทั่วแก่ผู้ที่เกี่ยวข้องและช่วยเหลือทุกท่าน ตลอดทั้งที่เอ่ยนามและมีได้เอ่ยนาม จึงขอขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
กิตติกรรมประกาศ	ง
สารบัญ	จ
รายการตาราง	ช
รายการรูปประกอบ	ฉ
รายการสัญลักษณ์	ฎ
ประมวลศัพท์และคำย่อ	ฏ

บทที่

1. บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของงานวิจัย	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	6
1.3 ประโยชน์และผลที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย	7
1.4 ขอบเขตงานวิจัย	7
1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน	7
2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	8
2.1 บทนำ	8
2.2 แอคชูเอเตอร์ที่ขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูปสำหรับวาล์วควบคุม	8
2.2.1 โลหะผสมจำรูป	8
2.2.2 แอคชูเอเตอร์	9
2.3 ความล้มจากการใช้งานโลหะผสมจำรูปที่ใช้ขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม	10
2.4 การตรวจจับความล้มในโลหะผสมจำรูปที่ใช้ขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม	11
2.4.1 โมเดลแบบ NARX (Nonlinear Auto Regressive eXogenous)	12
2.4.2 การจัดระดับความล้มของวาล์วด้วยวิธี k-means clustering	15
2.4.3 อัลกอริทึม CUSUM	16
2.4.4 การตรวจจับแบบ adaptive CUSUM	19

2.4.4.1	การกำหนดค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานภายหลังการเปลี่ยนแปลง	19
2.4.4.2	การกำหนดค่า threshold	20
3.	การดำเนินงานวิจัย	23
3.1	บทนำ	23
3.2	เครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป	23
3.2.1	โครงสร้างของเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป	23
3.2.2	วงจรจ่ายกระแสสำหรับเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป	24
3.2.3	วงจรวัดระยะการเคลื่อนที่ของเส้นลวดโลหะผสมจำรูป	25
3.3	แอคชูเอเตอร์ที่ขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูปสำหรับวาล์วควบคุม	26
3.3.1	วงจรจ่ายกระแสสำหรับแอคชูเอเตอร์	28
4.	วิธีการและผลการทดลอง	31
4.1	บทนำ	31
4.2	การสร้างและวัดความล้าเชิงใช้งานของโลหะผสมจำรูปที่ใช้ขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์	31
4.2.1	การหาสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมในการสร้างปริมาณความล้า	31
4.2.1.1	การทดสอบหาความเร็วในการตอบสนองและอัตราการขยายของวาล์วควบคุม	31
4.2.1.2	การทดสอบสัญญาณอินพุตชนิดต่างๆกับโลหะผสมจำรูป	35
4.2.1.3	การทดสอบผลกระทบจากความล้าที่เกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูป	37
4.3	การสร้างปริมาณความล้าให้แก่โลหะผสมจำรูปในวาล์วควบคุม	42
4.4	แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบวาล์วควบคุม	43
4.5	การประยุกต์ใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อสร้างสัญญาณตกค้างสำหรับตรวจจับความล้า	44
4.6	การวิเคราะห์สัญญาณตกค้าง	45
4.7	การวิเคราะห์ระดับของความล้า	46
4.8	การตรวจจับความผิดปกติในสัญญาณตกค้างด้วยอัลกอริทึม CUSUM	50
4.9	การตรวจจับความผิดปกติในสัญญาณตกค้างด้วยอัลกอริทึม Adaptive CUSUM	52
4.10	สรุปผลการทดลอง	56
5.	สรุป	58
5.1	บทสรุป	58
5.2	ข้อเสนอแนะ	59

5.2.1	ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับปัญหาทางด้านฮาร์ดแวร์	59
5.2.2	ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับการพัฒนาอัลกอริธึม	59
เอกสารอ้างอิง		61
ภาคผนวก		64
ก	โปรแกรม LabVIEW	64
ข	โปรแกรม MATLAB	73
ประวัติผู้วิจัย		88

รายการตาราง

ตาราง	หน้า
4.1 ความเร็วในการตอบสนองของวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดโดยไม่ใช้ระบบระบายความร้อน	32
4.2 ความเร็วในการตอบสนองขาขึ้น (ตารางด้านซ้าย) และ ขาลง (ตารางด้านขวา) แบบระบบเปิดโดยไม่ใช้พัดลมระบายความร้อน	34
4.3 ความกว้างฮิสเทอรีซิสและระยะการเคลื่อนที่ของโลหะผสมจำรูปที่จำนวนรอบต่างๆ ของ SMA4, SMA5 และ SMA6	41
4.4 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์แบบ NARX	44
4.5 การเปลี่ยนแปลงระยะจัดการเคลื่อนที่และระดับของความล่าที่ถูกรวบรวมโดย อัลกอริทึม CUSUM แบบ OSA และ MPE	52
4.6 ผลการเปลี่ยนแปลงค่าเบต้าที่จำนวนต่างๆ	53

รายการรูปประกอบ

รูป	หน้า	
1.1	วิธีการตรวจจับความผิดปกติ	2
1.2	โครงสร้างพื้นฐานของการตรวจจับความผิดปกติโดยใช้โมเดล	3
1.3	ประเภทของสัญญาณตกค้าง	4
1.4	การหาสัญญาณตกค้างด้วยวิธี parity equation	4
1.5	แผนผังแสดงการโมเดลระบบแบบไม่เชิงเส้น	5
2.1	แผนภาพกลไกอย่างง่ายของการจำรูปของโลหะผสมจำรูป	8
2.2	โครงสร้างภายในของแอคชูเอเตอร์	9
2.3	ผลกระทบจากความล่าช้าที่ทำให้ระยะการยืดหดของโลหะผสมจำรูปในจำนวนรอบต่างๆ	11
2.4	ระบบตรวจจับความล่าช้า	12
2.5	โฟลว์ไดอะแกรมของการหาโมเดลด้วยวิธี SEMP เมื่อ J และ J_{old} คือ objective function	14
2.6	โฟลว์ไดอะแกรมของอัลกอริทึม kmeans clustering	15
2.7	ผลการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงความเบี่ยงเบนมาตรฐานด้วย CUSUM	18
2.8	ตัวอย่างการกระจายตัวแบบ chi square กรณีความเชื่อมั่นที่ 99% และ degree of freedom=4	20
2.9	ผลการทดสอบด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 1 (alarm ที่ 1021 และ 2201)	21
2.10	ผลการทดสอบด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 2 (alarm ที่ 1019 และ 2130)	21
2.11	ผลการทดสอบด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 3 (alarm ที่ 1036 และ 2049)	22
3.1	แบบจำลองเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป	23
3.2	บล็อกไดอะแกรมแสดงลักษณะการทำงานของเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป	24
3.3	วงจรระบบการจ่ายกระแสสำหรับเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป	25
3.4	วงจรวัดระยะการเคลื่อนที่	25
3.5	ภาพรวมการทำงานของวาล์วควบคุม	26
3.6	แบบจำลองแอคชูเอเตอร์	27
3.7	วาล์วควบคุมขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูป	28
3.8	บล็อกไดอะแกรมแสดงลักษณะการทำงานของเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป	28
3.9	วงจรจ่ายกระแสสำหรับแอคชูเอเตอร์	29
4.1	ผลการทดสอบวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดโดยไม่ใช้ระบบระบายความร้อน	32
4.2	ผลการทดสอบวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดโดยใช้พัดลมระบายความร้อน	33
4.3	เปรียบเทียบฮิสเทอรีซิสของการทดสอบแบบปิดและเปิดระบบระบายความร้อน	35

4.4	สัญญาณอินพุตแบบสี่เหลี่ยม (ช่วงทำงานที่ 15 วินาที และช่วงหยุดทำงานที่ 140 วินาที)	36
4.5	ผลการตอบสนองของสัญญาณอินพุตแบบสี่เหลี่ยม	36
4.6	สัญญาณอินพุตแบบคลื่นฟันปลา	36
4.7	ผลการตอบสนองของสัญญาณอินพุตแบบคลื่นฟันปลา	36
4.8	สัญญาณอินพุตแบบ triangle	37
4.9	ผลการตอบสนองของสัญญาณอินพุตแบบ triangle Wave	37
4.10	สัญญาณอินพุตสำหรับตัวอย่างเส้นลวดโลหะผสมจำรูปทั้ง 3 เส้น	38
4.11	แรงที่เส้นลวดโลหะผสมจำรูปกระทำต่อก้อน วาล์ว	38
4.12	ฮิสเทอรีซิสของโลหะผสมจำรูปที่จำนวนรอบต่างๆ	40
4.13	ความกว้างของฮิสเทอรีซิสและระยะจัดการเคลื่อนต่อจำนวนรอบของ SMA4, SMA5 และ SMA6	41
4.14	รูปแบบสัญญาณอินพุตที่ใช้สร้างความล้าให้แก่ระบบวาล์วควบคุม	42
4.15	ผลการตอบสนองของวาล์วควบคุมด้วยสัญญาณ PRBS	43
4.16	ผลการจำลองวาล์วควบคุมด้วยโมเดลแบบ NARX เทียบกับข้อมูลวัด	44
4.17	ค่าเฉลี่ย ค่าความเบี่ยงเบี่ยงมาตรฐานและค่าความโค้งของสัญญาณตกค้างเมื่อวาล์วควบคุม ผ่านการใช้งานในจำนวนรอบต่างๆ	45
4.18	การเปลี่ยนแปลงของระยะชักก้านวาล์วตามจำนวนรอบของโหลดทางความร้อน	46
4.19	ตัวแปรของโมเดล NARX เมื่อผ่านการใช้งานในจำนวนรอบต่างๆ	48
4.20	ตัวแปรที่ใช้ในการจัดกลุ่มความล้า	49
4.21	การแบ่งกลุ่มระดับความล้าที่เกิดขึ้นด้วยอัลกอริทึม K-mean	49
4.22	ค่า CUSUM ของสัญญาณตกค้าง	51
4.23	ผลการทดลองตรวจจับความผิดปกติด้วยอัลกอริทึม Adaptive CUSUM ที่ $\beta=600$	53
4.24	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่เลือกใช้ในการทดสอบ	54
4.25	สัญญาณทดสอบอัลกอริทึม adaptive CUSUM	55
4.26	ผลการทดสอบด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 1 (alarm รอบที่ 82 และ 138)	55
4.27	ผลการทดสอบด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 2 (alarm รอบที่ 93 และ 139)	55
4.28	ผลการทดสอบด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 3 (alarm รอบที่ 82 และ 132)	56
ก.1	ส่วนสั้งงาน โปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบปิด	65
ก.2	ส่วนประมวลผล โปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบปิด	66
ก.3	ส่วนสั้งงาน โปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบเปิด	67
ก.4	ส่วนประมวลผล โปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบเปิด	68
ก.5	ส่วนสั้งงาน โปรแกรมทดสอบความล้าด้วยสัญญาณอินพุตประเภทต่างๆ	69

ก.6	ส่วนประมวลผลโปรแกรมทดสอบความถี่ด้วยสัญญาณอินพุตประเภทต่างๆ	70
ก.7	ส่วนสั่งงาน โปรแกรมทดสอบโมเดลและสร้างความถี่ด้วยสัญญาณ PRBS และสามเหลี่ยม	71
ก.8	ส่วนประมวลผล โปรแกรมทดสอบโมเดลและสร้างความถี่ด้วยสัญญาณ PRBS และสามเหลี่ยม	72

รายการสัญลักษณ์

A_f	=	อุณหภูมิสิ้นสุดการเปลี่ยนเฟสออสเทนไนต์
A_s	=	อุณหภูมิเริ่มการเปลี่ยนเฟสออสเทนไนต์
β	=	ค่าเบต้า
c_j	=	จุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลที่ j
$D(N)$	=	ระยะทางโลหะผสมจำรูปรอบที่ N
e	=	ค่าความผิดพลาด
F	=	แรง (N)
g_k	=	ค่า CUSUM
H	=	สภาวะการทำงาน
Hz	=	ความถี่เฮิร์ตซ์
i	=	รอบการทำซ้ำที่ i
J	=	ฟังก์ชันที่มุ่งหวัง (objective function)
k	=	จำนวนคลัสเตอร์ทั้งหมดที่ต้องการจัดกลุ่ม
K	=	ค่านิจของสปริง
M_f	=	อุณหภูมิสิ้นสุดการเปลี่ยนเฟสมาร์เทนไซต์
M_s	=	อุณหภูมิเริ่มการเปลี่ยนเฟสมาร์เทนไซต์
$\mathcal{M}_i$	=	โมเดลที่ได้จาก iteration ที่ i
M	=	จำนวนข้อมูล
N_j	=	จำนวนข้อมูลของคลัสเตอร์ที่ j
n_y	=	จำนวนความล่าช้าสูงสุดของ y
M	=	จำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบ
p_θ	=	ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น
R	=	ความต้านทาน
R^2	=	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ
r_{OSA}	=	สัญญาณตกค้างแบบ OSA
r_{MPE}	=	สัญญาณตกค้างแบบ MPE
s_i	=	Test statistical จากการคำนวณ log-likelihood ratio
t_a	=	เวลาที่ตรวจพบความผิดปกติ
T	=	ระดับอ้างอิง (threshold)
χ^2	=	ค่าไคกำลังสอง (chi-square)

$u(\cdot)$	=	อินพุตของโมเดล
$W(C)$	=	ผลรวมของระยะห่างระหว่างข้อมูลภายในกลุ่มกับจุดศูนย์กลางของกลุ่ม
$y(\cdot)$	=	เอาต์พุตของโมเดล
$\hat{y}_{OSA}$	=	เอาต์พุตแบบ OSA
$\hat{y}_{MPE}$	=	เอาต์พุตแบบ MPE
θ_0	=	ตัวแปรสถานะปกติ
θ_1	=	ตัวแปรสถานะเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลง
σ	=	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
Ω	=	หน่วยค่าความต้านทานเป็น โอห์ม
μ	=	ค่าเฉลี่ย
θ	=	ตัวแปรสมมติฐานแสดงถึงสถานะการเปลี่ยนแปลง
$(\cdot)^+$	=	Pseudo inverse
$\xi(\cdot)$	=	สัญญาณรบกวนแบบ white noise
ψ	=	สัมประสิทธิ์ของพารามิเตอร์ใน โมเดล

ประมวลศัพท์และคำย่อ

A	=	Ampere
A/D	=	Analog to Digital converter
CUSUM	=	Cumulative summation
D/A	=	Digital to Analog
MPa	=	Mega-Pascal
MPE	=	Model predicted error
MPO	=	Model predicted output
mA	=	Milli-Ampere
mV	=	Milli-Volt
ms	=	Milli- Second
NARMAX	=	Nonlinear AutoRegressive Moving Average with eXogenous input
NARX	=	Nonlinear AutoRegressive with eXogenous input
OSA	=	One step ahead prediction
PID	=	A proportional-integral-derivative
PRBS	=	Pseudorandom binary sequence
PV	=	Process Variable
PWM	=	Pulse Width Modulation
SEMP	=	Simulation error minimisation with pruning
SMA	=	Shape memory alloy
SPRT	=	Wald's CUSUM Sequential Probability Ratio Test
SRR	=	Simulation error reduction ratio
SP	=	Setpoint
V	=	Voltage

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของงานวิจัย

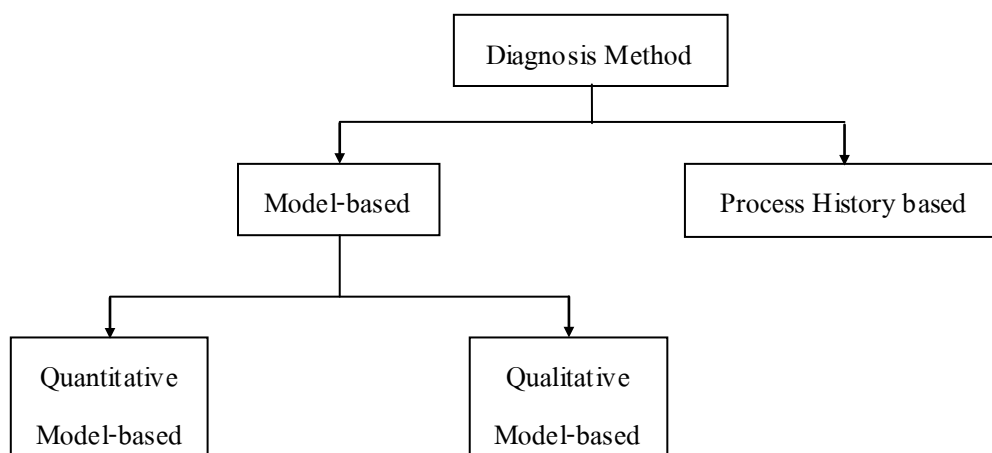
ในอุตสาหกรรมต่างๆ ระบบควบคุมนั้นถือว่าเป็นหัวใจสำคัญของการผลิต ซึ่งกระบวนการผลิตโดยทั่วไปนั้นประกอบด้วยแอกชูเอเตอร์ (actuator) และเซ็นเซอร์ (sensor) ที่ทำงานร่วมกันเพื่อให้เกิดผลิตภัณฑ์ขึ้นมา อุปกรณ์ที่ถือเป็นหัวใจหลักในระบบควบคุมนั้นคือวาล์วควบคุม (control valve) เนื่องจากเป็น อุปกรณ์ควบคุมตัวสุดท้าย (final control element) ที่เป็นปัจจัยหลักในการควบคุมประสิทธิภาพของระบบและผลิตภัณฑ์ วาล์วควบคุมในปัจจุบันได้มีการพัฒนาประสิทธิภาพการทำงานให้สูงมากขึ้นด้วยการเพิ่มส่วนของไมโครอิเล็กทรอนิกส์ (microelectronics) และซอฟต์แวร์ (software) ให้ทำงานภายในวาล์วควบคุม ที่เรียกว่าอุปกรณ์ฉลาด (smart device) (Bayart, M., 2003) และจะทำให้วาล์วควบคุมนั้นคิดและทำการควบคุมตนเองได้ ซึ่งมีประโยชน์อย่างมากในการเพิ่มประสิทธิภาพและความสามารถในการทำงานให้แก่ระบบ เช่น ลดค่าใช้จ่ายในการผลิต, ง่ายแก่การควบคุม, การสร้างแผนงาน (schedule) และการควบคุมแบบเรียลไทม์ (real time)

วาล์วควบคุมที่ใช้กันส่วนใหญ่อยู่ในปัจจุบันจะเป็นแบบขับเคลื่อนด้วยมอเตอร์ ลม หรือไฮดรอลิก ซึ่งมีข้อเสียที่ขนาดของวาล์วควบคุมเหล่านี้มีขนาดใหญ่และราคาแพง รวมถึงอุปกรณ์วัดระยะก้านวาล์ว (positioner) เสียหายเร็วเนื่องจากการตอบสนองที่รวดเร็วของแอกชูเอเตอร์ที่ใช้ลมเป็นตัวขับเคลื่อนมีผลกระทกร่อน โครงสร้างของอุปกรณ์วัดระยะก้านวาล์วให้เสียหายได้ จึงได้เริ่มมีการนำโลหะผสมจำรูป หรือ shape memory alloy (SMA) มาใช้เป็นตัวขับเคลื่อนวาล์วควบคุม (Hines, A. et al., 2002) ซึ่งมีข้อดีที่ทำให้ขนาดตัวขับเคลื่อนของวาล์วควบคุมเล็กลง ลดการทำงานของระบบวัดการระยะของก้านวาล์วที่ไม่จำเป็น เพิ่มระยะเวลาการใช้งานของแอกชูเอเตอร์โดยอาศัยความทนทานของโลหะผสมจำรูปที่สามารถรองรับโหลดได้สูงและให้แรงมากเมื่อเทียบกับขนาดอุปกรณ์ขับเคลื่อน

อย่างไรก็ตาม การใช้งานโลหะผสมจำรูปเป็นตัวขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุมอาจเกิดความผิดปกติเมื่อผ่านการใช้งานเป็นระยะเวลานาน เนื่องจากผลกระทบจากภาระทางกลและความร้อน ที่เส้นลวดได้รับตลอดการใช้งาน ก่อให้เกิดความล้าจากการใช้งาน (functional fatigue) ขึ้นบนโลหะผสมจำรูป การวินิจฉัยเมื่อเกิดความล้าขึ้นในวาล์วขณะใช้งานจึงมีความสำคัญอย่างมาก เนื่องจากความล้าความผิดปกติดังกล่าวสามารถส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของการควบคุมและก่อให้เกิดความเสียหายแก่ผลิตภัณฑ์ได้

เมื่อโลหะผสมจํารูปผ่านการใช้งานในระยะเวลาหนึ่งหรือรับโหลดในปริมาณหนึ่งจะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงภายใน ซึ่งทำให้เกิดการสูญเสียความสามารถในการคืนรูป และสามารถนำมาบ่งชี้ได้ถึงสถานะของโลหะผสมจํารูป Gall, K., et al. (Gall, K. et al., 2001) ได้วิเคราะห์ลักษณะที่แสดงออกทางกายภาพเป็นรอยแตกร้าวบนโลหะผสมจํารูปเมื่อเกิดความผิดปกติจากความล้า ซึ่งเป็นลักษณะความล้าทางโครงสร้าง (structural fatigue) ลักษณะความล้าแบบนี้ใช้การวิเคราะห์โลหะผสมจํารูปแบบออฟไลน์และมีข้อเสียคือต้องทำลายโลหะผสมจํารูปนั้นเพื่อนำมาวิเคราะห์โครงสร้างที่แสดงออกทางกายภาพ (Farias Nascimento, M.M.S. and Jose de Araujo, C., 2006) ได้สังเกตผลการแสดงออกในด้านของฮิสเทอรีซิสของโลหะผสมจํารูปในภาวะที่โหลดเพิ่มมากขึ้น จะได้ความกว้างของฮิสเทอรีซิสที่น้อยลง และ (Meier, H., 2009) ศึกษาความสัมพันธ์ของความล้าและค่าความต้านทานภายในโลหะผสมจํารูป กล่าวได้ว่าเมื่อโหลดที่กระทำต่อโลหะผสมจํารูปมากขึ้น ปริมาณความล้าจะมากขึ้นโดยสังเกตปริมาณความล้าจากระยะการหดตัวที่ลดลง ซึ่งเป็นลักษณะดังกล่าวเป็นลักษณะที่เกิดจากความล้าจากการใช้งาน (functional fatigue) การวิเคราะห์ความล้าลักษณะนี้มีประโยชน์และสามารถนำมาใช้ในฟังก์ชันการวินิจฉัยตัวเองสำหรับวาล์วควบคุมแบบอัจฉริยะ

Venkatasubramanian, V. (Venkatasubramanian, V., 2003) ได้แบ่งวิธีการวินิจฉัยความผิดปกติดังรูปที่ 1.1

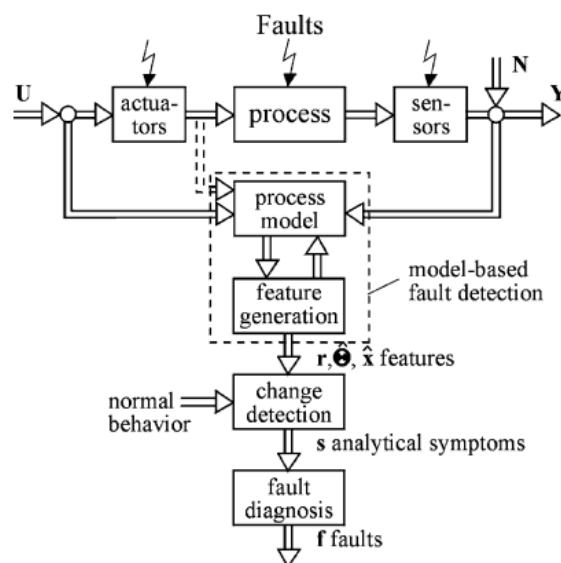


รูปที่ 1.1 วิธีการวินิจฉัยความผิดปกติ

โดยทั่วไปนั้นการวินิจฉัยความผิดปกติแบ่งได้เป็นสองประเภทใหญ่ๆ ได้แก่ process history based หรือ signal-based และ model-based ในส่วนของ process history เป็นวิธีการวินิจฉัยความผิดปกติในระบบไดนามิกในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าตามเวลา (time-varying) โดยใช้เพียงสัญญาณของระบบ ไม่ใช่แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (model) ในขณะที่วิธี model-based ซึ่งอาศัยสมการทางคณิตศาสตร์

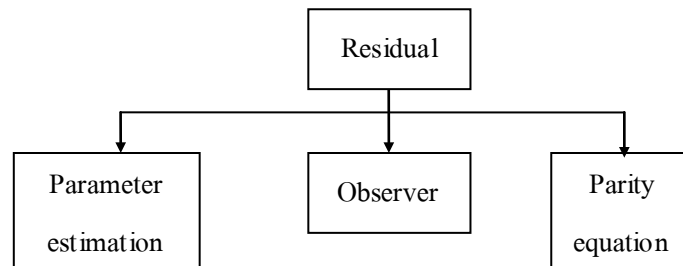
ร่วมกับข้อมูลวัดในการอธิบายพฤติกรรมของระบบ มีการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์อยู่สองประเภทได้แก่ qualitative model ซึ่งเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ทำการวิเคราะห์โดยอาศัยข้อมูลในลักษณะของตัวอักษร รูปภาพ หรือวัตถุ และ quantitative model ซึ่งเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในลักษณะของสมการความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตของระบบ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วโมเดลแบบ quantitative เหมาะกับการนำไปพัฒนาเพื่อตรวจจับความผิดปกติแบบออนไลน์

Isermann (Isermann, R., 2005) ได้สรุปเกี่ยวกับวิธีการตรวจจับความผิดปกติโดยใช้โมเดลทางคณิตศาสตร์ซึ่งพัฒนามาจากความสัมพันธ์ของอินพุตและเอาต์พุตและนำโมเดลทางไดนามิกของระบบที่จำลองขึ้นมาไปใช้เปรียบเทียบกับระบบทางไดนามิก ดังรูปที่ 1.2 โดยมีเป้าหมายที่จะสร้างสัญญาณที่ใช้แสดงอาการ (symptom) เพื่อชี้ให้เห็นความแตกต่างระหว่างสถานะที่เป็นปกติ (nominal) และสถานะที่เกิดความผิดพลาดขึ้น (faulty)



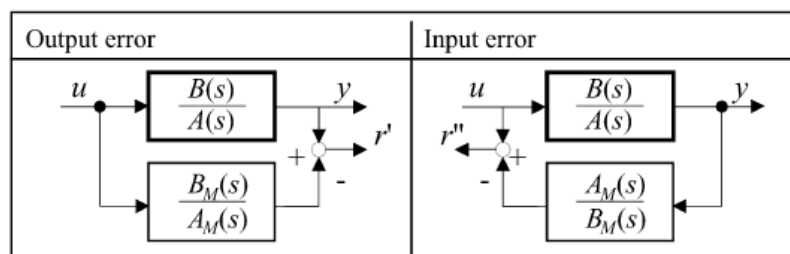
รูปที่ 1.2 โครงสร้างพื้นฐานของการตรวจจับความผิดปกติโดยใช้โมเดล (Isermann, 2005)

การตรวจจับความผิดปกติโดยการใช้วิธีการ model based มีวิธีการคร่าวๆดังรูปที่ 1.2 ซึ่งแสดงการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการตรวจจับความผิดปกติเพื่อหาสัญญาณตกค้าง (residual) ด้วย feature generation หรือ residual generation ด้วยวิธีการต่างๆ ได้แก่ parameter estimation, observer, หรือ parity equation ค่าสัญญาณตกค้างนี้ควรจะมีย่านปกติในสภาวะปกติ และมีการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย (mean) หรือค่าความแปรปรวน (variance) ในสภาวะเกิดความผิดปกติขึ้น การเปลี่ยนแปลงดังกล่าวสามารถตรวจจับได้ด้วยเทคนิคทางสัญญาณเรียกว่า change detection

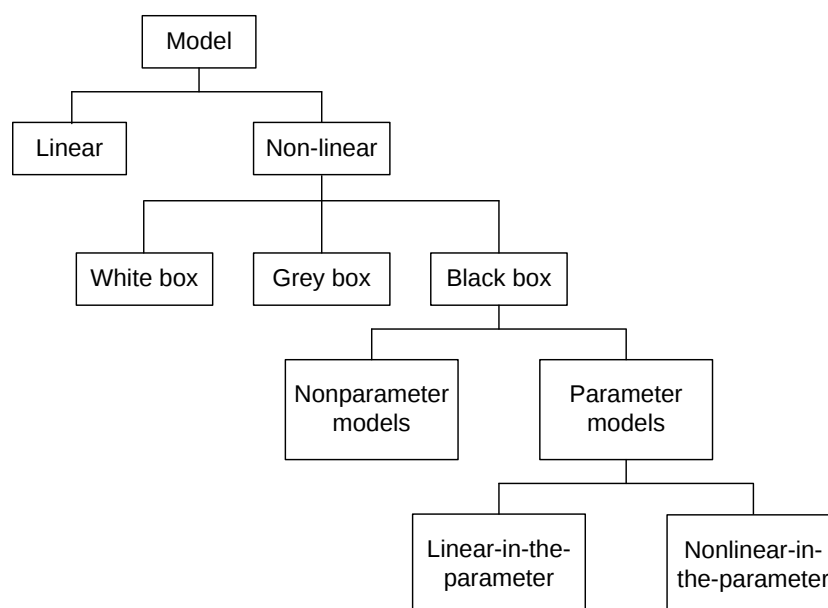


รูปที่ 1.3 ประเภทของสัญญาณตกค้าง

วิธีการสร้างสัญญาณตกค้างเพื่อใช้ตรวจจับความผิดปกติโดยใช้โมเดลมี 3 วิธี ได้แก่ parameter estimation, observer และ parity equation (Isermann, R., 2005; Chiang, L.H., 2002) วิธี parameter estimation เป็นวิธีที่จะทำการประมาณค่าตัวแปรภายในระบบบางตัวที่ไม่สามารถวัดได้ด้วยค่าของสัญญาณอินพุต/เอาต์พุต ซึ่งสันนิษฐานว่ามีตัวแปรบางตัวในระบบมีความสามารถในการอธิบายคุณลักษณะทางกายภาพของระบบเมื่อระบบเกิดการเปลี่ยนแปลงภายใน วิธีการนี้จะเหมาะสมเมื่อความผิดปกติในระบบมีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนตัวแปรในโมเดลและโมเดลที่ใช้อ้างอิงมีความเหมาะสม วิธี observer จะทำการออกแบบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากทรานสเฟอร์ฟังก์ชันเพื่อประมาณตัวแปรสเตต (state estimation) ซึ่งวิธีการนี้จะเหมาะสมเมื่อความผิดปกติมีความสัมพันธ์กับตัวแปรสเตต (state variable) ในโมเดล และวิธี parity equation ซึ่งอาศัยการสร้างโมเดลที่สภาวะปกติขึ้นมา และสร้างสัญญาณตกค้างโดยอาศัยโมเดลดังกล่าวซึ่งสามารถสร้างได้ 2 วิธี คือจาก output error หรือ input error ดังรูปที่ 1.4 output error เป็นวิธีการสร้างสัญญาณตกค้างจากค่าความแตกต่างระหว่างเอาต์พุตของโปรเซสกับเอาต์พุตของโมเดล ในขณะที่ input error เป็นวิธีการสร้างสัญญาณตกค้างจากสัญญาณทางด้านอินพุต หน่วยงานวิจัยนี้ใช้เทคนิค parameter estimation ร่วมกับ parity equation ในการบ่งชี้ความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบแล้วควบคุมที่พิจารณา



รูปที่ 1.4 การหาสัญญาณตกค้างด้วยวิธี parity equation (Isermann, 2005)



รูปที่ 1.5 แผนผังแสดงการโมเดลระบบแบบไม่เชิงเส้น

ประสิทธิภาพของการตรวจจับความผิดปกติโดยอาศัยโมเดลนั้น สิ่งที่สำคัญที่สุดอย่างหนึ่งคือ ความถูกต้องของโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่ใช้อธิบายระบบที่ศึกษา เนื่องจากโลหะผสมจำรูปมีพฤติกรรมแบบไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งแสดงออกในรูปของฮิสเทอรีซิส (Meier, H., 2009; Farias Nascimento, M.M.S., 2006 ดังนั้นจึงได้เลือกใช้โมเดลแบบไม่เชิงเส้น (nonlinear model) สำหรับการอธิบายวาล์วควบคุมแบบใช้โลหะผสมจำรูปขับเคลื่อนในรูปความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิ (ความร้อน) กับเอาต์พุต (ระยะเคลื่อนที่) โมเดลแบบไม่เป็นเชิงเส้นนั้นมีหลายรูปแบบดังรูปที่ 1.5 ซึ่งผู้วิจัยได้เลือกใช้การโมเดลแบบ black-box ในการโมเดลระบบวาล์วควบคุม เนื่องจากวาล์วควบคุมที่ใช้โลหะผสมจำรูปเป็นตัวขับเคลื่อนนั้นมีตัวแปรทางไดนามิกและสตาติกที่สามารถอธิบายได้ยากและ โมเดลนี้ไม่จำเป็นต้องทราบสมการพื้นฐานที่ใช้อธิบายหลักการทางฟิสิกส์หรือสมมูลพลังงานต่างๆ ของระบบ ใช้เพียงแค่ค่าวัดของอินพุตและเอาต์พุตของระบบเท่านั้น โดยที่โมเดลแบบ parametric มีความง่ายในการสร้างและประยุกต์ใช้กว่าแบบ nonparametric ดังนั้นการโมเดลแบบ parametric black box จึงเป็นทางเลือกที่ดีสำหรับการอธิบายวาล์วควบคุมสำหรับงานนี้

parametric block-box model ที่เลือกใช้มีรูปแบบที่เรียกว่า Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs model (NARX) ซึ่งเป็นโมเดลแบบ linear-in-the-parameters โดยเลือกใช้ฟังก์ชัน polynomial เป็น kernel function หรือที่เรียกว่า polynomial NARX model เนื่องจากมีโครงสร้างที่ง่ายในการหาค่าพารามิเตอร์ของโมเดล โดยมีตัวอย่างงานวิจัยที่ประสบความสำเร็จในการนำโครงสร้างโมเดลแบบ NARX นี้มาใช้ตรวจจับความผิดปกติที่เกิดขึ้นบนระบบมากมาย เช่น ผลงานของ (Tang,

M., 2009; J.S., Sakellariou, 2002) โมเดลแบบ NARX นี้ถูกนำมาใช้เป็น process model ดังรูปที่ 1.2 เพื่อสร้างสัญญาณตกค้างด้วยการเปรียบเทียบโมเดลกับวาล์วขณะใช้งาน จากนั้นนำสัญญาณตกค้างมาวิเคราะห์เพื่อตรวจจับความผิดปกติขึ้น จากการเปลี่ยนแปลงลักษณะของสัญญาณตกค้าง ซึ่งสามารถทำได้หลายวิธี เช่น limit checking, rule selection และ การตรวจจับการเปลี่ยนแปลง (change detection) วิธีการ limit checking นั้นเป็นวิธีการดั้งเดิมโดยเปรียบเทียบค่าของสัญญาณตกค้างกับค่าปรับตั้ง (threshold) ที่กำหนด ซึ่งมีข้อเสียที่วิธีการนี้ไม่ robust เนื่องจากอาจเกิดความผิดพลาดแบบ false alarm นั่นคือ มีการระบุว่ามีความผิดปกติขึ้น ในขณะที่ในความเป็นจริงแล้วระบบทำงานปกติ ความผิดพลาดดังกล่าวมักเกิดจากสัญญาณรบกวนในระบบ วิธีการ rule selection ใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณตกค้างโดยใช้การตัดสินใจแบบฟัซซี่ลอจิก (Peter Balle, 2000) โดยอาศัยสัญญาณตกค้างหลายตัวเพื่อนำมาใช้วินิจฉัยความผิดปกติที่เกิดขึ้น ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการการตรวจจับการเปลี่ยนแปลง (change detection) ซึ่งหลายวิธี เช่น cumulative summation (CUSUM) (Page, E.S., 1954, Zhao, Q., 2009; Xie, J., 2007), likelihood-based test หรือ adaptive filter (Heath, R.A., 1982) วิธี CUSUM เป็นการทดสอบและตรวจจับการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางสถิติของลักษณะสัญญาณตกค้าง เช่น ค่าเฉลี่ย (mean) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation) หรือค่าความแปรปรวน (variance) เมื่อระบบมีพฤติกรรมทางไดนามิกเปลี่ยนแปลงไปอันเนื่องมาจากความผิดปกติที่เกิดขึ้น

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นในการพัฒนาเทคนิคการวิเคราะห์ความถี่เชิงใช้งานของลวดโลหะผสมจำรูปที่สามารถทำการตรวจสอบแบบออนไลน์ได้เพื่อประยุกต์กับการออกแบบฟังก์ชันการตรวจสอบตัวเองของวาล์วแบบอัจฉริยะที่ใช้โลหะผสมจำรูปเป็นตัวขับเคลื่อนวาล์ว โดยทดสอบเทคนิคที่พัฒนากับวาล์วควบคุมจากงานวิจัยของ อุกฤษฎ์ (อุกฤษฎ์, 2008) ซึ่งศึกษาและออกแบบวาล์วควบคุมโดยใช้โลหะผสมจำรูปชนิดเส้นลวดเป็นแอคชูเอเตอร์ กระบวนการทำงานของวาล์วควบคุมด้วยความร้อนบนโลหะผสมจำรูป โดยใช้ตัวควบคุมแบบ PID บนคอมพิวเตอร์ เทคนิคที่พัฒนาอาศัยการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการอธิบายพฤติกรรมทางไดนามิกของโลหะผสมจำรูป และคาดว่าหากโครงการนี้สำเร็จจะได้วิธีการตรวจสอบความเสื่อมสภาพของวัสดุแบบใหม่ ซึ่งไม่ทำลายวัสดุและสามารถตรวจสอบความเสื่อมสภาพได้ทันทีในขณะที่ใช้งาน

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. พัฒนาวิธีการตรวจสอบ และวินิจฉัยความผิดปกติที่เกิดจากความถี่บนโลหะผสมจำรูปเมื่อนำไปใช้งานเป็นตัวขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม
2. วิเคราะห์และจัดระดับความถี่เชิงใช้งานของโลหะผสมจำรูปเมื่อนำไปใช้งานเป็นตัวขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม

3. ทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้ตรวจจับและวินิจฉัยความผิดปกติของโลหะผสมจำรูปเมื่อนำไปใช้งานเป็นตัวขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม
4. สร้างต้นแบบของวาล์วควบคุมอัจฉริยะ (smart control valve) ที่มีฟังก์ชันการตรวจสอบตัวเอง (self-validation) ได้

1.3 ประโยชน์และผลที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1. ทราบผลการตอบสนองของโลหะผสมจำรูปเมื่อได้รับความล้าจากการใช้งาน
2. สร้างอัลกอริทึมเพื่อตรวจจับและวินิจฉัยความผิดปกติของโลหะผสมจำรูปเมื่อนำไปใช้งานเป็นตัวขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม
3. เป็นแนวทางการพัฒนาเพื่อสร้าง วาล์วอัจฉริยะ ที่ขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูป
4. พัฒนาระบบตรวจจับความผิดปกติด้วยอัลกอริทึมที่เหมาะสมกับวาล์วควบคุม
5. นำไปปรับปรุงและประยุกต์ใช้ในงานอุตสาหกรรมเกี่ยวกับวาล์วควบคุมได้

1.4 ขอบเขตงานวิจัย

1. ศึกษาพฤติกรรมของความล้าของโลหะผสมจำรูปสำหรับขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์
2. ออกแบบการทดสอบการสร้างความล้าให้เหมาะสมกับโลหะผสมจำรูปสำหรับขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์
3. พัฒนาระบบการตรวจจับความผิดปกติเฉพาะสำหรับวาล์วต้นแบบในขณะใช้งาน

1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. ศึกษาอิทธิพลของความล้าที่เกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูป
2. ศึกษาผลกระทบเมื่อเกิดความล้าขึ้นบนโลหะผสมจำรูปต่อวาล์วควบคุม
3. การสร้างความล้าจากการใช้งานโลหะผสมจำรูปสำหรับขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ของวาล์วควบคุม
4. การโมเดลความล้าด้วยโมเดลแบบ NARX
5. ตรวจจับความล้าที่เกิดขึ้น โดยใช้โมเดล
6. แก้ไขปรับปรุงการทำงานและจัดทำผลการทดลองรวมทั้งหมด
7. จัดทำรายงานฉบับสมบูรณ์

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

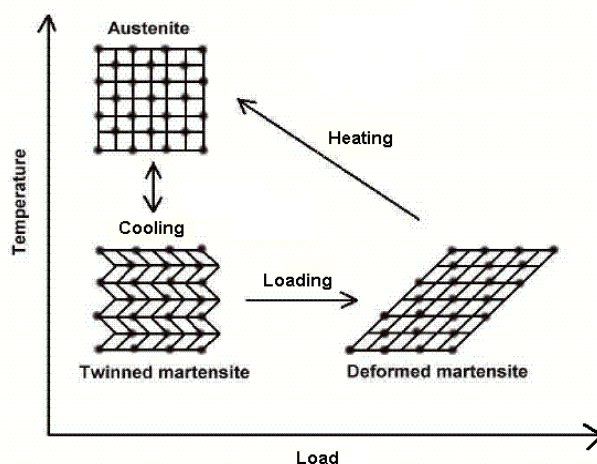
2.1 บทนำ

ในบทนี้จะอธิบายถึงทฤษฎีต่างๆที่มีความสำคัญในการทำวิจัยสำหรับการวินิจฉัยความล้าที่เกิดบนวาล์วควบคุมที่ใช้โลหะผสมจำรูปเป็นตัวขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ ส่วนแรกกล่าวถึงแอกชูเอเตอร์ที่ใช้เพื่อกระตุ้นวาล์วควบคุมซึ่งมีเส้นลวดโลหะผสมจำรูปเป็นส่วนประกอบสำคัญ ส่วนที่สองกล่าวถึงความล้าจากการใช้งานโลหะผสมจำรูปในการขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม และส่วนที่สามกล่าวถึงการตรวจวัดความล้าของโลหะผสมจำรูปที่ใช้เป็นตัวขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์บนวาล์วควบคุม

2.2 แอกชูเอเตอร์ที่ขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูปสำหรับวาล์วควบคุม

แอกชูเอเตอร์ คือ อุปกรณ์ที่มีคุณสมบัติในการกระตุ้น สามารถตอบสนองต่อสิ่งเร้าให้กำเนิดแรงได้ โดยอาศัยหลักการเปลี่ยนรูปพลังงานอื่นได้เช่น พลังงานทางไฟฟ้าเปลี่ยนเป็นพลังงานทางกล หรือความร้อนเปลี่ยนเป็นการเคลื่อนที่เชิงกลของวัสดุ แอกชูเอเตอร์ที่จะใช้ในงานวาล์วควบคุมมักใช้ลม (pneumatic) มอเตอร์ และไฮดรอลิก เป็นส่วนใหญ่ ในงานวิจัยนี้ได้ประยุกต์เอาโลหะผสมจำรูปมาเป็นตัวแอกชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุมแทนระบบที่ใช้ลม มอเตอร์ หรือไฮดรอลิก

2.2.1 โลหะผสมจำรูป

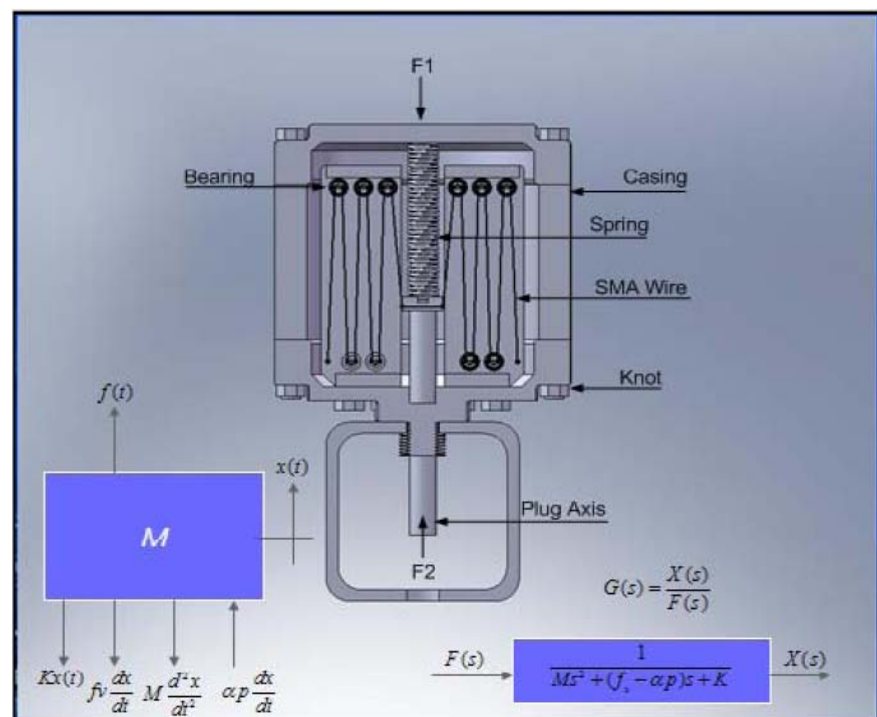


รูปที่ 2.1 แผนภาพกลไกอย่างง่ายของการจำรูปของโลหะผสมจำรูป (Ryhanen, Jorma, 1999)

โลหะผสมจำรูปจัดเป็นวัสดุฉลาดเนื่องจากสามารถเปลี่ยนแปลงรูปร่างได้เมื่ออุณหภูมิสูงขึ้น ในขณะที่ปกติหรือก่อนการเปลี่ยนแปลงรูปร่างโลหะผสมจำรูปมีโครงสร้างแบบทวินด์มาร์เทนไซต์ (twin

martensite) เมื่อทำการดัดแปลงรูปร่างของชิ้นงาน โลหะผสมจำรูป นอกจากลักษณะของชิ้นวัสดุที่ปรากฏจะเปลี่ยนไปแล้ว โครงสร้างภายในจะเปลี่ยนไปเป็นมาร์เทนไซต์ที่ถูกเปลี่ยนร่าง (deformed martensite) เมื่อทำให้ชิ้นโลหะร้อนขึ้นจนกระทั่งอุณหภูมิสูงถึงค่าหนึ่งซึ่งเรียกว่า อุณหภูมิเปลี่ยนรูป (transformation Temperature) โครงสร้างจะเปลี่ยนเป็นออสเทนไนต์ (austenite) โดยรูปร่างของชิ้นโลหะที่ปรากฏต่อสายตาจะมีลักษณะเหมือนกับรูปร่างของชิ้นโลหะก่อนการแปรรูป แม้ว่าออสเทนไนต์และทวินด์มาร์เทนไซต์จะมีโครงสร้างต่างกันก็ตาม เมื่อปล่อยให้ชิ้นงานเย็นตัวลงมา โครงสร้างของชิ้นงานจะเปลี่ยนเป็นทวินด์มาร์เทนไซต์อีกครั้ง จะเห็นว่าการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างที่เกิดขึ้นตลอดทั้งกระบวนการ ทำให้โลหะผสมจำรูปสามารถกลับคืนสู่สภาพเดิมก่อนถูกเปลี่ยนรูปร่างดังรูปที่ 2.1

2.2.2 แอคชูเอเตอร์



รูปที่ 2.2 โครงสร้างภายในของแอคชูเอเตอร์

วาล์วควบคุมที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นการวิจัยต่อยอดจาก อุกฤษณ์ (อุกฤษณ์, 2008) ซึ่ง ได้ออกแบบแอคชูเอเตอร์สำหรับวาล์วควบคุมมีโครงสร้างดังรูป 2.2 ซึ่ง โครงสร้างที่เห็นในรูปทำมาจากอลูมิเนียมถูกออกแบบให้แขวนเส้นลวดผ่านเบร้งเพื่อจัดการกับความยาวของเส้นลวดที่มีมากกว่าขนาดของแอคชูเอเตอร์และยึดปลายด้านนอกของเส้นลวดทั้งสองเส้นให้ติดกับโครง ส่วนปลายด้านในทั้งสองเส้นต่อ

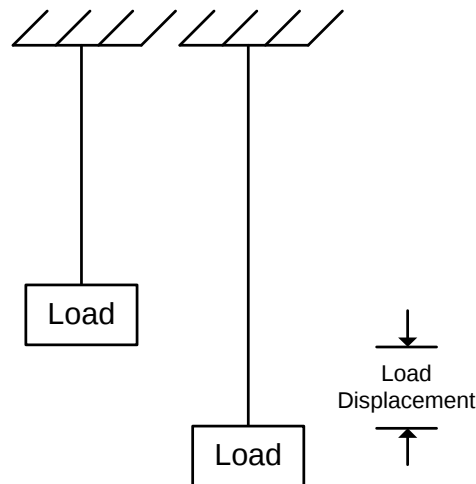
กับ plug stem ของแอกชูเอเตอร์ก่อนจะนำไปยึดเข้ากับก้านวาล์ว โดยด้านปลายของเส้นลวดทั้งสอง เส้นนั้นจะเป็นจุดที่จ่ายกระแสไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าจะไหลผ่านเส้นลวดโลหะผสมจำรูปลงกราวด์ เมื่อกระแสไฟฟ้าไหลผ่านเส้นลวดโลหะทั้งสองเส้นก็จะทำให้เส้นลวดนั้นหดตัวและดึงตัว plug stem ขึ้นตามระยะที่กำหนดได้ด้วยวิธีการควบคุมกระแสไฟฟ้าผ่านเส้นลวดโลหะผสมจำรูป

2.3 ความล้าจากการใช้งานโลหะผสมจำรูปที่ใช้ขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ในวาล์ว

ควบคุม

ความล้าในโลหะผสมจำรูปสามารถแบ่งได้เป็นสองประเภทได้แก่ ความล้าทางโครงสร้าง (structural fatigue) ความล้าจากการใช้งาน (functional fatigue) ความล้าทางโครงสร้างหมายถึงโลหะผสมจำรูปที่ได้รับจำนวนรอบของโหลดทางกลที่สูงจะทำให้โลหะผสมจำรูปเสียหาย มีการแสดงผลกระทบจากการเกิดความล้าด้วยรอยร้าวที่เกิดขึ้นบน โครงสร้างทางกายภาพของเส้นลวดโลหะผสมจำรูป (Gall, K., 2001) และความล้าจากการใช้งานเกิดจากการถูกกระทำด้วยโหลดทางกลและความร้อน ซึ่งทำให้โลหะผสมจำรูปมีคุณสมบัติเปลี่ยนแปลงไป เช่น มีการเปลี่ยนแปลงความกว้างของอัสเทอริซิส หรือการเปลี่ยนแปลงระยะยี่ด (Farias Nascimento, M.M.S., 2006; Meier, H., 2009) ซึ่งความล้าจากการใช้งานของโลหะผสมจำรูปทำให้เกิดการเสื่อมสภาพไปจากสถานะปกติ ความล้าที่ศึกษาในงานวิจัยนี้เป็นความล้าที่เกิดจากการใช้งาน โดยหมายถึงการสูญเสียความสามารถในการคืนรูปของเส้นลวดโลหะผสมจำรูปที่เกิดจากพลังงานความร้อนเมื่อเทียบกันระหว่างการใช้งานครั้งแรกกับครั้งถัดไป เมื่อผ่านภาระทางกลและความร้อนในปริมาณที่มากขึ้น

ระดับความล้าสามารถอธิบายได้ดังนี้ เมื่อเปิด/ปิดการทำงานของโลหะผสมจำรูปในแต่ละครั้ง โดยการป้อนกระแสและตัดกระแสที่จ่ายให้กับโลหะผสมจำรูป จะเกิดระยะการยืดหดของโลหะผสมจำรูป (รูปที่ 2.3) โดยสันนิษฐานว่าเมื่อเกิดความล้ามากขึ้น ระยะในการยืดหดของโลหะผสมจำรูป ในแต่ละรอบการทำงานจะมีแนวโน้มลดลง



รูปที่ 2.3 ผลกระทบจากความล้าที่ทำให้ระยะการยืดหดของโลหะผสมจำรูปเปลี่ยนแปลงที่จำนวนรอบต่างๆ

ในงานวิจัยนี้นิยามความล้าเชิงใช้งานดังสมการที่ 2.1

$$\text{Functional fatigue} = \left(1 - \frac{D(N)}{D(1)}\right) \times 100\% \quad (2.1)$$

กำหนดให้

$D(1)$ คือ ระยะทางของโลหะผสมจำรูปเมื่อมีการหัดตัวรอบที่ 1

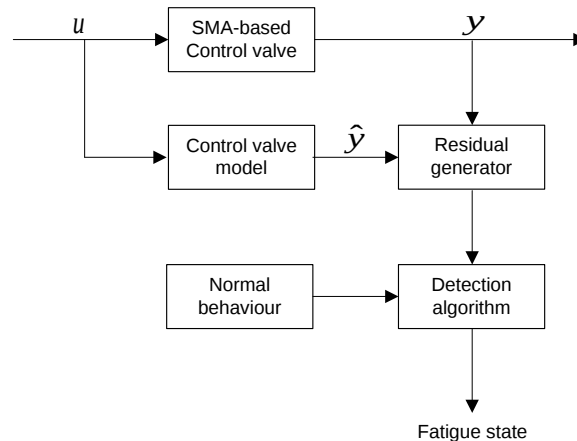
$D(N)$ คือ ระยะทางของโลหะผสมจำรูปเมื่อมีการหัดตัวรอบที่ N

การสร้างนิยามความล้าเชิงใช้งานเป็นปริมาณเชิงตัวเลข เพื่อให้มีเกณฑ์ในการบ่งบอกระดับของความล้าที่เกิดขึ้นบนวาล์วควบคุมที่ทดสอบ

2.4 การตรวจจับความล้าในโลหะผสมจำรูปที่ใช้ขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม

ดังที่ได้กล่าวในบทที่ 1 งานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีการ model-based ในการตรวจจับความล้าของวาล์วทดสอบ โดยมีแผนภาพการทำงานแสดงดังรูปที่ 2.4 มีการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สามารถอธิบายลักษณะการตอบสนองของระบบเพื่อสร้างสัญญาณตกค้าง (residual signal) และตรวจสอบระดับความล้าโดยการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงลักษณะของสัญญาณตกค้าง

การจัดระดับและระบุความล้ามีการศึกษาวิธีการทั้งแบบออฟไลน์และแบบออนไลน์ โดยพยายามแบ่งความล้าออกเป็น 3 ระดับ คือ ระดับปกติ ระดับความล้าปานกลาง และระดับความล้าสูง ซึ่งหมายถึงสมควรต้องมีการเปลี่ยนลวด การจัดกลุ่มความล้าแบบออฟไลน์นั้นเลือกใช้วิธี k-means clustering ในขณะที่การระบุความล้าแบบออนไลน์ใช้เทคนิค CUSUM มาตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณตกค้าง



รูปที่ 2.4 ระบบตรวจจับความล้าในวาล์วควบคุม

สัญญาณตกค้างที่เหมาะสมได้มาจากโมเดลที่สามารถอธิบายระบบวาล์วควบคุมได้เป็นอย่างดี ดังนั้นการเลือกรูปแบบของโมเดลที่ใช้จึงมีความสำคัญอย่างมากสำหรับงานวิจัยนี้ การเลือกโมเดลที่เหมาะสมควรพิจารณาจากความง่ายของโครงสร้างโมเดล ความสะดวกในการหาตัวแปรในโมเดล และความเหมาะสมในการประยุกต์ใช้พัฒนาวาล์วควบคุมให้เป็นวาล์วควบคุมแบบอัจฉริยะที่มีฟังก์ชันการตรวจสอบตนเอง ซึ่งในที่นี้เลือกใช้โมเดลแบบ NARX

2.4.1 โมเดลแบบ NARX (Nonlinear Auto Regressive eXogenous)

Nonlinear Auto Regressive eXogenous model (NARX) เป็นโมเดลแบบ linear-in-the-parameters ซึ่งเป็นโมเดลที่ได้รับความนิยมโดยเฉพาะในงานด้านวิศวกรรม โดยใช้ฟังก์ชัน polynomial เป็น kernel function (polynomial NARX modelling)

โมเดลแบบ NARX เป็นรูปแบบหนึ่งของโมเดลแบบ NARMAX (Leontaritis, I.J. & Billings, S.A., 1985a,b) ซึ่งมีสมการดังนี้

$$y(k) = F(y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u), \xi(k-1), \dots, \xi(k-n_\xi)) + \xi(k) \quad (2.2)$$

โดยที่ $f(\cdot)$ คือฟังก์ชันแบบไม่เชิงเส้น $u(\cdot)$ เป็นอินพุตของโมเดล $y(\cdot)$ เป็นเอาต์พุตของโมเดล และ $\xi(\cdot)$ เป็นเทอมของสัญญาณรบกวนแบบ white noise และมี n_y, n_u และ n_ξ เป็น ค่า maximum lag ของ $y(\cdot), u(\cdot)$ และ $\xi(\cdot)$ ตามลำดับ

เมื่อตัดเทอมของ moving average ออกไปจะได้โมเดลแบบ NARX ซึ่งสามารถเขียนได้ดังนี้

$$y(k) = F(y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u)) + \xi(k) \quad (2.3)$$

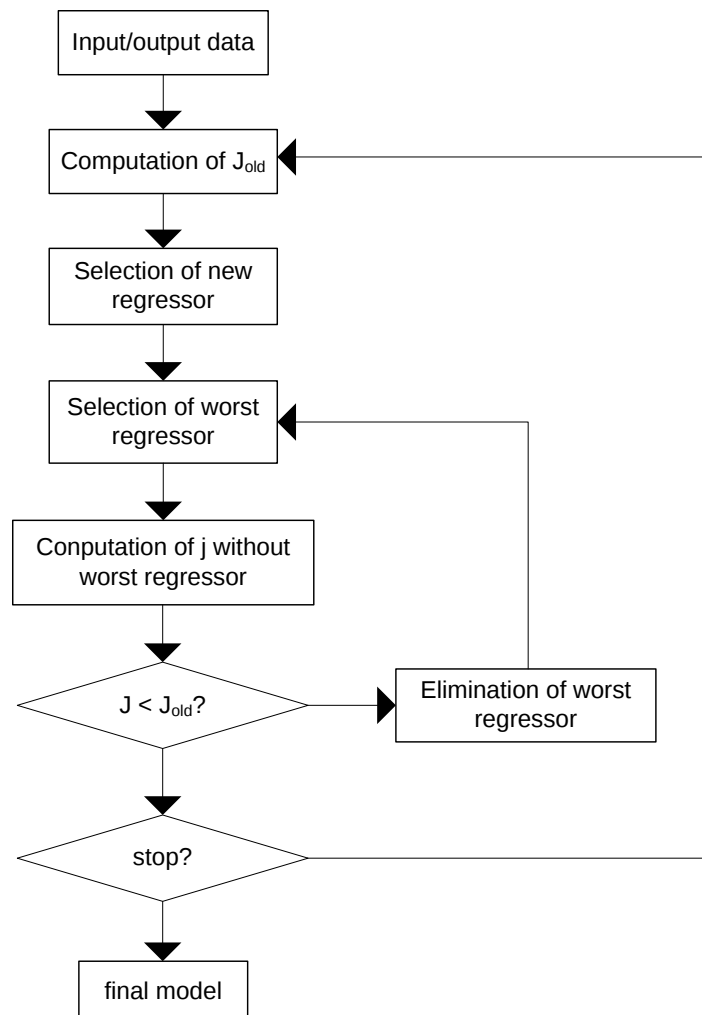
เนื่องจากจำนวนเทอมที่เป็นไปได้ของโมเดลแบบ NARX มีจำนวนมาก โดยเมื่อค่า maximum lag กำหนดมีค่ามากจำนวนเทอมดังกล่าวก็จะมากตามไปด้วย การสร้างโมเดลที่ดีจะต้องเลือกโมเดลที่มีโครงสร้างน้อยที่สุดที่จะสามารถอธิบายระบบให้ดีขึ้นเพื่อลดความยุ่งยากในการนำโมเดลไปใช้งาน ดังนั้นการเลือกโครงสร้างโมเดล (model structure selection) จึงมีความสำคัญมาก ในงานนี้หาโครงสร้างของโมเดลแบบ NARX โดยใช้อัลกอริทึม SEMP (Piroddi, L. & Spinelli, W., 2003) ซึ่งมีส่วนการทำงานหลักสองส่วนได้แก่ การเพิ่มเทอมที่เป็นไปได้ลงไปในโมเดล และการตัดเทอมที่มีความไม่เหมาะสมกับระบบหรือมีอิทธิพลต่อระบบน้อยออกไป ขั้นตอนการเพิ่มเทอมที่เป็นไปได้ลงไปในโมเดลพิจารณาจากค่า SRR (simulation error reduction ratio) หาได้ดังสมการ

$$[SRR]_j = \frac{MSSE(\mathcal{M}_i) - MSSE(\mathcal{M}_{i+1})}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N y^2(t)} \quad (2.4)$$

เมื่อ $\mathcal{M}_i$ คือโมเดลที่ได้จาก iteration ที่ i และ $\mathcal{M}_{i+1}$ คือ candidate model ที่ได้จาก iteration ที่ $i+1$ เมื่อเพิ่มเทอม j เข้าไปในโมเดล และ MSSE คือ mean square simulation error

สำหรับอัลกอริทึม SEMP จะดำเนินการเลือกเทอมทั้งหมดที่เป็นไปได้ทีละเทอม จากเทอมที่เป็นไปได้ทั้งหมดมาเพิ่มเข้าในสมการโมเดล โดยเลือกจากเทอมที่ทำให้เกิดค่า SRR มากที่สุด ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างค่า $MSSE(\mathcal{M}_i)$ ของโมเดลปัจจุบันเปรียบเทียบกับค่า $MSSE(\mathcal{M}_{i+1})$ เมื่อเพิ่ม candidate term j เข้าไป หากค่า SRR มีค่าเป็นบวกมากแสดงให้เห็นว่าเทอม regressor ใหม่ที่เพิ่มเข้าไปทำให้โมเดลดีขึ้น ซึ่งเทอม regressor ที่มีค่า SRR มากที่สุดของเทอมทั้งหมดที่เป็นไปได้ คือ

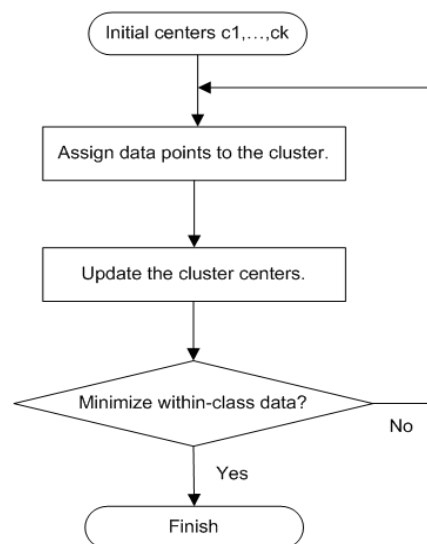
เทอม regressor ที่ดีที่สุดที่ควรเพิ่มให้แก่โมเดล หลังจากมีการเพิ่มเทอมเข้าไป ขั้นตอนถัดไปคือการตัดเทอม regressor ที่มีความไม่เหมาะสมกับระบบหรือมีอิทธิพลต่อระบบน้อยออกไปด้วยวิธีการ pruning เนื่องจากเมื่อเพิ่มเทอม regressor บางเทอมเข้าไปใน โมเดล เทอม regressor ที่มีอยู่เดิมอาจจะลดความสำคัญและอิทธิพลลง ซึ่งสมควรตัดเทอม regressor นั้นออกจากโมเดล เพื่อให้เหลือเพียงเทอมที่มีความสำคัญเท่านั้น ผลลัพธ์ที่ได้จะช่วยทำให้โมเดลมีขนาดเล็กลงเหลือเพียงเทอมที่น้อยที่สุดและมีประสิทธิภาพที่สุดในการอธิบายระบบเพื่อให้ง่ายแก่การนำไปประยุกต์ใช้ ขั้นตอนการทำงานของอัลกอริธึมดังแสดงรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 โฟลว์ไคอะแกรมของการหาโมเดลด้วยวิธี SEMP เมื่อ J และ J_{old} คือ objective function ที่ใช้ในการพิจารณาเลือกจัดเทอม ในที่นี้ใช้ SRR เป็น objective function (Piroddi, L., 2003)

2.4.2 การวิเคราะห์ความคล้ายแบบออฟไลน์ด้วยวิธี k-means clustering

สำหรับการวิเคราะห์ความคล้ายแบบออฟไลน์ ได้เลือกใช้การจัดกลุ่มข้อมูลแบบ k-means clustering เป็นวิธีการในการแบ่งข้อมูลที่มีออกเป็น k กลุ่ม มีข้อดีที่วิธีการนี้เป็นวิธีการแบบ unsupervised learning ซึ่งไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลต้นแบบในการเปรียบเทียบ สามารถแบ่งกลุ่มได้จากข้อมูลที่มีอยู่เพียงชุดเดียวจึงเหมาะสมกับการพิจารณาในขั้นตอนนี้ของการวิจัย k-means clustering จะพิจารณาจากการวัดความเหมือนของข้อมูลจากระยะห่างระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่ม (centroid) ในการแบ่งกลุ่ม โดยจุดศูนย์กลางซึ่งเป็นตัวแทนของกลุ่มคำนวณได้จากค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งหมดในกลุ่มนั้นๆ หลังจากจัดข้อมูลเข้ากลุ่มแล้ว ทำการคำนวณค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มใหม่ ขั้นตอนดังกล่าวจะกระทำจนกว่าผลรวมของระยะระหว่างข้อมูลในกลุ่ม (within-class data) กับจุดศูนย์กลางกลุ่มมีค่าต่ำที่สุด มีโฟลว์ไดอะแกรมของอัลกอริธึม kmeans clustering ดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 โฟลว์ไดอะแกรมของอัลกอริธึม kmeans clustering

ผลรวมของระยะห่างระหว่างข้อมูลภายในกลุ่มกับจุดศูนย์กลางของกลุ่ม ($W(C)$) คำนวณในรูปของ Euclidian distance ดังนี้

$$W(C) = \sum_{j=1}^k N_j \sum_{C(i)=j} \|x_i - c_j\|^2 \quad (2.5)$$

เมื่อ x_i เมื่อ ชุดข้อมูลภายในกลุ่มของ iteration ที่ i , c_j คือ จุดศูนย์กลางของกลุ่มที่ j , $C(i)$ แทน หมายเลขคลัสเตอร์ใน iteration ที่ i , N_j คือ จำนวนข้อมูลของคลัสเตอร์ที่ j และ k คือ จำนวนคลัสเตอร์ทั้งหมดที่ต้องการจัดกลุ่ม

ในงานวิจัยนี้ นำ k-means clustering มาวิเคราะห์ความล้าแบบออนไลน์ โดยได้ทำการแบ่งกลุ่มของความล้าของวาล์วเป็น 3 ระดับ ได้แก่ความล้าระดับต่ำ ระดับกลาง และระดับสูง โดยนำค่าตัวแปรต่างๆ ของโมเดลร่วมกับค่าทางสถิติของสัญญาณตกค้างที่มีนัยสำคัญในการแสดงลักษณะผลกระทบต่อความล้าได้ชัดเจนมาใช้เป็นลักษณะสำคัญ (features) ในการจัดกลุ่มความล้าและจะกล่าวถึงโดยละเอียดอีกครั้งในบทที่ 4

2.4.3 การวิเคราะห์ความล้าแบบออนไลน์ด้วยอัลกอริธึม CUSUM

การวิเคราะห์ความล้าแบบออนไลน์ในวาล์วควบคุมได้เลือกใช้ Cumulative sum (CUSUM) เป็นเทคนิคที่ใช้ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางสถิติของสัญญาณ (Page, E.S., 1954) ซึ่งงานวิจัยนี้เลือกใช้ Wald's CUSUM Sequential Probability Ratio Test (SPRT) ในการตรวจจับการเกิดการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ย (mean) หรือ ค่าความแปรปรวน (variance) ของสัญญาณตกค้างที่นำมาวิเคราะห์ เนื่องจากความง่ายในการสร้างและสามารถใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาเป็นฟังก์ชันการตรวจสอบตัวเองในวาล์วควบคุมแบบออนไลน์ได้

พิจารณาให้ $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ เป็นชุดข้อมูลที่ต้องการตรวจจับการเปลี่ยนแปลง ซึ่งในที่นี้หมายถึงสัญญาณตกค้างที่ใช้พิจารณาความล้า การเปลี่ยนแปลงความล้าพิจารณาจากค่า cumulative sum (g_k) ของ log-likelihood ratio (s_i) ที่มีการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร θ ซึ่งใช้เป็นตัวบอกความแตกต่างระหว่างสมมติฐานของสถานะของระบบในสภาวะปกติ $H_0 : \theta = \theta_0$ กับสถานะของระบบในช่วงที่เกิดการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรทางสถิติที่พิจารณา $H_1 : \theta = \theta_1$ ซึ่ง CUSUM ของ log-likelihood ratio คำนวณได้ดังนี้

$$g_k = \max_{1 \leq j \leq k} \sum_{i=j}^k s_i \quad \text{โดยที่} \quad s_i = \log \left(\frac{p_{\theta_1}(x_i)}{p_{\theta_0}(x_i)} \right) \quad (2.6)$$

ถ้าในสภาวะปกติความน่าจะเป็นของ $p_{\theta_0}(x_i)$ จะมีค่ามากกว่า $p_{\theta_1}(x_i)$ ซึ่งทำให้ g_k มีค่าเป็นลบ เนื่องจากผลหารของตัวตั้งต้นที่มีค่าน้อยกว่าตัวหาร หากในสภาวะที่มีการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณที่นำมาใช้จะทำให้ g_k มีค่าเป็นบวกและเพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ เนื่องจากผลหารของตัวตั้งต้นที่มีค่ามากกว่าตัวหาร โดยที่เมื่อ i คือ ข้อมูลตัวที่ i และ p_θ คือฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นของ θ ซึ่งสมมุติว่าเป็นแบบปกติและมีรูปแบบดังนี้

$$p_\theta(r) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y-u)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.7)$$

เมื่อ σ คือค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน, μ คือเฉลี่ยของสัญญาณที่พิจารณา และ y คือสัญญาณที่นำมาตรวจจับการเปลี่ยนแปลงทางสถิติ

รูปแบบของอัลกอริทึม CUSUM เขียนแบบ recursive ได้ดังนี้

$$g_k = \max(g_{k-1} + s_k, 0) \quad (2.8)$$

สำหรับการพิจารณาการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ย ภายใต้สมมติฐานที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ หรือมีค่าคงที่ และค่าเฉลี่ยมีการเปลี่ยนแปลงในสถานะปกติและสถานะที่เกิดการเปลี่ยนแปลงเป็น μ_0 และ μ_1 ตามลำดับ สามารถคำนวณ s_i ได้ดังนี้

$$s_i = \frac{u_1 - u_0}{\sigma^2} (y_i - \frac{u_1 + u_0}{2}) \quad (2.9)$$

โดยอาศัยแนวคิดดังกล่าว อัลกอริทึมแบบ CUSUM สามารถนำมาใช้พิจารณาการเปลี่ยนแปลงค่าความแปรปรวนของสัญญาณได้เช่นเดียวกัน โดยสมมติให้ค่าเฉลี่ยมีค่าคงที่เป็น μ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะปกติเป็น σ_0 และสถานะหลังการเปลี่ยนแปลงเป็น σ_1 สามารถคำนวณค่า CUSUM ของ log-likelihood ratio ได้ดังนี้

$$s_i = \log\left(\frac{\sigma_1}{\sigma_0}\right) + \left(\frac{1}{\sigma_0^2} + \frac{1}{\sigma_1^2}\right) \frac{(y_k - \mu)^2}{2} \quad (2.10)$$

สัญญาณเตือน (alarm) จะเกิดขึ้นเมื่อค่า g_k มีค่าเพิ่มขึ้นมากกว่าค่า threshold (T) เวลาที่เกิดสัญญาณเตือนสามารถหาได้ดังนี้

$$t_a = \min\{k : g_k \geq T\} \quad (2.11)$$

โดยที่ T คือ threshold และ t_a คือเวลาที่ตรวจพบความผิดปกติ ซึ่งแสดงการตรวจจับโดยใช้เวลาที่น้อยที่สุดที่ค่า CUSUM จะมีค่ามากกว่าระดับ threshold

ตัวอย่างที่ 2.1: การทำงานของอัลกอริทึม CUSUM

ตัวอย่างนี้เป็นการทดสอบการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงค่าความแปรปรวนด้วยอัลกอริทึม CUSUM เพื่อพิจารณาข้อดีข้อเสียของอัลกอริทึมเริ่มจากการสร้างสัญญาณแบบ Gaussian ที่มีค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะเริ่มต้นเป็น 1 ที่ 1-1000 ข้อมูล ต่อด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะที่เกิดการ

เปลี่ยนแปลงเป็น 1.5 ที่ 1001-2000 ข้อมูล และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะที่เกิดการเปลี่ยนแปลงเป็น 2 ที่ 2001-3000 ข้อมูล ดังรูป 2.7 (a) ตามลำดับ

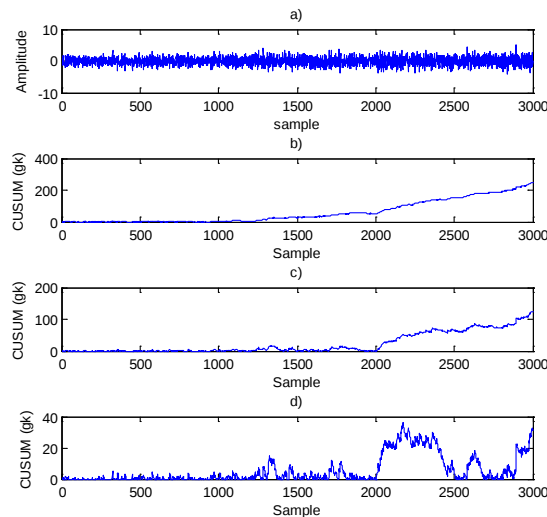
นำสัญญาณที่สร้างขึ้นมาทดสอบกับอัลกอริทึม CUSUM ซึ่งมีการคำนวณค่า CUSUM โดยใช้สมการที่ 2.10 ซึ่งจำเป็นต้องกำหนดตัวแปร μ , σ_0 และ σ_1 จากนั้นคำนวณแบบ recursive ดังสมการที่ 2.8

ในการใช้งานจะกำหนดให้ μ และ σ_0 ได้จากการประมาณข้อมูลในช่วงเริ่มต้นจำนวน M ข้อมูล โดยเลือกใช้ M ที่ 250 มีรูปแบบสมการดังสมการที่ 2.12 และ 2.13

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M r_i \quad (2.12)$$

$$\sigma_0 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (r_i - \mu)^2}{M}} \quad (2.13)$$

จากนั้นสังเกตอิทธิพลในการตรวจจับค่าการเปลี่ยนแปลงความเบี่ยงเบนมาตรฐานที่เกิดจากการกำหนด σ_1 ด้วยวิธีการต่างๆ ดังรูปที่ 2.7 (b), (c) และ (d)



รูปที่ 2.7 ผลการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงความเบี่ยงเบนมาตรฐานด้วย CUSUM

- (a) สัญญาณแบบ Gaussian ที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
- (b) ค่า CUSUM กรณี $\sigma_1 = 1.5\sigma_0$
- (c) ค่า CUSUM กรณี $\sigma_1 = 2\sigma_0$
- (d) ค่า CUSUM กรณี $\sigma_1 = 3\sigma_0$

จากรูปที่ 2.7 (b), (c) และ (d) แสดงผลลัพธ์ของสัญญาณทดสอบด้วยการกำหนดตัวแปร σ_1 ที่ 1.5 เท่า, 2 เท่า และ 2.5 เท่าของ σ_0 ตามลำดับ เห็นได้ว่าการกำหนดตัวแปรดังกล่าวมีอิทธิพลโดยตรงต่อประสิทธิภาพในการตรวจจับ กล่าวคือหากค่า σ_1 ไม่เหมาะสมกับขนาดความเบี่ยงเบนมาตรฐานจะทำให้ผลลัพธ์ของค่า CUSUM ไม่ชัดเจน ดังแสดงในรูป 2.7 กราฟย่อยที่ 3 และหากค่า σ_1 มีขนาดใหญ่เกินกว่าความเป็นจริงมากจะทำให้ค่า CUSUM ที่ได้ไม่สามารถนำมาใช้บ่งชี้การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นได้ ดังแสดงในรูป 2.7 กราฟย่อยที่ 4 ซึ่งการกำหนดตัวแปรนี้ให้มีความเหมาะสมมักจะกำหนดโดยการทดสอบโดยใช้ตัวแปร σ_1 ที่ละค่า จนได้เอาท์พุตที่ดีที่สุด แสดงให้เห็นว่าการกำหนดตัวแปรนี้มีความเซนซิทิฟเป็นอย่างมาก

2.4.4 การวิเคราะห์ความล่าแบบออนไลน์ด้วยอัลกอริธึม adaptive CUSUM

ปัญหาในการใช้งานอัลกอริธึมแบบ CUSUM คือ ต้องมีการกำหนดค่าตัวแปรหลายตัวในการใช้งาน ได้แก่ ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะก่อนและหลังการเปลี่ยนแปลง รวมถึงการกำหนดค่า threshold ที่ใช้ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงด้วย การกำหนดค่าดังกล่าวส่วนใหญ่ไม่มีข้อกำหนดตายตัวและกำหนดได้จากทดสอบแบบ trial and error ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการเลือกค่าตัวแปรดังกล่าวอย่างมีเหตุผลและกำหนดค่าต่างๆ โดยอัตโนมัติ โดยให้ตัวแปรต่างๆที่ใช้ในอัลกอริธึมปรับตัวให้เหมาะสมในการคำนวณเพื่อให้สามารถประยุกต์ใช้ CUSUM ได้กับงานที่สัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงลักษณะทางสถิติมากกว่าหนึ่งครั้งในระหว่างขั้นตอนการตรวจจับ (Alippi, C., 2006) การกำหนดตัวแปรต่างๆที่ใช้ในอัลกอริธึมมีความสำคัญมากดังที่ได้กล่าวถึงปัญหาในข้างต้น ดังนั้นจึงมีวิธีการกำหนดตัวแปรที่ใช้ดังหัวข้อต่อไปนี้

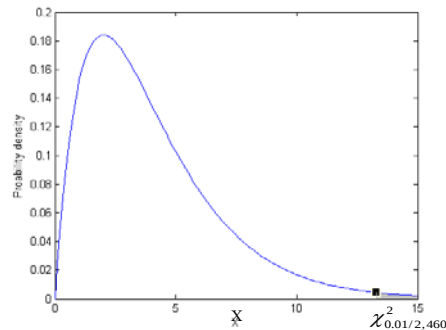
2.4.4.1 การกำหนดค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานภายหลังการเปลี่ยนแปลง

เริ่มจากเก็บข้อมูลที่เป็นตัวแทนของสถานะที่พิจารณาในปัจจุบัน (เช่น ขณะระบบทำงานปกติ) ทั้งหมด M ข้อมูล แล้วนำแซมเปิลดังกล่าวมาประมาณค่าเฉลี่ย μ_0 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ_0 ของการกระจายข้อมูลของสัญญาณที่สถานะนั้น จากนั้นประมาณค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานภายหลังการเปลี่ยนแปลง $\{\mu_1, \sigma_1\}$ จากการพิจารณาช่วงความเชื่อมั่นที่ค่าความเชื่อมั่น $100(1-\alpha)\%$ ในที่นี้กำหนดความเชื่อมั่นที่ 99% นั่นคือ $\alpha = 0.01$ จะได้

$$\mu_1 = \mu_0 + \frac{2.58}{\sqrt{M}} \sigma_0 \quad (2.14)$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{M\sigma_0^2}{\chi_{\alpha/2}^2}} \quad (2.15)$$

เมื่อ $\chi^2_{\alpha/2}$ คือ ค่า upper critical value จากตาราง chi-square หรือหาค่าได้จากพื้นที่ใต้กราฟดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 ตัวอย่างการกระจายตัวแบบ chi square กรณีความเชื่อมั่นที่ 99% และ degrees of freedom = 4

2.4.4.2 การกำหนดค่า threshold

หลังจากได้ค่าประมาณของค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานภายหลังการเปลี่ยนแปลงจากหัวข้อที่ผ่านมา นำค่าดังกล่าวไปคำนวณ CUSUM เพื่อหา test statistics (s_i) จากนั้นกำหนดค่า threshold (T) จาก

$$T = \beta \max_{1 \leq i \leq M} s_i \quad (2.16)$$

เมื่อ β เป็นค่าคงที่ที่มีค่าเป็นบวกและกำหนดโดยผู้ใช้ การกำหนดค่า β นั้น ส่วนใหญ่ได้จากการทดลอง แต่มีหลักการคือ ถ้าค่า β มีค่ามาก ก็จะทำให้มีโอกาสที่จะเกิด missed alarm มากขึ้น ในทางตรงกันข้ามถ้าค่า β มีค่าน้อย ก็จะทำให้มีโอกาสที่จะเกิดการแจ้งเตือนผิดพลาด (false alarm) มากขึ้น

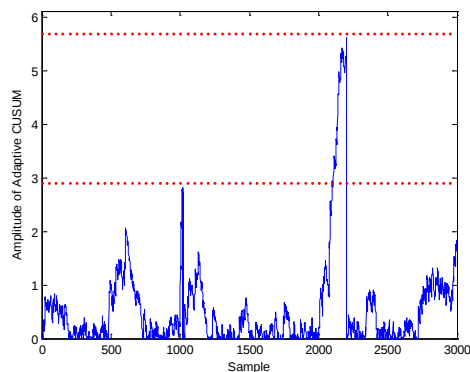
ภายหลังจากได้ค่าตัวแปรของ CUSUM ทั้งหมดที่ได้กล่าวมาแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการใช้ adaptive CUSUM ในการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณ โดยมีหลักการดังนี้ เมื่อค่า CUSUM มีค่ามากเกินระดับ threshold ซึ่งคำนวณจาก β เท่าของค่าสูงสุดของ CUSUM ในช่วง M ข้อมูล จะทำการระบุว่าเกิดการเปลี่ยนแปลงขึ้น จากนั้นจะเริ่มต้น คำนวณตัวแปร $\{\mu_0, \mu_1, \sigma_0, \sigma_1, T\}$ ใหม่อีกครั้งโดยใช้ข้อมูล M ตัวถัดไป รวมถึงตั้งค่า CUSUM เป็นศูนย์ใหม่อีกครั้งหนึ่ง

ตัวอย่างที่ 2.2: การทำงานของอัลกอริทึม adaptive CUSUM

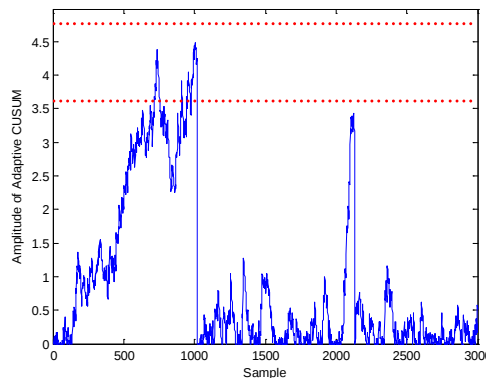
ตัวอย่างนี้เป็นการทดสอบการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM เพื่อพิจารณาข้อดีข้อเสียของอัลกอริทึมนี้เพื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึม CUSUM

เริ่มจากการสร้างสัญญาณแบบ Gaussian เพื่อใช้เป็นสัญญาณทดสอบที่มีลักษณะทางสถิติเหมือนกับสัญญาณทดสอบในตัวอย่างที่ 1 ดังรูปที่ 2.7 (a)

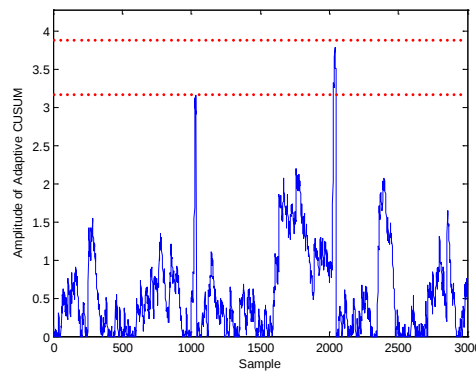
นำสัญญาณทดสอบที่สร้างขึ้นมาทดสอบกับอัลกอริธึม adaptive CUSUM ซึ่งมีการคำนวณค่า CUSUM โดยใช้สมการที่ 2.10 จากนั้นคำนวณแบบ recursive ดังสมการที่ 2.8 โดยกำหนดให้ μ และ σ_0 คำนวณจากการประมาณข้อมูลในช่วงเริ่มต้นจำนวน M ข้อมูล โดยเลือกใช้ M ที่ 250 ดังสมการที่ 2.12 และ 2.13 และคำนวณหาค่า σ_1 ด้วยสมการที่ 2.15 ซึ่งอัลกอริธึมจะคำนวณตัวแปรใหม่ทั้งหมดเมื่อมีการ alarm ขึ้นจากสมการที่ 2.16 ซึ่งระดับการตรวจจับกำหนดได้จากค่า beta ซึ่งการทดสอบนี้เลือกใช้ beta ที่ 3.5 ซึ่งเลือกมาจากการทดสอบค่า beta ไปจนกระทั่งได้ค่าที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งให้ผลการตรวจจับที่เวลาใกล้เคียงกับการเปลี่ยนแปลงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่เกิดขึ้นมากที่สุด แสดงผลการทดสอบการตรวจจับค่าการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนจำนวน 3 ครั้ง เพื่อศึกษาว่าลักษณะสัญญาณที่ถูกสุ่มขึ้นมาใหม่จะมีผลต่อการตรวจจับอย่างไร ดังรูปที่ 2.9 - 2.11 ตามลำดับ



รูปที่ 2.9 ผลการทดสอบด้วยอัลกอริธึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 1 (alarm ที่ 1021 และ 2201)



รูปที่ 2.10 ผลการทดสอบด้วยอัลกอริธึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 2 (alarm ที่ 1019 และ 2130)



รูปที่ 2.11 ผลการทดสอบด้วยอัลกอริธึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 3 (alarm ที่ 1036 และ 2049)

เมื่อทดสอบอัลกอริธึมด้วยสัญญาณทดสอบที่สร้างขึ้นใหม่ทุกครั้งที่มีรูปแบบสัญญาณเป็น gaussian ที่มีค่าทางสถิติเหมือนกันทุกครั้ง ซึ่งผลลัพธ์การทดสอบทั้ง 3 ครั้งที่มีความแตกต่างกันเล็กน้อย แสดงให้เห็นว่าการใช้อัลกอริธึมในการทดลองแต่ละครั้ง ให้เวลาในการตรวจจับที่ไม่เท่ากันซึ่งเกิดจากความแปรปรวนของสัญญาณทดสอบแต่ละครั้ง แต่แนวโน้มของเวลาในการตรวจจับทั้ง 3 ครั้งนั้น มีค่าใกล้เคียงกัน ซึ่งหมายความว่าอัลกอริธึมนี้สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีค่าทางสถิติเหมือนกันถึงแม้จะเป็นข้อมูลคนละชุดก็ตาม แต่ delay time ที่เกิดขึ้นนั้นภายหลังที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าไปแล้วนั้นเกิดจากความจำเป็นของอัลกอริธึมที่ต้องมีการสะสมค่าให้มากขึ้นจนกว่าจะการระดับ threshold ที่กำหนด ดังนั้นการกำหนดตัวแปร beta จึงเป็นตัวแปรเพียงตัวเดียวเท่านั้นที่ผู้ใช้อาจกำหนดเองจากการทดสอบเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เหมาะสม

บทที่ 3 การดำเนินการวิจัย

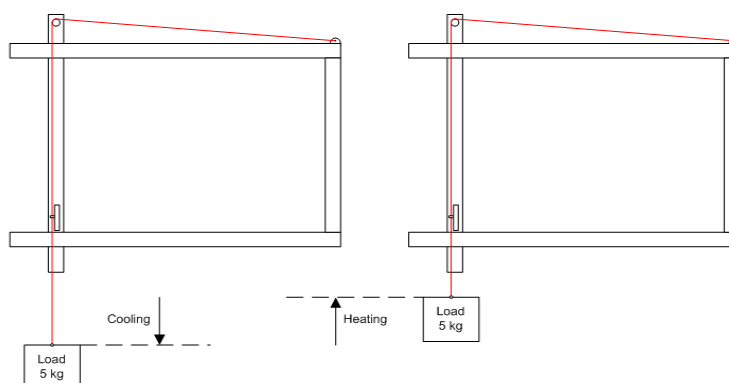
3.1 บทนำ

ในบทนี้กล่าวถึงวิธีการดำเนินการวิจัยที่ประกอบด้วยส่วนของอุปกรณ์ต่างๆที่ใช้ วงจรที่ออกแบบ รวมถึงการโปรแกรม การวิจัยนี้มีการประยุกต์ใช้โลหะผสมจำรูปสำหรับการขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์บนวาล์วควบคุม ซึ่งจำเป็นต้องมีโครงสร้างของแอคชูเอเตอร์บนวาล์วควบคุมที่สามารถขับเคลื่อนโดยโลหะผสมจำรูป วงจรสำหรับขับเคลื่อนเพื่อกระตุ้นการทำงานของโลหะผสมจำรูปและโปรแกรมการควบคุมแบบ PID ที่มีประสิทธิภาพในการควบคุมตำแหน่งของก้านวาล์วที่ขับเคลื่อนจากการกระตุ้นโลหะผสมจำรูป สำหรับการวิเคราะห์ผลการตอบสนองของโลหะจำรูปได้ใช้เครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป ซึ่งจะทดสอบด้วยการกระตุ้นการทำงานด้วยวงจรขับเคลื่อนบนเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูปและออกแบบโปรแกรมให้เหมาะสมกับการทดลอง

3.2 เครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป

ส่วนเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป สร้างขึ้นเพื่อวิเคราะห์ผลการตอบสนองของโลหะผสมจำรูปโดยศึกษาผลการตอบสนองที่เกิดขึ้นจากโหลดทางกลและ โหลดทางความร้อนที่กระทำต่อเส้นลวด เพื่อนำมาใช้วิเคราะห์สำหรับการออกแบบสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมแก่เส้นลวด หาความเร็วในการตอบสนองของโลหะผสมจำรูป

3.2.1 โครงสร้างของเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป



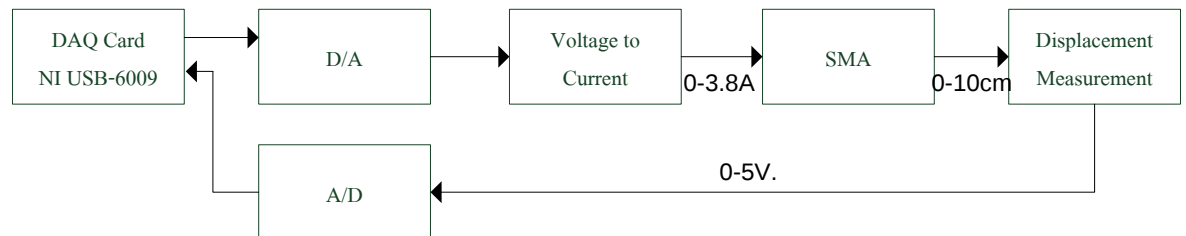
รูปที่ 3.1 แบบจำลองเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป

รูปที่ 3.1 เป็นเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูปที่มีรางคู่ด้านหน้าสำหรับแขวนเส้นลวด ซึ่งมีตัวต้านทานแบบเคลื่อนที่เพื่อวัดระยะเคลื่อนที่ของเส้นลวดซึ่งจะผูกติดไว้ที่โครงสร้างของเครื่องทดสอบโลหะ

ผสมจํารูป ปลายเส้นลวดด้านหนึ่งจะยึดติดไว้กับโครงอลูมิเนียม ส่วนปลายอีกด้านจะยึดติดไว้กับตัวต้านทานแบบเคลื่อนที่และ โหลดทางกล โดยที่มีแหล่งจ่ายกระแสไฟฟ้าป้อนไฟเลี้ยงให้แก่วงจรอิเล็กทรอนิกส์ จากนั้นจะควบคุมกระแสไฟฟ้าผ่าน โปรแกรม LabVIEW ไปยังวงจรขับกระแสเข้าสู่โลหะผสมจํารูปด้วยสัญญาณแบบ Pulse Width Modulation (PWM) ซึ่งเป็นการกระตุ้นการทำงานของโลหะผสมจํารูป จากนั้นเก็บผลการตอบสนองด้วย DAQ Card (NI USB-6009)

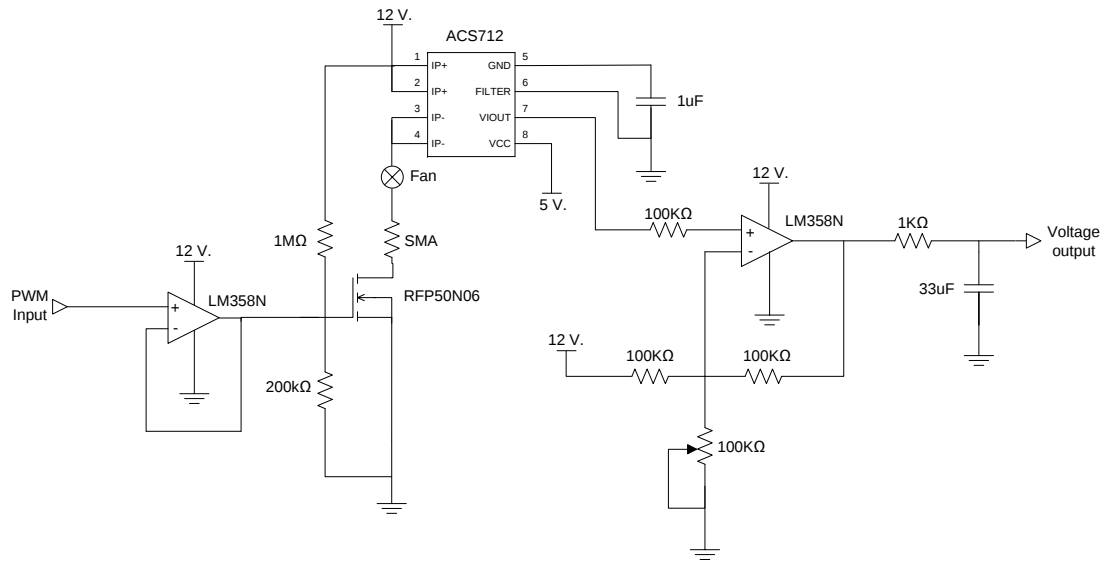
3.2.2 วงจรจ่ายกระแสสำหรับเครื่องทดสอบโลหะผสมจํารูป

การควบคุมเส้นลวดโลหะผสมจํารูปเกิดจากการจ่ายกระแสผ่านเส้นลวดเพื่อสร้างความร้อนทำให้อุณหภูมิของเส้นลวดสูงขึ้นจนเกิดการเปลี่ยนแปลงทางกลนั้นคือระยะการยืดหดของเส้นลวด มีกระบวนการทำงานคร่าวๆดังรูปที่ 3.3



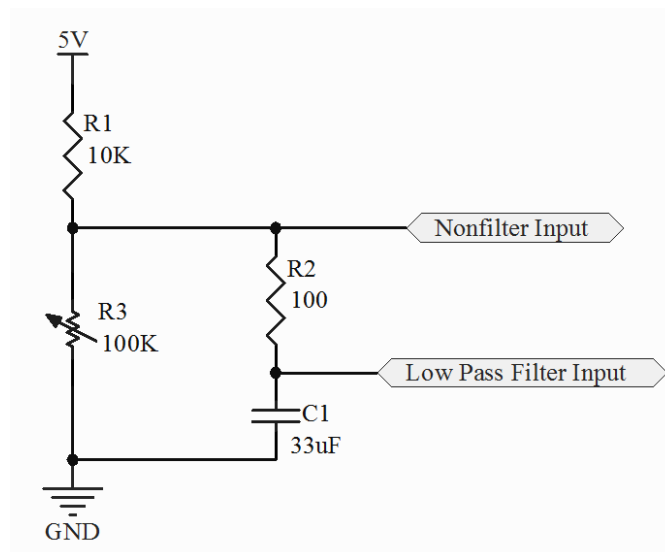
รูปที่ 3.2 บล็อกไดอะแกรมแสดงลักษณะการทำงานของเครื่องทดสอบโลหะผสมจํารูป

เมื่อโปรแกรม LabVIEW ส่งข้อมูลผ่าน DAQ Card (NI USB-6009) เพื่อป้อนสัญญาณ PWM แก่วงจรจ่ายกระแสที่ต้องวงจรขยายตามแรงดัน (Voltage follower) ใช้เพื่อเชื่อมต่อสัญญาณส่วนควบคุมและสัญญาณส่วนขับกระแส จากนั้นส่งแรงดันให้ขา G ของมอสเฟต Q2 ในการขับกระแสผ่านเส้นลวดโลหะผสมจํารูป จากนั้นจะวัดกระแสด้วยไอซี ACS712 ที่มีการลบ offset ด้วยวงจรบวกสัญญาณ (summing amplifier) โดยที่ขาลบของไอซี LM358N ที่มีตัวขยายที่ 1 เท่าด้วยการเลือกใช้งานความต้านทานที่ $100k\Omega$ ทั้งหมดเพื่อให้อัตราส่วนของการเลือกใช้งานวงจรบวกสัญญาณเป็น 1 เท่า จากนั้นใช้ DAQ card เก็บข้อมูลกระแสที่ได้จากแรงดันขาออกของวงจรบวกสัญญาณตลอดเวลาการทดสอบ ซึ่งวงจรส่วนขับกระแสจะทำหน้าที่ในการขับกระแสให้ไหลผ่านลวดโลหะผสมจํารูปดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.3 วงจรระบบการจ่ายกระแสสำหรับเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป

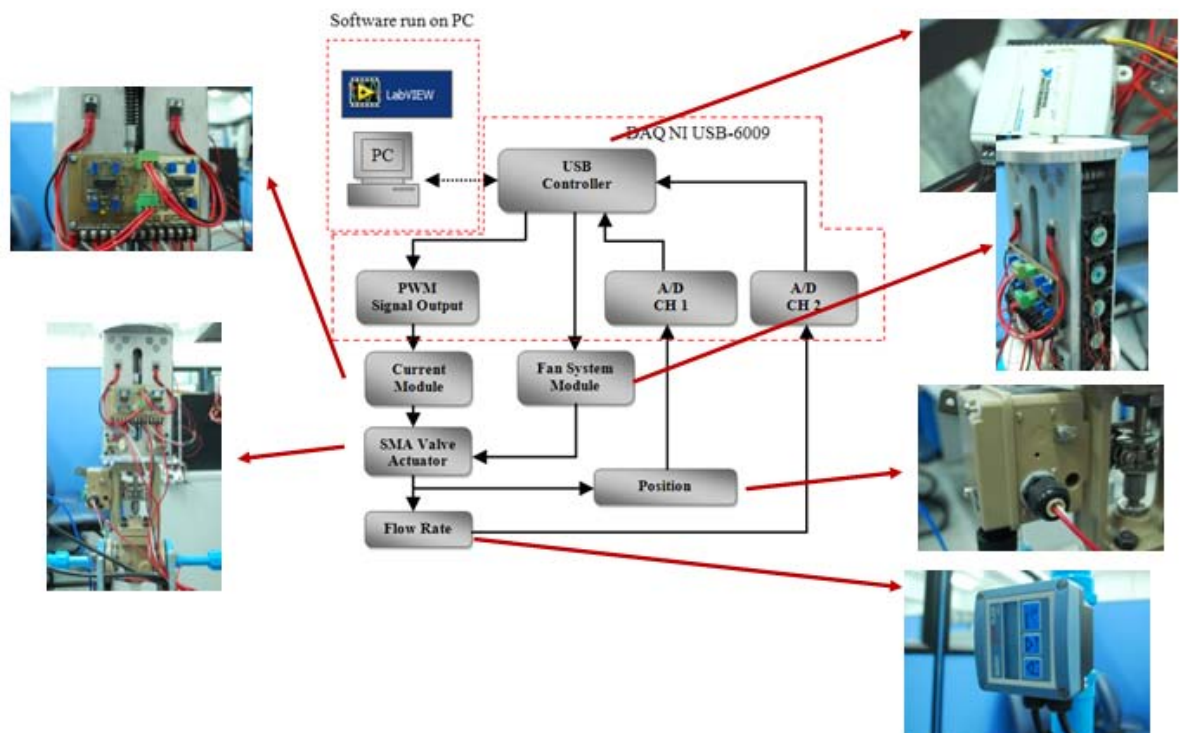
3.2.3 วงจรวัดระยะการเคลื่อนที่ของเส้นลวดโลหะผสมจำรูป



รูปที่ 3.4 วงจรวัดระยะการเคลื่อนที่

R3 คือตัวต้านทานแบบเคลื่อนที่ชนิด B ขนาด $10\text{ k}\Omega$ ซึ่งชนิด B หมายถึงลักษณะการเปลี่ยนแปลงแบบเชิงเส้นในตำแหน่งต่างๆของตัวต้านทานแบบเคลื่อนที่ จากวงจรออกแบบโดยใช้หลักการของการแบ่งแรงดัน (voltage divider) เมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงระยะของโลหะผสมจำรูปจะทำให้ค่าแรงดันขาออกมีการเปลี่ยนแปลงไปตามค่าความต้านทานที่เปลี่ยนของระยะเคลื่อนที่ของเส้นลวด ซึ่งสามารถนำมาเปรียบเทียบเพื่อบอกระยะการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นได้ ค่าความต่างศักย์ที่ได้นี้จะถูกส่งไปยังส่วน A/D หรือ Analog to Digital Converter โดยผ่านวงจรกรองความถี่ต่ำที่ 50 Hz เพื่อลดสัญญาณรบกวนที่อาจจะเกิดผลกระทบต่อระบบการวัด

3.3 แอคชูเอเตอร์ที่ขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูปสำหรับวาล์วควบคุม



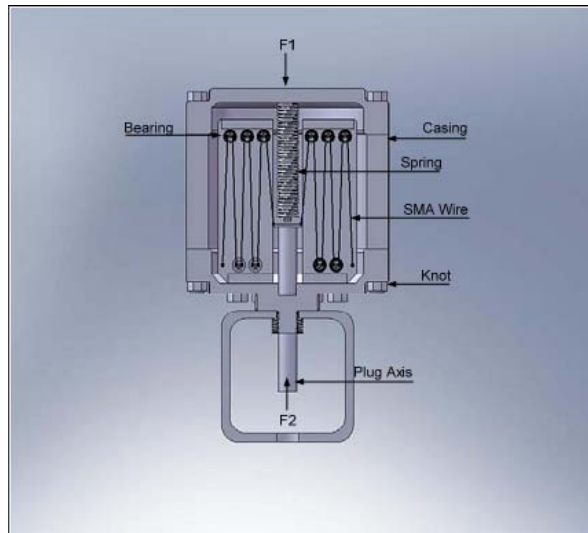
รูปที่ 3.5 ภาพรวมการทำงานของวาล์วควบคุม

จากงานวิจัยของ อุกฤษณ์ (อุกฤษณ์, 2008) ซึ่งศึกษาและออกแบบวาล์วควบคุมโดยใช้โลหะผสมจำรูป ชนิดเส้นลวดเป็นแอคชูเอเตอร์ กระบวนการทำงานของวาล์วควบคุมด้วยความร้อนบนโลหะผสมจำรูป โดยใช้ตัวควบคุมแบบ PID ซึ่งระบบวาล์วควบคุมแสดงในรูปที่ 3.6 เริ่มต้นการทำงานของวาล์วควบคุมที่คอมพิวเตอร์โดยรับ-ส่งข้อมูลด้วย DAQ Card (NI USB-6009) ซึ่ง DAQ Card ทำการป้อนสัญญาณอินพุตแบบ PWM สู่มอเตอร์แปลงแรงดันเป็นกระแส (V to I) เพื่อสร้างความร้อนแก่โลหะผสมจำรูปที่ใช้เป็นอุปกรณ์ขับเคลื่อนวาล์วควบคุม เมื่อโลหะผสมจำรูปได้รับความร้อนในปริมาณเพียงพอจะทำให้เกิดการหดตัวเพื่อดันทานแรงสปริงที่กดลงมาทำให้เกิดแรงดึงก้านวาล์วให้เคลื่อนที่ขึ้นตามปริมาณความร้อนที่เกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูป โดยทำงานควบคู่ไปกับโมดูลของระบบพัฒนาที่ช่วยให้โลหะผสมจำรูปคลายตัวได้เร็วขึ้น และวัดระยะการเคลื่อนที่ของก้านวาล์วจากอุปกรณ์วัดระยะก้านวาล์วและวัดอัตราการไหลจากอุปกรณ์วัดอัตราการไหล

ในส่วนฮาร์ดแวร์ประกอบไปด้วย การออกแบบโครงสร้าง ลักษณะการทำงานของวาล์ว วงจรจ่ายกระแส อุปกรณ์เซนเซอร์ที่ใช้ในการทดลองซึ่งถูกออกแบบโดย (อุกฤษณ์, 2008) และได้ทำการเพิ่มในส่วนของการวัดปริมาณกระแสในเส้นลวดโลหะจำรูปที่ใช้ขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์

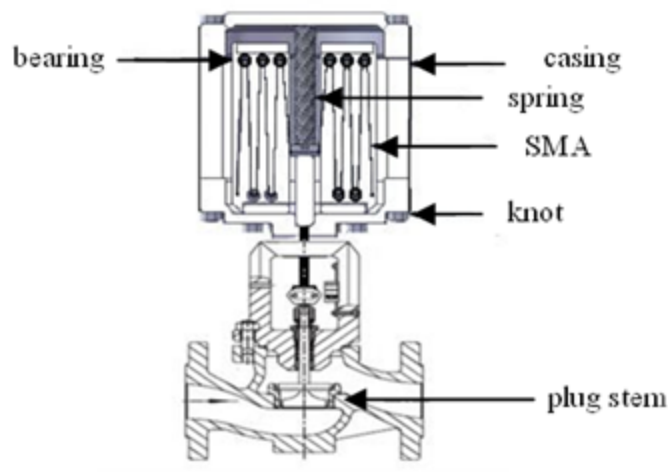
คุณลักษณะของวาล์วควบคุม มีดังนี้

- ระยะเคลื่อนที่ของก้าน วาล์ว (stoke distance) = 1.5×10^{-2} เมตร (หรือ 15 มิลลิเมตร)
- เส้นผ่านศูนย์กลางโลหะจำรูป = 8×10^{-4} เมตร (หรือ 0.8 มิลลิเมตร)
- ค่าคงตัวของสปริง (spring constant) = 55.8985 N/m (หรือ 5.58985 N/mm)



รูปที่ 3.6 แบบจำลองแอกชูเอเตอร์

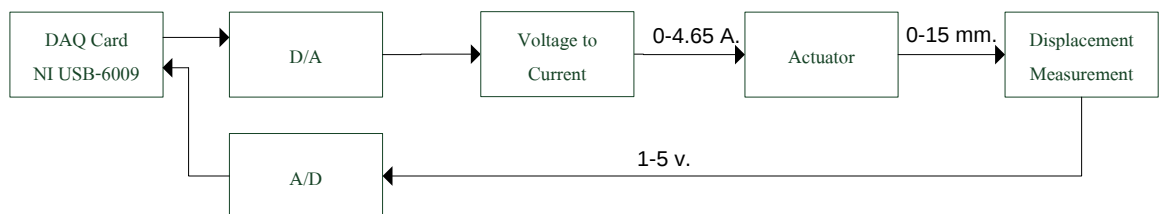
จากรูปที่ 3.7 ด้านปลายของเส้นลวดโลหะผสมจำรูปทั้งสองเส้นนั้นจะเป็นจุดที่จ่ายกระแสไฟฟ้าเพื่อกระตุ้นการทำงานและกระแสไฟฟ้าจะไหลผ่านเส้นลวดโลหะจำรูปลงกราวด์ โดยที่ปลายอีกด้านของเส้นลวดโลหะทั้งสองเส้นจะถูกยึดกับตัว plug stem เมื่อกระแสไฟฟ้าไหลผ่านเส้นลวดโลหะทั้งสองเส้นก็จะให้เส้นลวดนั้นหดตัวและดึงตัว plug stem ขึ้นตามระยะที่กำหนดได้ด้วยวิธีการควบคุมกระแสไฟฟ้าผ่านเส้นลวดโลหะจำรูปเมื่อนำแอกชูเอเตอร์ที่ขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูปประกอบเข้ากับส่วนของตัววาล์วจะได้ดังรูปที่ 3.8 โดยถูกกระตุ้นการทำงานจากความร้อนบนโลหะจำรูปที่เกิดจากการทำการของวงจรขับกระแส



รูปที่ 3.7 วาล์วควบคุมขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูป

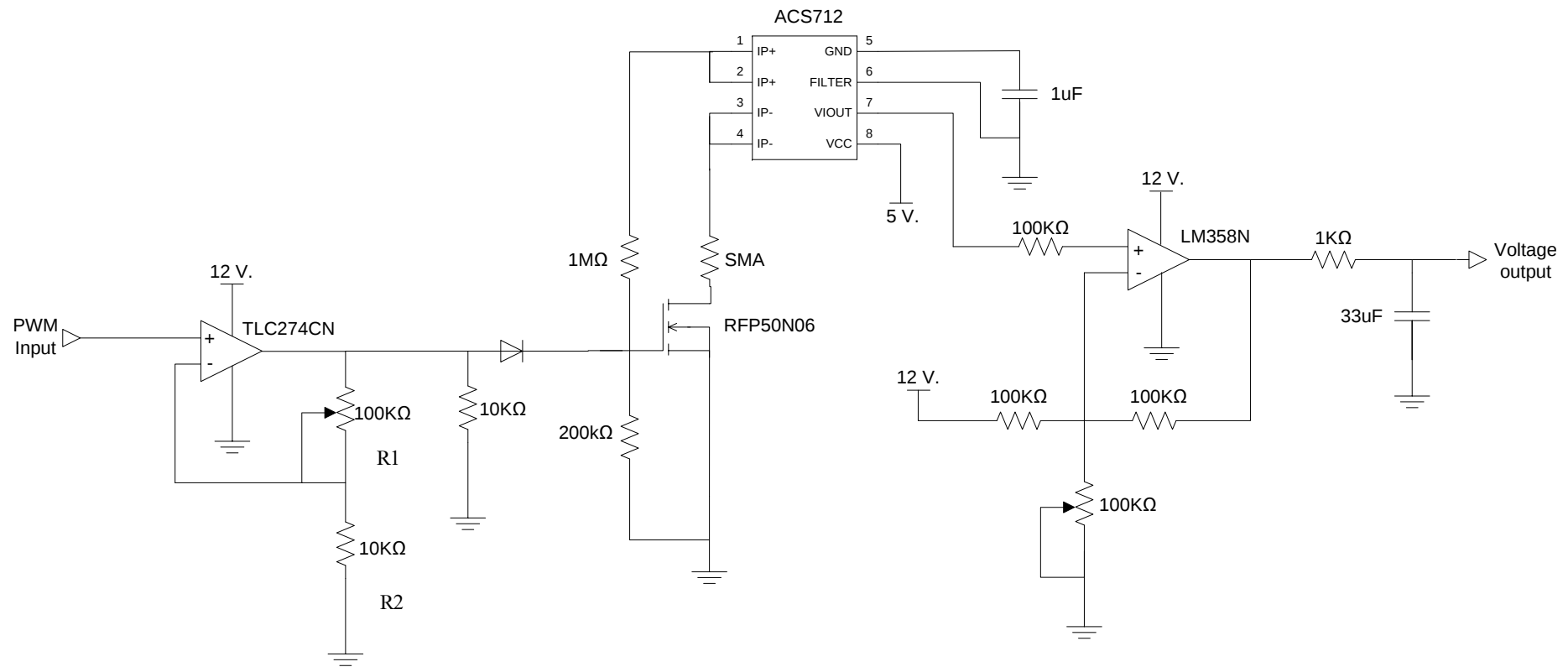
3.3.1 วงจรจ่ายกระแสสำหรับแอคชูเอเตอร์

การควบคุมตำแหน่งก้านวาล์วเกิดจากการจ่ายกระแสให้แก่เส้นลวดโลหะผสมจำรูปเพื่อสร้างความร้อนทำให้อุณหภูมิของเส้นลวดสูงขึ้นจนเกิดการเปลี่ยนแปลงทางกลนั่นคือการกระตุ้นให้เกิดระยะการยืดหดของเส้นลวดทำให้เกิดแรงขับเคลื่อนก้านวาล์วให้เคลื่อนที่ตามระยะที่ต้องการ ซึ่งมีกระบวนการทำงานคร่าวๆดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.8 บล็อกไดอะแกรมแสดงลักษณะการทำงานของแอคชูเอเตอร์

จากรูปที่ 3.9 เมื่อโปรแกรม LabVIEW ส่งข้อมูลผ่าน DAQ Card (NI USB-6009) เพื่อป้อนสัญญาณ PWM แก่วงจรจ่ายกระแสที่ต่อวงจรขยายสัญญาณแบบไม่กลับเฟส (non-inverting amplifier) โดยที่ขาลบของไอซี TLC274CN ที่มีตัวขยายที่ 1 เท่าซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 3.1 และมีวงจรตามรูปที่ 3.9 ซึ่งวงจรส่วนนี้มีหน้าที่ในการเชื่อมต่อสัญญาณส่วนควบคุมและสัญญาณส่วนขับเคลื่อนและขยายสัญญาณจากนั้นส่งแรงดันให้ขา G ของมอสเฟต Q2 ในการขับเคลื่อนกระแสให้แก่เส้นลวดโลหะผสมจำรูป จากนั้นจะวัดกระแสด้วยไอซี ACS712 ที่มีการลบ offset และใช้ DAQ card เก็บข้อมูลกระแสที่ได้จากแรงดันขาออกของวงจรวัดสัญญาณตลอดเวลาการทดสอบเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ ซึ่งวงจรส่วนขับเคลื่อนจะทำหน้าที่ในการขับเคลื่อนให้ไหลผ่านลวดโลหะผสมจำรูปดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.9 วงจรจ่ายกระแสสำหรับแอคชูเอเตอร์

สามารถคำนวณหาอัตราขยายของวงจรขยายแบบไม่กลับเฟสได้ดังสมการด้านล่างนี้

$$V_{out} = 1 + \frac{R1}{R2} \quad (3.1)$$

ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้อัตราขยายที่ 1 เท่าโดยเลือกใช้ค่า R1 ที่ 0 โอห์ม

ในบทนี้ได้กล่าวถึงเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป และระบบวาล์วควบคุมที่ใช้ในการวิจัย ซึ่งจะกล่าวถึงการนำไปใช้สำหรับการทดสอบ วิเคราะห์ และพัฒนาอัลกอริทึมมาสำหรับการตรวจจับความผิดปกติในงานวิจัยในบทที่ 4

บทที่ 4 วิธีการทดลองและผลการทดลอง

4.1 บทนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีการทดลองและผลการทดลอง การทดลองมีสองส่วนคือ การทดลองโดยใช้เครื่องทดสอบความล้าบน โลหะผสมจำรูป และการทดลองทดสอบความล้าของวาล์วควบคุม เพื่อนำไปใช้วิเคราะห์และพัฒนาอัลกอริทึมการตรวจจับปริมาณความล้าที่เกิดขึ้นบนแอคชูเอเตอร์ที่ขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูปสำหรับวาล์วควบคุม

4.2 การสร้างและวัดความล้าเชิงใช้งานของโลหะผสมจำรูปที่ใช้ขับเคลื่อนแอคชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุม

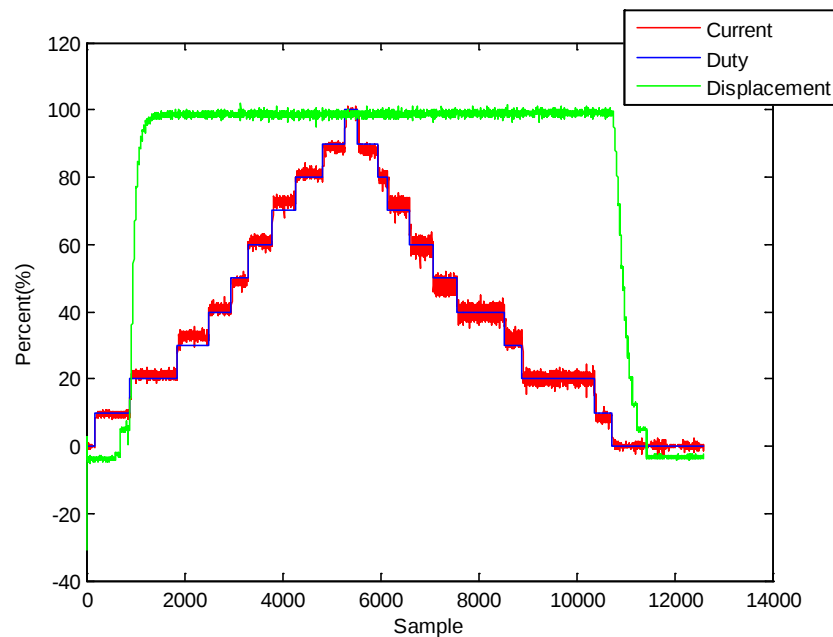
4.2.1 การหาสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมในการสร้างปริมาณความล้า

จุดมุ่งหมายของการทดลองในส่วนที่ 4.2.1 นี้มีเพื่อศึกษาหาสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมในการสร้างปริมาณความล้าจากการใช้งานภายใต้ภาระทางกลและความร้อนให้เกิดขึ้นบนเส้นลวดโลหะผสมจำรูป โดยพิจารณาจากแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติการตอบสนองทางไดนามิกและเสถียรภาพเมื่อความล้าเกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูป ซึ่งสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมกับระบบควรนำมาใช้วิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของฮิสเทอรีซิสและระยะขจัดเคลื่อนที่ของโลหะผสมจำรูปได้ การทดลองมีทั้งหมด 3 ขั้นตอน ขั้นตอนที่ 1 ทำขึ้นเพื่อกำหนดความถี่ของอัตราการสุ่มข้อมูล (sampling rate) ซึ่งกำหนดได้จากค่าคงที่เวลา (time constant) ที่เร็วที่สุดของวาล์วควบคุม จากนั้นในขั้นตอนที่ 2 จึงเลือกประเภทของสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมในการทดสอบความล้าของโลหะผสมจำรูป และขั้นตอนที่ 3 นำสัญญาณอินพุตที่เลือกจากขั้นตอนที่ 2 มาสร้างความล้าให้เกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูปเพื่อศึกษาแนวโน้มผลการตอบสนองของฮิสเทอรีซิสที่เปลี่ยนแปลงเพื่อเป็นแนวทางในการหาตัวบ่งชี้สถานะความล้าในวาล์วควบคุมต่อไป

4.2.1.1 การทดสอบหาความเร็วในการตอบสนองและอัตราการขยายของวาล์วควบคุม

อัตราการสุ่มข้อมูลมีความสำคัญในการเก็บผลข้อมูลของการทดสอบมาก เพราะเป็นตัวกำหนดความละเอียดของข้อมูลที่ได้รับและสามารถเก็บข้อมูลการตอบสนองให้เหมาะสมกับระบบ การหาค่าอัตราการสุ่มข้อมูลทดลองโดยทดสอบวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดเมื่อไม่ใช้พัลสมระบายความร้อนด้วยสัญญาณอินพุตแบบ PWM ที่เพิ่ม %Duty cycle ตั้งแต่ 0 ถึง 100 และลดค่า %Duty cycle ลงมาจาก 100% ถึง 0% โดยเพิ่มและลดทีละ 10% และเก็บระยะเคลื่อนที่ของวาล์วด้วยอัตราการสุ่มข้อมูล 10

ข้อมูลต่อวินาที จากนั้นคำนวณค่าคงที่เวลาในแต่ละช่วงของ step input ซึ่งได้ผลการทดลองดังรูปที่ 4.1 และตารางที่ 4.1



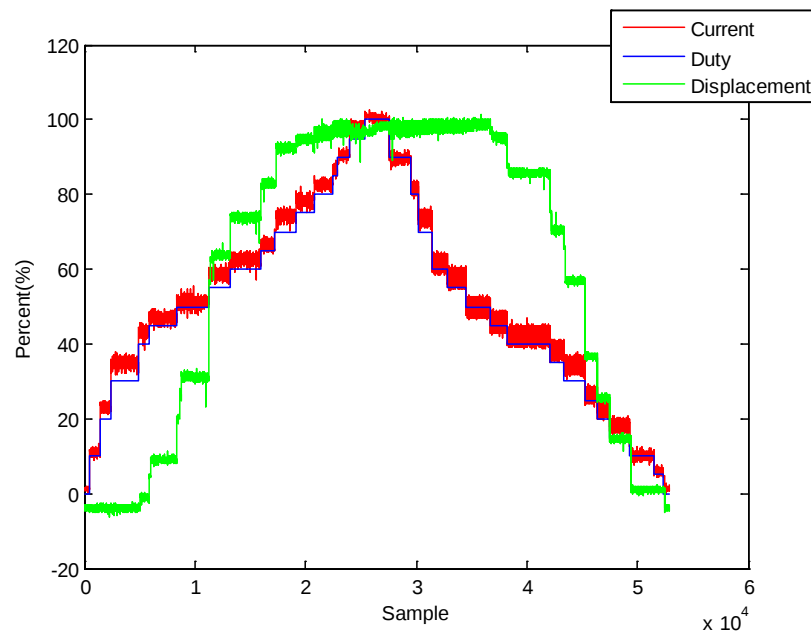
รูปที่ 4.1 ผลการทดสอบวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดโดยไม่ใช้ระบบระบายความร้อน

ตารางที่ 4.1 ความเร็วในการตอบสนองของวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดโดยไม่ใช้ระบบระบายความร้อน

%Duty	Gain	Time constant (วินาที)
0	0	0
10	0.8797	11.13
20	9.3682	9.392
‘	‘	‘
‘	‘	‘
10	-	-
0	10.2479	28.8

จากตารางที่ 4.1 พบว่าการควบคุมแบบระบบเปิดเมื่อไม่ใช้ระบบระบายความร้อนจะมีช่วงการตอบสนองได้เพียง 3 ช่วง คือช่วงขาขึ้นที่ 10% และ 20% ช่วงขาลงที่ 0% เนื่องจากในช่วงความร้อนสูงๆ ลวดไม่สามารถคายความร้อนได้ทัน ดังนั้นการไม่ใช้ระบบระบายความร้อนจะทำให้มีช่วงที่ใช้งานลวดได้จำกัด

ดังนั้นจึงได้ทำการทดลองหาค่าคงที่เวลาของแบบระบบเปิดโดยใช้ระบบระบายความร้อนด้วยพัดลม จากนั้นหาความเร็วการตอบสนอง (time constant) ในแต่ละช่วงการทำงานของวาล์วควบคุม ด้วยการทดสอบวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดเมื่อใช้ระบบระบายความร้อนตลอดเวลาด้วยสัญญาณอินพุตแบบ PWM ที่เพิ่ม %Duty cycle ตั้งแต่ 0 ถึง 40 ทีละ 10% และช่วงที่เหลือทีละ 5% ด้วยอัตราการเก็บข้อมูล 10 ข้อมูลต่อวินาที เนื่องจากช่วงที่สามารถกระตุ้นในก้านวาล์วเคลื่อนที่ได้นั้นจำเป็นต้องใช้ %Duty cycle ที่ 40 ถึง 100 ในช่วงขาขึ้นและ 100 ถึง 20 ในช่วงขาลง ช่วงดังกล่าวจึงใช้ขนาดของการ step ที่ 5% ซึ่งละเอียดกว่าในช่วงที่ก้านวาล์วยังไม่ถูกกระตุ้น



รูปที่ 4.2 ผลการทดสอบวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดโดยใช้พัดลมระบายความร้อน

ตารางที่ 4.2 ความเร็วในการตอบสนองขาขึ้น (ตารางด้านซ้าย) และขาลง (ตารางด้านขวา) ของวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดโดยไม่ใช้พัลลภระบายความร้อน

Duty (%)	Gain	Time constant (วินาที)	Duty (%)	Gain	Time constant (วินาที)
0	-	-	100	-	-
10	-	-	90	-	-
20	-	-	80	-	-
30	-	-	70	-	-
40	0.4801	15.66	60	-	-
45	2.02	12.603	50	-	-
50	4.424	21.068	45	0.72	11.7
55	6.53	7.5	40	1.874	8.6
60	2.006	2.2	35	3.048	9.2
65	2.5802	2.1	30	2.722	7.3
70	1.884	3.7	25	4.632	11.86
75	0.464	2.4	20	2.232	4.3
80	0.37	2.4	15	2.18	3.6
85	0.284	3.3	10	2.952	4.4
90	-	-	5	0	0
100	-	-	0	0.97	2.5

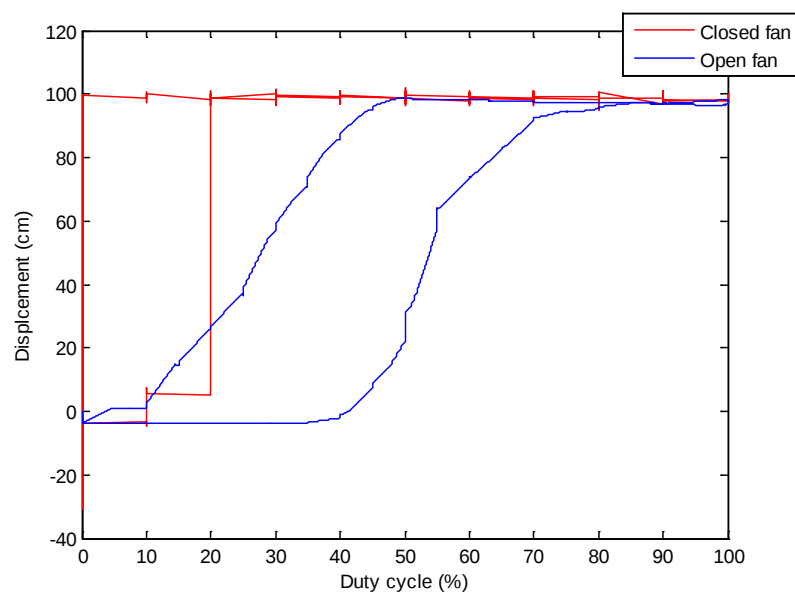
จากรูปที่ 4.2 นำมาหาความเร็วในการตอบสนองได้ดังตารางที่ 4.2 ซึ่งพบว่าค่าคงที่เวลาที่น้อยที่สุดคือ 2.1 วินาที แสดงถึงเวลาตอบสนองที่เร็วที่สุดของวาล์วควบคุม จึงนำค่าที่ได้มาประมาณหาค่า bandwidth ของการทำงานได้ดังนี้

$$\text{Min time constant} = 2.1 \text{ sec}$$

$$\text{Rise time} = 2.2 * \text{Min time constant} = 4.62 \text{ sec}$$

$$\text{Bandwidth} = 0.35 / \text{Rise time} = 0.075 \text{ Hz} \quad (4.1)$$

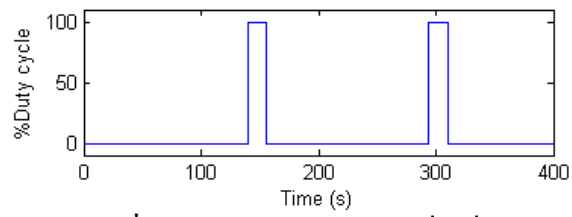
จากผลการทดลอง พบว่าวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดเมื่อใช้พัดลมช่วยระบายความร้อนตลอดเวลา ทำให้โลหะผสมจำรูปสามารถตอบสนองในช่วงขาขึ้นที่ 40% - 85% และช่วงขาลง 45% - 0% แนวโน้มที่เห็นได้ชัดจากตารางที่ 4.2 คือความเร็วในการตอบสนองในช่วงขาขึ้นมีแนวโน้มลดลงเมื่อ %Duty cycle มากขึ้น นำค่าระยะเคลื่อนที่ของวาล์วจากการทดสอบแบบใช้และไม่ใช้พัดลมช่วยระบายความร้อนมาพล็อตเทียบกับปริมาณความร้อนที่ป้อนดังรูปที่ 4.3 จะเห็นได้ว่า ระบบแบบใช้พัดลมช่วยระบายความร้อนสำหรับระบบเปิดจะมีช่วงการทำงานมากกว่า ในขณะที่ระบบแบบไม่ใช้พัดลมช่วยระบายความร้อนมีการทำงานเพียงแค่เปิดและปิดเท่านั้น ดังนั้นการทดสอบวาล์วควบคุมแบบระบบเปิดจึงควรเปิดพัดลมระบายความร้อนตลอดเวลาเพื่อเพิ่มช่วงการใช้งานวาล์วควบคุมให้มากขึ้น



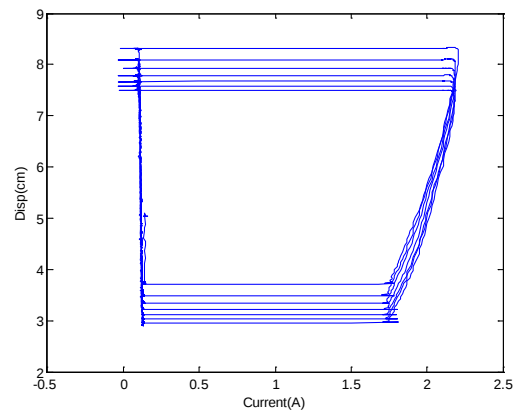
รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบฮิสเทอรีซิสของการทดสอบแบบปิดและเปิดระบบระบายความร้อน

4.2.1.2 การทดสอบสัญญาณอินพุตชนิดต่างๆ กับโลหะผสมจำรูป

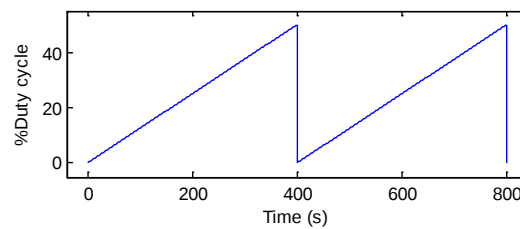
งานวิจัยนี้พิจารณาความถี่ในลักษณะของความถี่จากการใช้งานเส้นลวดโลหะผสมจำรูป ดังนั้นเพื่อให้สามารถพิจารณาความถี่ที่เกิดขึ้นได้ จึงได้ใช้เครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูปมาทดสอบด้วยสัญญาณอินพุตลักษณะต่างๆ โดยใช้โหลดที่กระทำแก่เส้นลวดโลหะจำรูปให้ปริมาณเดียวกันกับเส้นลวดในวาล์วควบคุม ซึ่งเลือกใช้โหลดที่จะนำมาใช้ทดสอบโลหะผสมจำรูปผ่านเครื่องทดสอบขนาด 5 กิโลกรัม (โหลดสูงสุดที่ระยะเคลื่อนที่ก้านวาล์วเป็น 1.5×10^{-2} เมตร) จากนั้นทดลองป้อนสัญญาณอินพุตที่มีลักษณะเป็น PWM ทั้ง 3 ชนิด ได้แก่ สัญญาณอินพุตแบบสี่เหลี่ยม (square wave), คลื่นฟันปลา (saw tooth) และสามเหลี่ยม (triangle) แก่เครื่องทดสอบดังรูปที่ 4.4, 4.6 และ 4.8 ตามลำดับ เพื่อนำผลการตอบสนองมาวิเคราะห์หาสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมแก่การทดสอบความถี่บนโลหะผสมจำรูป โดยนำผลที่ได้มาพล็อตระหว่างกระแสหรือสัญญาณอินพุตกับระยะเคลื่อนที่หรือเอาต์พุต ได้ผลการทดลองดังรูปที่ 4.5, 4.7 และ 4.9



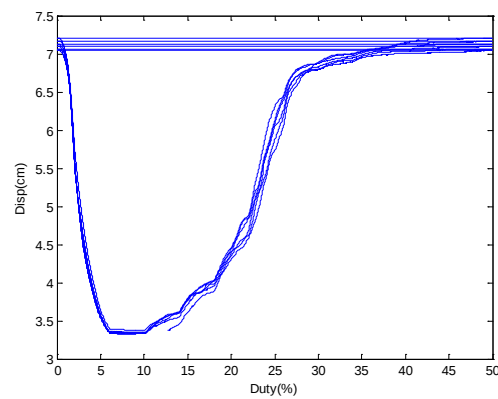
รูปที่ 4.4 สัญญาณอินพุตแบบสี่เหลี่ยม



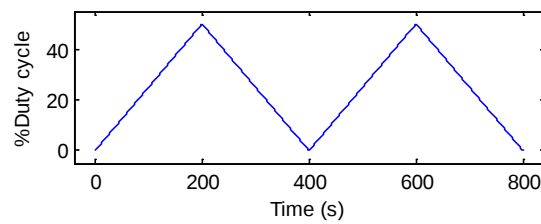
รูปที่ 4.5 ผลการตอบสนองของสัญญาณอินพุตแบบสี่เหลี่ยม



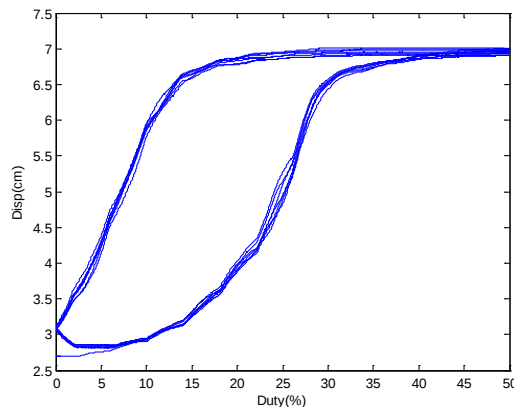
รูปที่ 4.6 สัญญาณอินพุตแบบคลื่นฟันปลา



รูปที่ 4.7 ผลการตอบสนองของสัญญาณอินพุตแบบคลื่นฟันปลา



รูปที่ 4.8 สัญญาณอินพุตแบบสามเหลี่ยม



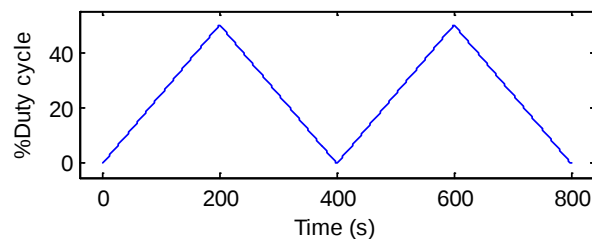
รูปที่ 4.9 ผลการตอบสนองของสัญญาณอินพุตแบบ triangle Wave

จากผลการตอบสนองของอินพุตทั้ง 3 ลักษณะ จึงสรุปได้ว่าควรเลือกใช้สัญญาณอินพุตแบบสามเหลี่ยมในการทดสอบความล้าในโลหะผสมจำรูปเนื่องจากอินพุตลักษณะนี้ให้ผลการตอบสนองที่สามารถบ่งชี้ถึงความกว้างของฮิสเทอรีซิสและระยะจัดการเคลื่อนที่ของเส้นลวดที่มีผลต่อความล้าบนโลหะผสมจำรูป ซึ่งแตกต่างจากผลการตอบสนองที่ได้จากสัญญาณแบบสี่เหลี่ยมและคลื่นฟันปลา ซึ่งไม่สามารถบอกความกว้างของฮิสเทอรีซิสที่มีผลต่อความล้าบนโลหะผสมจำรูปได้

4.2.1.3 การทดสอบผลกระทบจากความล้าที่เกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูป

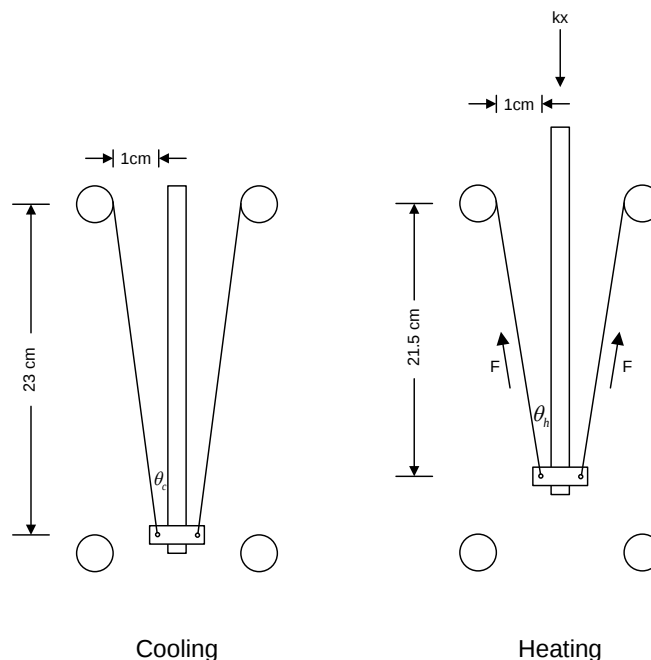
ในงานวิจัยนี้สนใจความล้าการจากใช้งานซึ่งจำต้องป้อนสัญญาณอินพุตเพื่อสร้างโหลดทางความร้อนให้แก่ระบบ จึงได้ทดสอบแนวโน้มของความล้าที่จะเกิดขึ้นโดยใช้เครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูปและจะทำการพิจารณาความล้าที่เกิดขึ้นบนเส้นลวดโลหะผสมจำรูป จึงได้ทดลองป้อนสัญญาณอินพุตแบบสามเหลี่ยม ดังรูปที่ 4.8 ที่ความถี่ PWM ประมาณ 4 เฮิร์ตซ์ ให้แก่เครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูป ในช่วง duty 0-50% มีคาบของสัญญาณเป็น 400 วินาที เนื่องจากช่วงดังกล่าวทำให้มีฮิสเทอรีซิสที่เหมาะสม สามารถวัดความกว้างฮิสเทอรีซิสได้และยังสัมพันธ์กับการเปลี่ยนเฟสสมบูรณ์ เนื่องจากการเปลี่ยนเฟสแบบนี้ทำให้อายุการใช้งานของโลหะผสมจำรูปสั้นกว่าการเปลี่ยนเฟสแบบไม่สมบูรณ์ เนื่องจากขนาดของ %duty cycle มีผลต่อรูปร่างของฮิสเทอรีซิสที่แสดงถึง และทำการเก็บข้อมูลทุกๆ 5 ข้อมูลต่อวินาที หรือ 0.2 เฮิร์ตซ์แก่โลหะผสมจำรูป 3 เส้น ได้แก่

- SMA4 และ SMA5 เป็นตัวอย่างโลหะผสมจำรูปที่นำมาทดสอบภายใต้ความล้าของโหลดทางกลและโหลดทางความร้อน 1000 รอบทั้งสองเส้น ทดสอบโลหะผสมจำรูปจำนวน 1000 รอบ ที่โหลดทางกล 5 กิโลกรัม
- SMA6 เป็นตัวอย่างโลหะผสมจำรูปที่นำมาทดสอบภายใต้ความล้าของโหลดทางกลและโหลดทางความร้อนจนโลหะผสมจำรูปเส้นแตกหัก (failure) โดยใช้โหลดทางกล 8 กิโลกรัมเพื่อลดเวลาการทดสอบและต้องการให้โลหะผสมจำรูปเสียสภาพให้เร็วที่สุด และปล่อยทดสอบจนโลหะผสมจำรูปขาดได้จำนวนรอบทั้งหมดประมาณ 1885 รอบ



รูปที่ 4.10 สัญญาณอินพุตสำหรับตัวอย่างเส้นลวดโลหะผสมจำรูป 3 เส้น

เนื่องจากการกำหนดโหลดทางกลที่ 5 กิโลกรัมมีที่มาจากหาคำนวณหาโหลดทางกลที่กระทำต่อโลหะผสมจำรูปบนวาล์วควบคุม



รูปที่ 4.11 แรงที่เส้นลวดโลหะผสมจำรูปกระทำต่อก้านวาล์ว

ในช่วง cooling เส้นลวดทำมุมกับก้านวาล์ว θ_c และในช่วง heating เส้นลวดทำมุมกับก้านวาล์ว θ_h ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\theta_c = \tan^{-1}\left(\frac{1}{23}\right) = 2.489^\circ \quad (4.2)$$

$$\theta_h = \tan^{-1}\left(\frac{1}{21.5}\right) = 2.663^\circ \quad (4.3)$$

ดังนั้นในช่วง heating เส้นลวดต้องออกแรง F เพื่อดึงก้อน วาล์วให้เคลื่อนที่ขึ้นเป็นระยะ 15 mm ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$2F_{\max} \cos(2.663) = kx \quad (4.4)$$

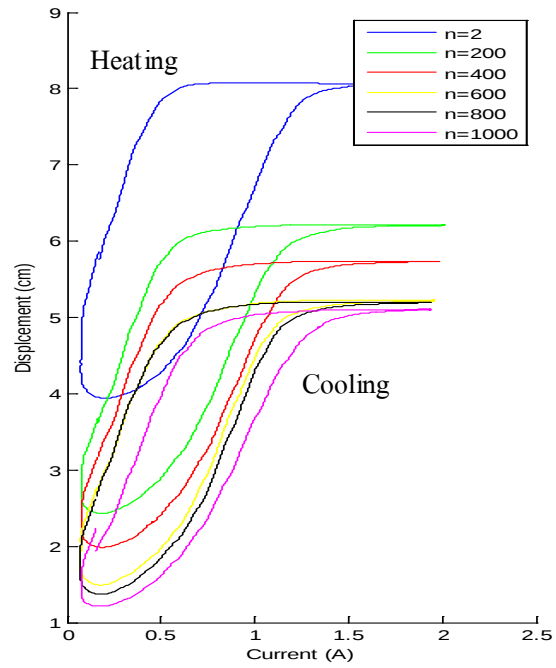
$$2F_{\max} (\text{N}) \cos(2.663) = 55.8985 \left(\frac{\text{N}}{\text{m}}\right) (1.5 \times 10^{-2} (\text{m})) \quad (4.5)$$

$$F_{\max} (\text{N}) = \frac{83.847}{2 \cos(2.663)} (\text{N}) = 41.9688 (\text{N}) \quad (4.6)$$

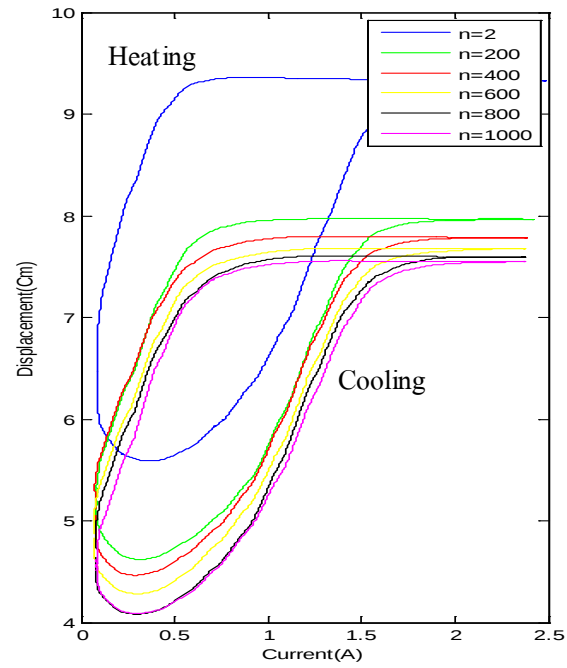
ซึ่งแรงที่คำนวณได้เป็นแรงที่กระทำต่อโลหะผสมจำรูปจำนวนสองเส้น ดังนั้นแรงที่สปริงกระทำต่อโลหะผสมจำรูปเพียงเส้นเดียวคือ 41.9235 นิวตัน หรือ 4.2735 กิโลกรัม ได้นำค่านี้นำหนักนี้มาใช้ในการทดสอบเส้นลวดด้วยเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูปเพื่อให้เส้นลวดอยู่ภายใต้สภาวะ โหลดทางกล ใกล้เคียงกัน

โลหะผสมจำรูปทั้งหมดถูกทดสอบในสภาวะที่ไม่มีการเปิดใช้ระบบระบายความร้อนช่วยในการคลายตัว และได้ผลการทดลองซึ่งพล็อตให้เห็นลักษณะของฮิสเทอรีซิสของโลหะผสมจำรูปแต่ละเส้นในจำนวนรอบต่างๆกัน ได้ผลดังรูปที่ 4.12

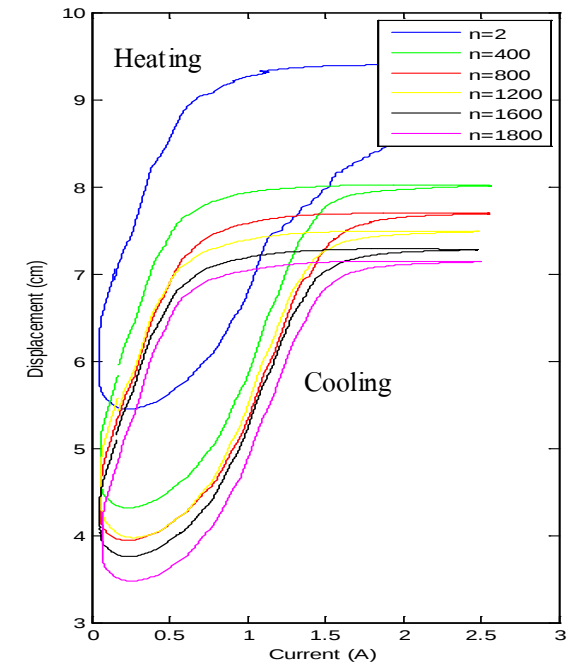
จากรูปที่ 4.12 จะเห็นชัดเจนว่ามีการเปลี่ยนแปลงของฮิสเทอรีซิสเมื่อเกิดความล้าการจากใช้งานที่จำนวนรอบต่างๆกัน ลักษณะของฮิสเทอรีซิสนั้นเลื่อนมาด้านล่าง ซึ่งเกิดจากเส้นลวดโลหะผสมจำรูปยึดตัวจากการได้รับโหลดทางกลและยับยั้งด้านซ้ายเมื่อมีจำนวนรอบมากขึ้น จากนั้นจึงได้นำข้อมูลที่ได้มาหาความกว้างและระยะจัดการเคลื่อนที่ของเส้นลวดโลหะจำรูปในแต่ละเส้นและแต่ละจำนวนรอบได้ผลดังตารางที่ 4.3



ก) SMA4



ข) SMA5

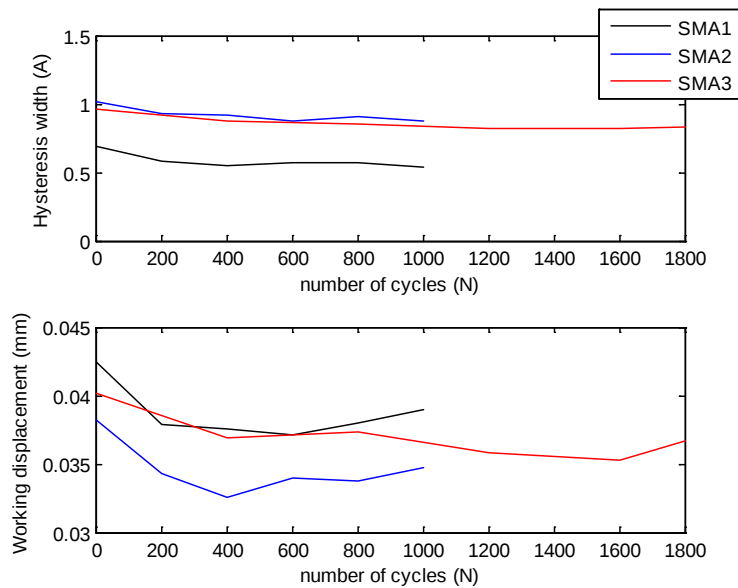


ค) SMA6

รูปที่ 4.12 ฮิสเทอรีซิสของโลหะผสมจำรูปที่จำนวนรอบต่างๆ

ตารางที่ 4.3 ความกว้างฮิสเทอรีซิสและระยะการเคลื่อนที่ของโลหะผสมจำรูปที่จำนวนรอบต่างๆของ SMA4, SMA5 และ SMA6

จำนวนรอบ	SMA4		SMA5		SMA6	
	ความกว้างฮิสเทอรีซิส (A)	ระยะขจัด การเคลื่อนที่ (cm)	ความกว้างฮิสเทอรีซิส (A)	ระยะขจัด การเคลื่อนที่ (cm)	ความกว้างฮิสเทอรีซิส (A)	ระยะขจัด การเคลื่อนที่ (cm)
2	0.6864	4.24	1.0206	0.0382	0.9627	0.0402
200	0.5857	3.79	0.9319	0.0343	0.8699	0.0369
400	0.5535	3.76	0.9195	0.0326	0.8545	0.0373
600	0.5688	3.71	0.8773	0.034	0.8222	0.0358
800	0.5713	3.8	0.9055	0.0337	0.8245	0.0353
1000	0.5404	3.9	0.8706	0.0347	0.8364	0.0367



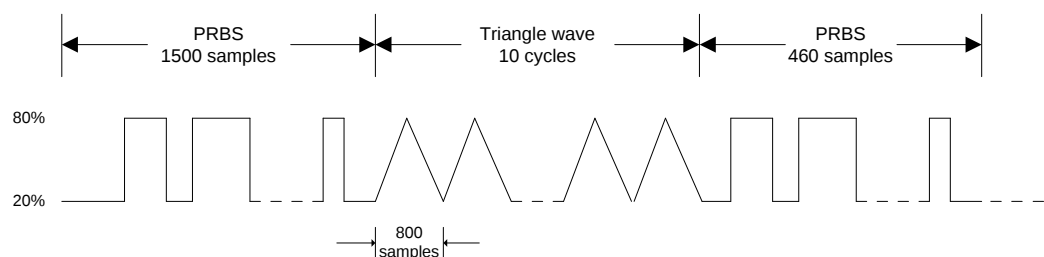
รูปที่ 4.13 ความกว้างของฮิสเทอรีซิสและระยะขจัด การเคลื่อนที่ต่อจำนวนรอบของ SMA4, SMA5 และ SMA6

นำผลที่ได้จากตารางที่ 4.3 มาพล็อตกราฟเพื่อสังเกตแนวโน้มที่เกิดขึ้นได้ดังรูปที่ 4.13 โดยแนวโน้มความกว้างของฮิสเทอรีซิสเมื่อได้รับความล้าทางกลและความร้อนแบบเดียวกันสำหรับโลหะผสมจำรูปทั้งสามเส้น ซึ่งจากกราฟในรูปที่ 4.13 พบแนวโน้มความกว้างของฮิสเทอรีซิสและระยะขจัดของก้านวาล์วลดลงเมื่อจำนวนรอบที่มากขึ้น นั่นคือลวดมีแนวโน้มที่จะล้ามากขึ้นเมื่อผ่านการใช้งานด้วย

จำนวนรอบของโหลดที่มากขึ้น สัญญาณอินพุตแบบสามเหลี่ยมนี้ถูกนำไปสร้างปริมาณความล่าช้าจากการทำงานให้กับวาล์วควบคุมดันแบบต่อไป

4.3 การสร้างปริมาณความล่าช้าให้แก่โหลดผสมจำรูปในวาล์วควบคุม

จากข้อสันนิษฐานว่าเมื่อโหลดผสมจำรูปถูกใช้งานโดยผ่านโหลดทางกลและโหลดทางความร้อนในปริมาณและระยะเวลาหนึ่งจะทำให้เกิดความล่าช้าขึ้นบนเส้นลวด จึงได้นำสัญญาณดังรูปที่ 4.14 มาทำการทดสอบวาล์วควบคุม



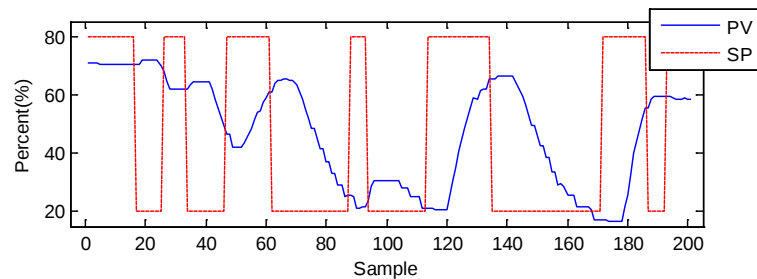
รูปที่ 4.14 รูปแบบสัญญาณอินพุตที่ใช้สร้างความล่าช้าให้แก่ระบบวาล์วควบคุม

รูปแบบสัญญาณอินพุตที่ใช้สร้างความล่าช้าให้แก่ระบบวาล์วควบคุมประกอบด้วยช่วงสัญญาณ PRBS ที่ใช้เพื่อทดสอบผลการตอบสนองของโหลดผสมจำรูป สำหรับนำไปสร้างโมเดลและวิเคราะห์สัญญาณตกค้างที่เกิดขึ้น และช่วงสัญญาณแบบสามเหลี่ยมที่ถูกนำมาใช้เพื่อสร้างภาระทางกลและความร้อนให้แก่โหลดผสมจำรูป ทำให้เกิดปริมาณความล่าช้าหรือการสูญเสียความสามารถในการกินตัวให้แก่โหลดผสมจำรูป

โดยในครั้งแรกช่วงสัญญาณ PRBS ชุดแรกจำนวน 1500 ข้อมูล นั้นถูกนำมาใช้หาโมเดลของวาล์ว ในขณะที่เริ่มต้นหรือขณะยัง ไม่มีความล่า ส่วนสัญญาณ PRBS ในช่วงถัดไปใช้หาโมเดลของวาล์วภายหลังจากผ่านโหลดความร้อนและมีความล่าเกิดขึ้น โดยใช้ขนาดข้อมูลที่สั้นเพียง 460 ข้อมูล เนื่องจากต้องการให้ระหว่างขับลวดด้วยสัญญาณ PRBS นี้เกิดผลกระทบต่อปริมาณความลำน้อยที่สุด ความล่าในวาล์วสร้างจากสัญญาณสามเหลี่ยมชุดละ 10 รอบ รอบละ 800 samples ที่สร้างระหว่างสัญญาณ PRBS แต่ละชุด สัญญาณทั้งหมดสร้างโดยใช้ความถี่ PWM ประมาณ 10 เฮิร์ตซ์และอัตราการสุ่มข้อมูลที่ 2 ข้อมูลต่อวินาที จากนั้นทำงานทดสอบโหลดผสมจำรูปด้วยสัญญาณอินพุตลักษณะดังกล่าว จนกระทั่งเส้นลวดโหลดผสมจำรูปหมดสภาพใช้งาน ซึ่งได้จำนวนรอบทางความล่าจากสัญญาณสามเหลี่ยมทั้งหมดประมาณ 1690 รอบในการสร้างความล่า

4.4 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบวาล์วควบคุมในสถานะปกติ

การตรวจจับความล้มเหลววิธีด้วยกัน เนื่องจากงานวิธีนี้มุ่งเป้าหมายไปที่การใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการตรวจจับความล้มเหลวที่เกิดขึ้น ดังนั้นการได้มาซึ่งแบบจำลองที่ถูกต้องแม่นยำจึงมีความสำคัญมาก ดังนั้นจึงได้ทดสอบระบบด้วยสัญญาณแบบ pseudorandom binary sequence (PRBS) เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของวาล์วควบคุมแบบไม่เชิงเส้น เนื่องจากโลหะผสมจำรูปมีความไม่เชิงเส้นสูง ซึ่งจะนำผลที่ได้มาสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์แบบ Nonlinear Autoregressive eXogenous (NARX)

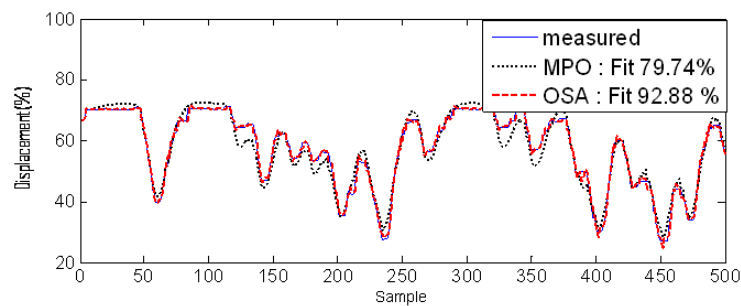


รูปที่ 4.15 ผลการตอบสนองของวาล์วควบคุมด้วยสัญญาณ PRBS

จากรูปที่ 4.15 เป็นตัวอย่างผลการตอบสนองของวาล์วควบคุมที่เกิดจากสัญญาณอินพุตแบบ PRBS นำผลตอบสนองของข้อมูล 1500 samples แรกมาสร้าง โมเดลแบบ NARX ในช่วงที่โลหะจำรูปอยู่ในสถานะปกติซึ่งเป็นสถานะที่ยังไม่ได้รับผลกระทบจากโหลดทางกลและโหลดทางความร้อน โดยคาดหวังว่าสามารถนำโมเดลในขณะทำงานปกติมาเปรียบเทียบกับวาล์วควบคุมเพื่อหาตัวแปรที่สามารถบ่งชี้เมื่อวาล์วควบคุมเกิดความล้มเหลว เพื่อนำตัวบ่งชี้มาพิจารณาความล้มเหลวของโลหะผสมจำรูปในวาล์วควบคุม ซึ่งได้โมเดลแบบไม่เชิงเส้นดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์แบบ NARX

Parameter	Regressors	Parameters	STD
p1	$u(t-3)u(t-3)$	+6.6208E-004	6.7150E-005
p2	$y(t-2)$	+1.1092E+000	2.4633E-002
p3	$y(t-2) u(t-3)$	-1.5799E-002	6.4622E-004
p4	$u(t-8) u(t-8)$	+1.1043E-003	1.9952E-004
p5	$y(t-4)$	-1.5999E-001	2.3281E-002
p6	$u(t-8)$	-3.8492E-002	2.0076E-002
p7	$u(t-3) u(t-8)$	-8.5339E-004	8.0858E-005
p8	$y(t-1) u(t-3)$	+1.5954E-002	6.7283E-004



รูปที่ 4.16 ผลการจำลอง วาล์วควบคุมด้วยโมเดลแบบ NARX เทียบกับข้อมูลวัด

ผลการจำลองวาล์วควบคุมด้วยโมเดลแบบ NARX เทียบกับข้อมูลวัดแสดงในรูปที่ 4.16 โดยประสิทธิภาพของการจำลองสามารถพิจารณาเปอร์เซ็นต์การผิดพลาด ซึ่งมีผลการผิดพลาดที่ต่ำทั้งสองรูปแบบได้แก่ MPO ที่ 79.74% และ OSA ที่ 92.88% ซึ่งบ่งบอกได้ว่าโมเดลนี้สามารถประมาณผลการตอบสนองได้เป็นอย่างดี

4.5 การประยุกต์ใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อสร้างสัญญาณตกค้างสำหรับตรวจจับความล้ม

นำ NARX model จากหัวข้อที่ 4.3 มาใช้งานร่วมกับวาล์วควบคุมโดยใช้ข้อมูลที่ได้จากการทดลองในหัวข้อที่ 4.2 ในรูปแบบของ one step ahead prediction (OSA) ที่นำสัญญาณอินพุตและเอาต์พุตของวาล์วควบคุมมาป้อนให้แก่โมเดลเพื่อประมาณเอาต์พุต ($\hat{y}_{OSA}$) และ model predicted error (MPE) ที่นำสัญญาณอินพุตของวาล์วควบคุมเพียงตัวเดียวป้อนให้แก่โมเดลเพื่อประมาณเอาต์พุต ($\hat{y}_{MPE}$)

$$\hat{y}_{OSA}(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad (4.7)$$

$$\hat{y}_{MPE}(t) = f(\hat{y}_{MPE}(t-1), \dots, \hat{y}_{MPE}(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad (4.8)$$

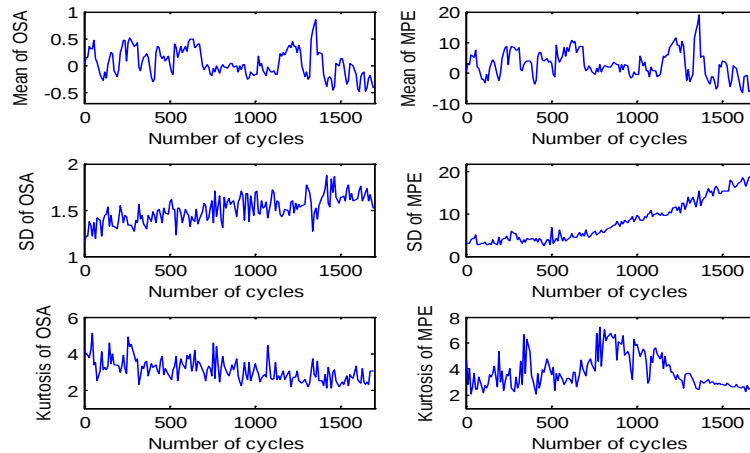
จากนั้นนำค่าความผิดพลาดที่ได้จากโมเดลและระบบ ($e = y - \hat{y}$) ในรูปแบบของ OSA และ MPE มาใช้เป็นสัญญาณตกค้างเพื่อนำไปวิเคราะห์ความล้าที่เกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูป โดยกำหนดสัญญาณตกค้างที่ได้จากวิธี model-based ดำเนินจากค่าความผิดพลาดทั้งสองชนิดดังนี้

$$r_{OSA}(k) = y(k) - \hat{y}_{OSA}(k) \quad (4.9)$$

$$r_{MPE}(k) = y(k) - \hat{y}_{MPE}(k) \quad (4.10)$$

4.6 การวิเคราะห์สัญญาณตกค้าง

เมื่อได้สัญญาณตกค้างจากสมการ 4.9 และ 4.10 เป็นชนิดแบบ OSA และ MPE ตามลำดับ จากนั้นนำสัญญาณตกค้างทั้งสองชนิดจากการใช้โมเดล NARX ในขณะทำงานพร้อมมวลควบคุม มาวิเคราะห์หาค่าเฉลี่ย (mean) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard Deviation) และค่าความโด่ง (kurtosis) ซึ่งตัวแปรทั้ง 3 ตัวเป็นตัวแปรที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์และประเมินผลในเชิงสถิติ จึงได้ทำการวิเคราะห์ตัวแปรดังกล่าวในแต่ละช่วงการทำงานทั้ง 1690 รอบการทำงานของ PRBS ที่ทำการทดสอบระบบได้ผลดังรูปที่ 4.17

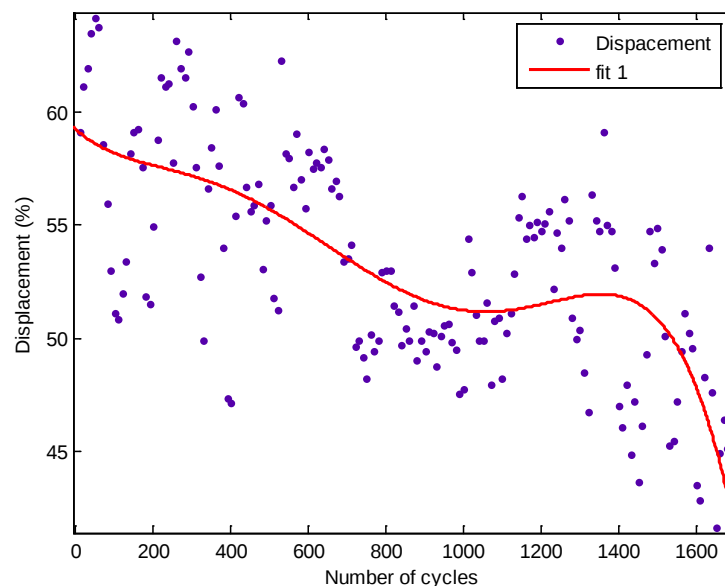


รูปที่ 4.17 ค่าเฉลี่ย ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความโด่งของสัญญาณตกค้างเมื่อมวลควบคุมผ่านการใช้งานในจำนวนรอบต่างๆ

เมื่อผ่านการใช้งานในจำนวนรอบที่สูงขึ้นจะเห็นได้ชัดว่าในชุดข้อมูลของค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน ทั้งแบบ OSA และ MPE มีแนวโน้มการเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน ส่วนค่าเฉลี่ยมีแนวโน้มลดลงทั้งแบบ OSA และ MPE และสุดท้ายค่าความโค้งมีแนวโน้มลดลงชัดเจนในแบบ OSA และแบบ MPE มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ในช่วงประมาณ 1-800 รอบและลดลงในช่วงประมาณ 800-1690 ซึ่งจากข้อสันนิษฐานที่ว่าความล้าเชิงใช้งานจะเพิ่มขึ้นตามจำนวนรอบของโหลดทางความร้อนด้วย จึงอาจกล่าวอีกนัยได้ว่า ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานโดยเฉพาะที่คำนวณได้จาก MPE นั้น เหมาะสมที่จะนำมาบ่งชี้สถานะความล้าที่เกิดขึ้นบนวาล์วควบคุมเมื่อผ่านการใช้งาน

4.7 การวิเคราะห์ระดับของความล้า

ในการตรวจจับความผิดปกติบนวาล์วควบคุมที่เกิดจากความล้า นั้น มีจุดมุ่งหมายในการแบ่งระดับของความล้าที่เกิดขึ้นเป็นระดับต่างๆ เมื่อวาล์วควบคุมผ่านการใช้งานจากโหลดทางความร้อน จากการสังเกตพบว่าเมื่อพิจารณาจากระยะทำงานหรือระยะจัดการเคลื่อนที่ของวาล์วควบคุมของช่วงสัญญาณทดสอบแบบสามเหลี่ยมดังรูปที่ 4.16 จะพบแนวโน้มในการเปลี่ยนแปลงค่าระยะทำงานดังรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 การเปลี่ยนแปลงของระยะขจัดก้านวาล์วตามจำนวนรอบของโหลดความร้อน

รูปที่ 4.18 ได้มาจากการฟิตข้อมูลด้วยสมการแบบ polynomial function ลำดับที่ 5 เนื่องจากเป็นลำดับที่น้อยที่สุดที่แสดงให้เห็นถึงแนวโน้มการเกิดความล้าได้ค่อนข้างชัดเจน โดยใช้ nonlinear regression

$$y(N) = a_1 N^5 + a_2 N^4 + a_3 N^3 + a_4 N^2 + a_5 N + a_6 \quad (4.11)$$

ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์และช่วงของค่าสัมประสิทธิ์ที่ค่าความเชื่อมั่น 95% (แสดงในวงเล็บ) ได้แก่ $a_1 = -3.329 \times 10^{-14}$ (-6.717×10^{-14} , 5.8×10^{-16}), $a_2 = 1.166 \times 10^{-10}$ (-2.725×10^{-11} , 2.604×10^{-10}), $a_3 = -1.35 \times 10^{-7}$ (-3.557×10^{-7} , 8.579×10^{-8}), $a_4 = 5.901 \times 10^{-5}$ (-8.862×10^{-5} , 0.0002), $a_5 = -0.01532$ (-0.05589 , 0.02524) และ $a_6 = 59.25$ (55.83 , 62.68) จะเห็นว่าค่าระยะเคลื่อนเริ่มต้นที่ประมาณ 59% มีค่าลดลงจนถึงประมาณรอบที่ 800 ระยะเคลื่อนจะมีค่าค่อนข้างคงที่ที่ประมาณ 52% และเริ่มลดลงอย่างรวดเร็วอีกครั้งที่จำนวนรอบประมาณ 1400 รอบ โดยระยะสุดท้ายก่อนลวดจะขาดคือ 41.85% ที่สามารถประมาณระดับความลึกคร่าวๆ ได้สามระดับ ได้แก่ 0-800 รอบ, 800-1400 รอบ และ 1400 รอบเป็นต้นไป แต่ในช่วง 800-1400 ยังมีความคลุมเครือ ไม่ชัดเจนเท่าใดนัก อีกทั้งค่า R^2 (coefficient of determination) ซึ่งเป็นตัวเลขที่แสดงให้เห็นถึงความถูกต้องของโมเดลที่เลือกใช้นั้นที่ได้มีค่า 0.4669 นั้นหมายถึงมีค่าความผิดพลาดสูง วิธีการนี้จึงไม่เหมาะสมในการแบ่งระดับความล้า เพียงชี้ให้เห็นถึงการเกิดการเปลี่ยนแปลงของระยะทำงานอย่างรวดเร็วเมื่อผ่านจำนวนรอบของโหลดที่ 1400 รอบ จากวิธีการนี้จึงได้นำแนวความคิดในการพัฒนาเทคนิคการแบ่งระดับความล้าให้ชัดเจนยิ่งขึ้น โดยวิธีการอื่นๆ

ดังนั้นจึงได้พิจารณาตัวแปรที่จะสามารถแยกแยะระดับความล้าที่เกิดขึ้นซึ่งมีความจำเป็นอย่างมากสำหรับการวิเคราะห์การแบ่งระดับปริมาณความล้า โดยนำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ดังสมการที่ 4.12 มาทดสอบหาตัวแปรทั้ง 8 ตัวบนสมการเพื่อวิเคราะห์หาตัวแปรที่เหมาะสมนำมาแยกแยะระดับความล้าโดยการเขียนโปรแกรมวิเคราะห์จากสัญญาณตกค้างแบบ MPE

$$y(n) = (\theta_1 u(n-3)^2) + (\theta_2 y(n-2)) - (\theta_3 y(n-2)u(n-3)) + (\theta_4 u(n-8)^2) - (\theta_5 y(n-4)) - (\theta_6 u(n-8)) - (\theta_7 u(n-3)u(n-8)) + (\theta_8 y(n-1)u(n-3)) \quad (4.12)$$

นำข้อมูลที่ N ตัว (1500 ข้อมูลในชุดข้อมูลแรกและ 460 ข้อมูลในชุดข้อมูลต่อไป) นำมาสร้างเป็นเมทริกซ์ของ $\mathbf{Y}_{N \times 1} = \boldsymbol{\Psi}^T(u, y)_{N \times 8} \times \boldsymbol{\theta}_{8 \times 1}$ ได้ดังนี้

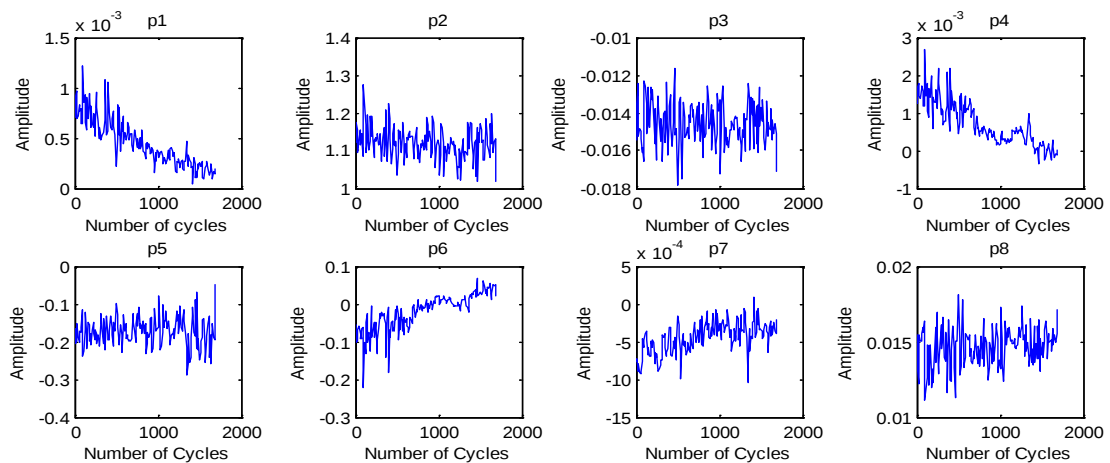
$$\begin{bmatrix} y(9) \\ y(10) \\ \vdots \\ y(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u^2(6) & y(7) & \cdot & \cdot & y(8)u(6) \\ u^2(7) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ u^2(N-3) & y(N-2) & \cdot & \cdot & y(N-1)u(N-3) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \theta_8 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

หาสัมประสิทธิ์ของเทอมแต่ละตัวในโมเดลแบบ NARX ได้เป็น

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\Psi}^T \times \boldsymbol{\theta} \quad (4.14)$$

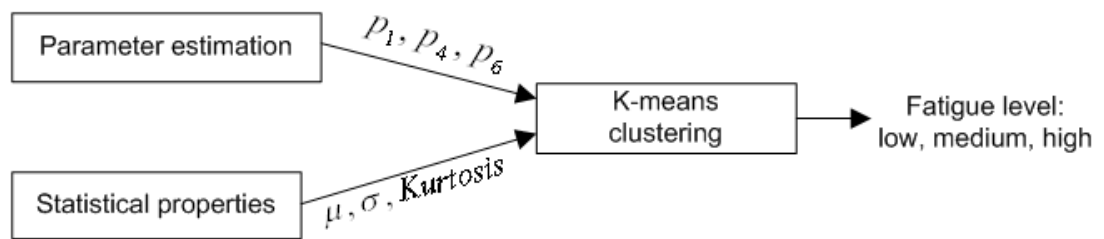
$$\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\Psi}^T)^+ \times \mathbf{Y} \quad (4.15)$$

จากสมการที่ 4.14 ใช้ pseudo inverse $(\cdot)^+$ เพื่อคำนวณหาสัมประสิทธิ์ $(\boldsymbol{\Psi})$ ดังสมการที่ 4.15 เนื่องจากเมทริกซ์ของสัมประสิทธิ์ไม่เป็นเมทริกซ์จัตุรัสจึงไม่สามารถใช้การหาอินเวอร์สของเมทริกซ์แบบทั่วไปได้ สุดท้ายจึงได้ค่าของสัมประสิทธิ์ของโมเดลในแต่ละเทอมเพื่อนำไปใช้พิจารณาการเปลี่ยนแปลงเมื่อได้รับภาระทางความร้อนในปริมาณที่เพิ่มขึ้นแสดงดังรูปที่ 4.18 เมื่อ $p_1 - p_8$ อ้างถึงเทอมในตารางที่ 4.4



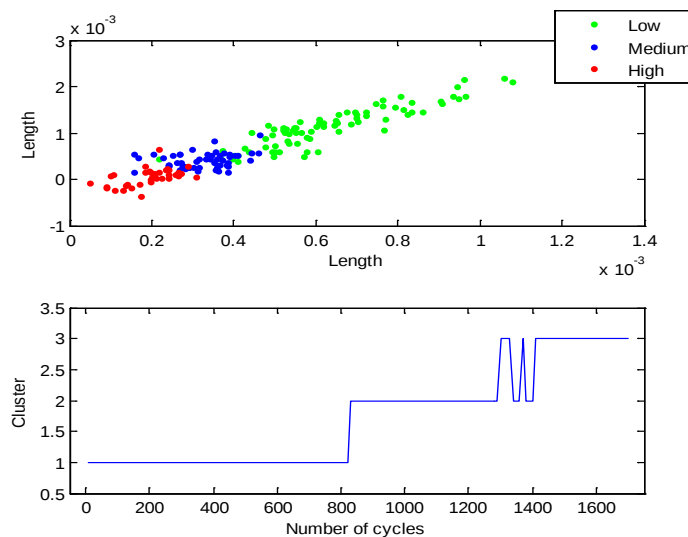
รูปที่ 4.19 ตัวแปรของโมเดล NARX เมื่อผ่านการใช้งานในจำนวนรอบต่างๆ

จากรูปที่ 4.19 จะเห็นได้ว่าเมื่อจำนวนรอบมากขึ้นตัวแปรที่ p_1, p_4 และ p_6 มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงที่เพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัด ตัวแปรดังกล่าวจึงเหมาะสมในการนำไปใช้แบ่งระดับความล้าที่เกิดขึ้น ขั้นตอนการแบ่งระดับความล้า ได้เลือกใช้อัลกอริทึม k-means clustering ดังที่ได้อธิบายในบทที่ 2 โดยใช้ลักษณะสำคัญ (features) 6 ตัว คือ p_1, p_4, p_6 , ค่าเฉลี่ยของ $MPE(\mu)$, ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ $MPE(\sigma)$ และค่าความโด่ง (kurtosis) ของ MPE ซึ่งตัวแปรทั้ง 6 ตัวที่นำมาใช้แบ่งกลุ่มระดับความล้าออกเป็นสามระดับ



รูปที่ 4.20 ตัวแปรที่ใช้ในการจัดกลุ่มความล้า

เมื่อนำตัวแปรทั้ง 6 จัดกลุ่มความล้าด้วย k-means clustering ได้ผลดังรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 การแบ่งกลุ่มระดับความล้าเป็นสามระดับด้วยอัลกอริทึม k-means clustering

จากรูปที่ 4.21 จะเห็นได้ชัดเจนว่าระดับความล้าบนวาล์วควบคุมตั้งแต่เริ่มใช้งานในสถานะปกติจนถึงวาล์วควบคุมเสียหายสามารถแบ่งระดับความล้าได้เป็น 3 ระดับของสถานะของความล้าที่ระดับต่ำ กลาง และสูง ได้อย่างชัดเจนที่จำนวนข้อมูลของสัญญาณทดสอบในช่วงสามเหลี่ยมที่ 800 รอบและ 1400 รอบ นี่เป็นเพียงวิธีการตรวจจับความล้าแบบออฟไลน์ ที่ต้องใช้ข้อมูลทั้งหมดที่ได้มาวิเคราะห์ในครั้งสุดท้ายหลังจากการทดลอง จึงไม่เหมาะสมในการพัฒนามาเป็นฟังก์ชันการตรวจสอบตัวเองในวาล์วอัจฉริยะซึ่งจำเป็นต้องมีการทำงานของอัลกอริทึมแบบออนไลน์

4.8 การตรวจจับความล่าช้าในวาล์วแบบออนไลน์ในสัญญาณตกค้างด้วย อัลกอริธึม CUSUM

เพื่อการตรวจจับความล่าช้าแบบออนไลน์จึงได้นำอัลกอริธึม CUSUM แบบตรวจจับการเปลี่ยนของค่าความแปรปรวน (variance change detection) มาใช้ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงค่าความแปรปรวนของสัญญาณตกค้าง ซึ่งอัลกอริธึมดังกล่าวสามารถทำงานได้พร้อมกันกับขณะที่วาล์วทำงาน

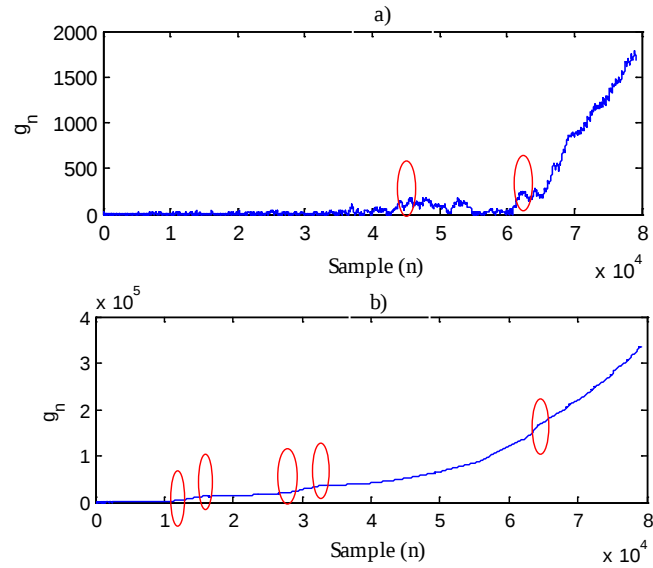
กำหนดค่าตัวแปรเริ่มต้นของอัลกอริธึม CUSUM จากการกำหนดขนาดวินโดว์ (M) เพื่อบอกจำนวนข้อมูลที่ใช้พิจารณานั้นคือสัญญาณตกค้างในช่วงของสถานะการทำงานที่ปกติที่ 1500 ข้อมูลแรกมาประมาณค่าเฉลี่ยเริ่มต้น (μ) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเริ่มต้น (σ_0) ในสมการที่ 4.16 และ 4.18 ตามลำดับและค่าการเปลี่ยนแปลงของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยกำหนดให้ $\sigma_1 = 2\sigma_0$ ในสมการที่ 4.19

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M r_i \quad (4.16)$$

$$\sigma_0 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (r_i - \mu)^2}{M}} \quad (4.17)$$

$$\sigma_1 = 2\sigma_0 \quad (4.18)$$

จากนั้นใช้ข้อมูลของสัญญาณตกค้างในชุดของ OSA และ MPE มาหา CUSUM ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.22 ค่า CUSUM ของสัญญาณตกค้าง

a) ค่า CUSUM ที่ได้จาก OSA

b) ค่า CUSUM ที่ได้จาก MPE

กราฟของ CUSUM ที่คำนวณจากสัญญาณตกค้างในแบบ OSA และ MPE แสดงในรูปที่ 4.22 จะพบว่าวิธี CUSUM แบบ OSA มีการเพิ่มค่าอย่างชัดเจนที่ข้อมูล 45485 และ 61560 ข้อมูล หรือประมาณได้เป็นโหนดความร้อนรอบที่ 960 และ 1310 รอบ ตามลำดับ ในขณะที่ CUSUM แบบ MPE มีการเปลี่ยนแปลงความชันอย่างชัดเจนประมาณ 5 ครั้ง ที่ข้อมูลที่ 11160, 15981, 27329, 33381 และ 62220 หรือประมาณได้เป็นโหนดความร้อนรอบที่ 210, 310, 560, 690 และ 1320 รอบตามลำดับ ผลการทดลองแสดงได้ดังตารางที่ 4.5

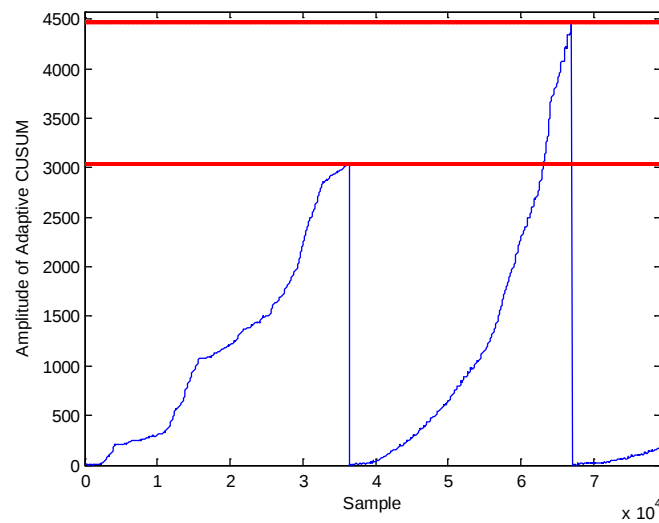
ตารางที่ 4.5 การเปลี่ยนแปลงระยะจัดการเคลื่อนที่และระดับของความล้าที่ถูกตรวจจับโดยอัลกอริทึม CUSUM แบบ OSA และ MPE

Residual	Fatigue event (number of thermal cycles)	Working displacement (mm)	Fatigue (%)
OSA	960	8.43	14.30
	1130	8.08	17.91
MPE	210	9.78	0.60
	310	9.58	2.61
	560	9.44	4.04
	690	8.89	9.63
	1320	7.78	20.88

สามารถสรุปจากตารางที่ 4.5 ได้ว่าผลการตรวจจับด้วยสัญญาณตกค้างแบบ OSA นั้นจะตรวจจับระดับความล้าเมื่อความล้ามีขนาดใหญ่ ในขณะที่สัญญาณตกค้างแบบ MPE นั้นมีช่วงการตรวจจับความล้าที่ละเอียดกว่าที่แยกให้เห็นความแตกต่างระหว่างถึงระดับความล้าที่น้อยและกลาง ค่าความเปลี่ยนแปลงของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ_1 นั้นมาจากการสมมติการเปลี่ยนแปลงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นสองเท่า ซึ่งอาจจะไม่ใช่ค่าที่ดีที่สุดก็ได้ ในหัวข้อถัดไปจะกล่าวถึงการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณตกค้างด้วยวิธี adaptive CUSUM

4.9 การตรวจจับความล้าในสัญญาณตกค้างด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM

เนื่องจากข้อจำกัดของอัลกอริทึม CUSUM แบบตรวจจับการเปลี่ยนของค่าความแปรปรวนที่กล่าวใน 4.6 นั้นจึงได้สร้างอัลกอริทึมใหม่ที่มีรายละเอียดของอัลกอริทึมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2.3.4 ซึ่งสามารถกำหนดของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะสมมติเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลง (σ_1) ได้ครอบคลุมตามหลักการทางคณิตศาสตร์และมีความเหมาะสมในการกำหนด threshold ให้ดียิ่งขึ้น ทำให้สามารถระบุค่าความแตกต่างของค่า CUSUM ในสถานะเริ่มต้นไปจนถึงสถานะที่ควรจะเป็นสถานะที่เกิดความผิดปกติขึ้น ซึ่งอาจมีมากกว่า 1 ระดับ อีกทั้งยังสามารถคำนวณ ค่าเฉลี่ยเริ่มต้น μ_0 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะปกติเริ่มต้น (σ_0) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในสถานะสมมติเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลง (σ_1) ผลการทดสอบอัลกอริทึมแบบ adaptive CUSUM กับสัญญาณตกค้างแบบ MPE เมื่อใช้ $M = 460$ ซึ่งเท่ากับจำนวนของข้อมูลในช่วง PRBS ได้ผลการทดลองดังรูปที่ 4.23



รูปที่ 4.23 ผลการทดลองตรวจจับความล่าช้าด้วยอัลกอริธึม Adaptive CUSUM ที่ $\beta=600$

ใช้ข้อมูลเดิมในการทดสอบอัลกอริธึมที่ค่าเบต้าค่าต่างๆ ได้ผลการตรวจจับความล่าช้าดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 ผลการเปลี่ยนแปลงค่าเบต้าที่จำนวนต่างๆ

Beta	Detection cycle				Beta	Detection cycle			
Offline	-	80	-	140	605	-	77	-	142
100	23	80	114	158	620	-	79	-	118
300	52	85	-	155	630	-	81	-	160
500	64	-	-	129	650	-	83	-	-
550	-	67	-	131	800	-	-	95	-
570	-	70	-	132	1000	-	-	106	-
600	-	76	-	133	1200	-	-	115	-
601	-	78	-	142	1400	-	-	120	-
610	-	78	-	148					

จุดประสงค์คือ ต้องการอัลกอริธึมที่สามารถตรวจจับความล่าช้าได้ 3 ระดับตามที่ได้แนะนำจากผลการวิเคราะห์ด้วย k-means clustering นั่นคือ ระดับต่ำเกิดที่รอบที่ 0-800, ระดับกลางเกิดที่รอบที่ 800-1400 และระดับสูงเกิดที่รอบตั้งแต่ 1400 ขึ้นไป จากตารางที่ 4.3 หากลดค่าเบต้าจะมีการตรวจจับความล่าช้าบ่อยครั้งกว่าที่ค่าเบต้ามาก และยังพบว่าค่าเบต้าที่ 601-610 ทำให้การตรวจจับมีความใกล้เคียงกับระดับความล่าช้าที่แบ่งด้วยวิธี k-means clustering นั่นคือ จากรูปที่ 4.20 ซึ่งแสดงตัวอย่างผลการ

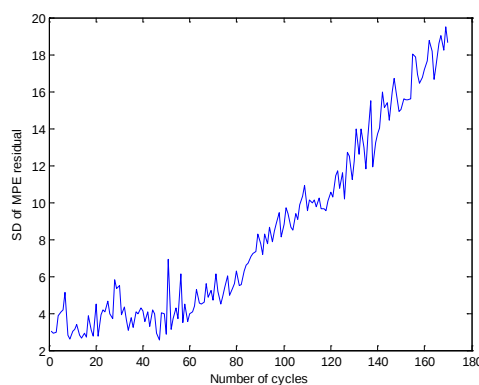
ตรวจจับกรณีใช้เบต้าเท่ากับ 601 จะได้ผลการตรวจจับได้ที่ 36500 ข้อมูลหรือเทียบได้กับการผ่าน โหลดความร้อนไป 760 รอบ และตรวจได้อีกครั้งที่ข้อมูลที่ 67119 หรือ เทียบได้กับการผ่าน โหลดความร้อนไป 1420 รอบ ซึ่งใกล้เคียงกับการแบ่งระดับความล้าด้วยวิธีออฟไลน์โดยใช้อัลกอริทึม k-means clustering ที่รอบ 800 และ 1400 ตามลำดับ

สำหรับการใช้งานจริง ค่าเบต้าที่เหมาะสมควรเลือกใช้ในช่วง 550-630 เนื่องจากช่วงดังกล่าวสามารถ ให้ผลการตรวจจับความล้าที่สอดคล้องกับเป้าหมายในการตรวจจับระดับความล้าที่เกิดขึ้นเป็นสามระดับ ที่ระดับต่ำ กลาง และสูง

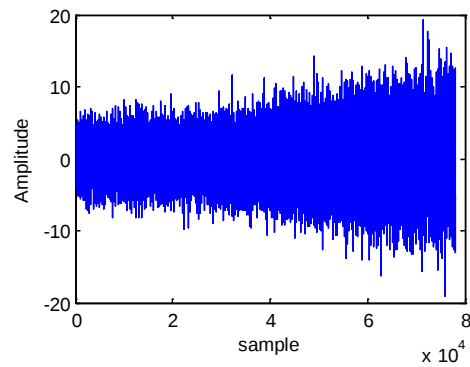
ตั้งข้อสันนิษฐานว่าหากมีการใช้งานใหม่อัลกอริทึมนี้กับวาล์วควบคุมอีกครั้ง การทำงานของ อัลกอริทึมจะทำงาน ได้ดีเหมือนเดิม ภายใต้สมมติฐานให้ค่าทางสถิติมีการเปลี่ยนแปลงเหมือนกัน แต่ สัญญาณที่ใช้พิจารณาถูกสร้างขึ้นใหม่ ได้พิสูจน์ด้วยตัวอย่างที่ 4.1

ตัวอย่าง 4.1: ทดสอบการทำงานของอัลกอริทึม adaptive CUSUM

ตัวอย่างนี้เป็นการทดสอบการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงค่าความแปรปรวนด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM สำหรับข้อมูลชุดใหม่ที่มีค่าทางสถิติเลียนแบบสัญญาณตกค้างที่ได้จากการทดสอบวาล์ว ควบคุม โดยสมมติให้สัญญาณตกค้างในแต่ละรอบมีการกระจายตัวแบบ Gaussian ที่มีค่าความ เบี่ยงเบนมาตรฐานทุกๆ 460 ข้อมูล เท่ากับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจากข้อมูลที่ได้จากการทดสอบวาล์ว ควบคุมจนเสียดสภาพ มีลักษณะดังรูป 4.24 เพื่อสร้างตัวอย่างสัญญาณทดสอบดังรูปที่ 4.25

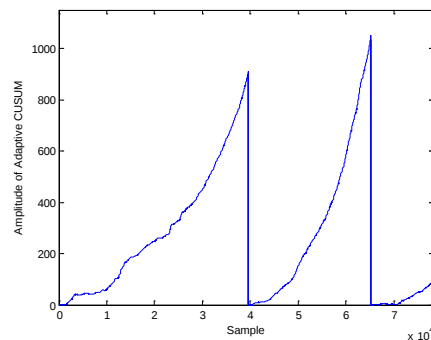


รูปที่ 4.24 ค่าเบี่ยงเบน มาตรฐานที่เลือกใช้ในการทดสอบ

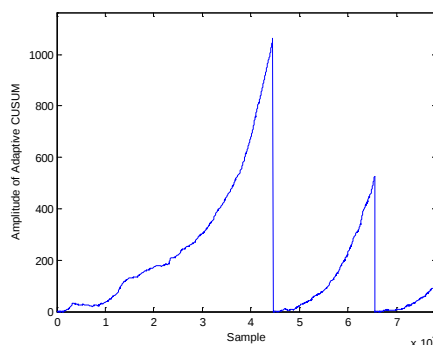


รูปที่ 4.25 สัญญาณทดสอบอัลกอริธึม adaptive CUSUM

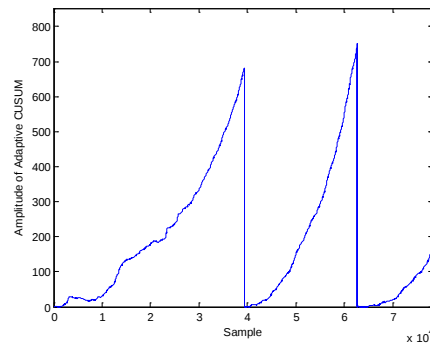
นำสัญญาณทดสอบที่สร้างขึ้นมาทดสอบกับอัลกอริธึม adaptive CUSUM โดยเลือกใช้ตัวแปร M และ β ค่าเดียวกับที่ใช้ในวาล์วทดสอบ ผลการทดสอบการตรวจจับค่าการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนของสัญญาณตัวอย่างครั้งที่ 1-3 แสดงในรูปที่ 4.26-4.28 ตามลำดับ



รูปที่ 4.26 ผลการทดสอบด้วยอัลกอริธึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 1 (alarm รอบที่ 82 และ 138)



รูปที่ 4.27 ผลการทดสอบด้วยอัลกอริธึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 2 (alarm รอบที่ 93 และ 139)



รูปที่ 4.28 ผลการทดสอบด้วยอัลกอริทึม adaptive CUSUM ครั้งที่ 3 (alarm รอบที่ 82 และ 132)

เมื่อทดสอบอัลกอริทึมด้วยสัญญาณทดสอบที่สร้างขึ้นใหม่จากสัญญาณแบบ Gaussian ที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเหมือนกันทุกครั้ง จะได้ผลลัพธ์การทดสอบทั้ง 3 ครั้งที่มีความแตกต่างกันเล็กน้อย แสดงให้เห็นว่าการใช้อัลกอริทึมในการทดลองแต่ละครั้ง ให้แนวโน้มของเวลาในการตรวจจับทั้ง 3 ครั้งที่มีค่าใกล้เคียงกันซึ่งหมายความว่ามีความเป็นไปได้ที่จะประยุกต์อัลกอริทึมที่พัฒนาการตรวจจับความล่าที่ระดับต่างกันในขณะที่ใช้งานแล้วควบคุม แต่อาจต้องมีการทดสอบซ้ำหลายๆ ครั้ง เพื่อเก็บตัวอย่างการเปลี่ยนแปลงของความแปรปรวนของสัญญาณตกค้างที่ได้จากแล้วควบคุมที่ใช้โลหะผสมจำรูปเส้นอื่นๆ เพื่อหาชุดของค่า β ที่เหมาะสมสำหรับแล้วควบคุมตัวนี้ต่อไป

4.10 สรุปผลการทดลอง

การตรวจจับความล่าในระบบแล้วควบคุมจำเป็นต้องเข้าใจพฤติกรรมของโลหะจำรูปดีในระดับหนึ่ง เช่น ความเร็วในการตอบสนอง พฤติกรรมของฮิสเทอรีซิสและระยะจัดการเคลื่อนที่ของโลหะผสมจำรูปเป็นต้น สำหรับการออกแบบการสร้างปริมาณความล่าให้แล้วแล้วควบคุมเพื่อนำไปสู่การวิเคราะห์ หักวิเคราะห์ปริมาณความล่าที่เกิดขึ้น ซึ่งการวิจัยนี้การแบ่งระดับความล่าด้วย k-means clustering และเปรียบเทียบวิธีการตรวจจับระหว่างอัลกอริทึม CUSUM กับ adaptive CUSUM ในส่วนของ k-means clustering ได้นำตัวแปรจากโมเดลแบบ NARX 3 ตัวแปรและตัวแปรทางสถิติได้แก่ ค่าเฉลี่ย ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความโค้งของสัญญาณตกค้างที่ได้จากการทำงานร่วมกับโมเดลแบบ NARX และระบบแล้วควบคุมในรูปแบบของ MPE มาแยกกลุ่มข้อมูล ซึ่งสามารถแยกระดับความล่าทั้ง 3 ระดับออกมาได้ที่จำนวนรอบทางความล่าที่ 0-800, 800-1400 และมากกว่า 1400 รอบ จากนั้นพัฒนาระบบการตรวจจับความล่าแบบออนไลน์โดยนำโมเดลแบบ NARX มาทำงานร่วมกับระบบแล้วควบคุมเพื่อสร้างสัญญาณตกค้างในรูปแบบของ MPE จากนั้นนำสัญญาณตกค้างมาผ่านอัลกอริทึมแบบ CUSUM ซึ่งสามารถแยกแยะระดับปริมาณความล่าได้แต่มีข้อเสียที่การกำหนดตัวแปรและกำหนด threshold ซึ่งการกำหนดต้องทราบค่าของตัวแปรบางตัวหลังการเปลี่ยนแปลงทำให้เกิดความไม่สะดวกในการใช้งาน และต้องเป็นตัวแปรที่มีค่าที่เหมาะสมกับระบบแล้วควบคุม

เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพที่ดีตรวจจับความล่า ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้พัฒนาอัลกอริทึมแบบ adaptive CUSUM มาใช้แทนซึ่งสามารถตรวจจับระดับความล่าและแก้ไขข้อผิดพลาดอัลกอริทึม CUSUM ได้เป็นอย่างดี

บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 บทสรุป

การทำงานของโลหะผสมจำรูปที่ถูกใช้เป็นตัวขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์ในวาล์วควบคุมอาจมีผลกระทบที่เกิดจากความล้าบนเส้นลวดซึ่งทำให้ประสิทธิภาพในการควบคุมลดลงหรืออาจสร้างความเสียหายให้แก่ผลิตภัณฑ์อย่างมาก ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำเสนอวิธีการใช้โมเดลแบบ NARX ร่วมกับอัลกอริทึม CUSUM ในการตรวจจับความล้าบนโลหะผสมจำรูป โดยมีขั้นตอนการทำได้แก่ ศึกษาการเกิดความล้า ออกแบบการสร้างความล้า ทดลองสร้างความล้าและวิเคราะห์รวมถึงตรวจจับระดับปริมาณความล้าที่เกิดขึ้นบนแอกชูเอเตอร์ของวาล์วควบคุมที่ถูกขับเคลื่อนด้วยเส้นลวดโลหะผสมจำรูป ได้มีการออกแบบฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ โดยสร้างเครื่องทดสอบโลหะผสมจำรูปเพื่อศึกษาการเกิดและออกแบบการสร้างความล้าที่ให้แก่เส้นลวดโลหะจำรูป เพื่อนำไปสร้างความล้าให้เกิดขึ้นบนวาล์วควบคุม เมื่อสามารถสร้างความล้าได้เป็นที่เรียบร้อยแล้วจึงได้นำมาแบ่งระดับความล้าด้วย k-means clustering และพัฒนาระบบการตรวจจับความล้าแบบออนไลน์โดยนำโมเดลแบบ NARX มาทำงานร่วมกับวาล์วควบคุม เพื่อศึกษาแนวโน้มและจัดการในด้านการวิเคราะห์ปริมาณความล้าที่เกิดขึ้นให้ได้ผลอย่างแม่นยำ โดยที่อัลกอริทึมแบบออนไลน์นี้เองที่ใช้ในการตรวจจับความล้าบนโลหะผสมจำรูป โดยใช้การเปลี่ยนแปลงทางสถิติที่เกิดขึ้นในการบ่งชี้ระดับความล้าที่เกิดบนโลหะผสมจำรูป ซึ่งในที่สุดแล้วสามารถแยกระดับความผิดปกติในวาล์วควบคุมได้เป็นสถานะทั้งสามระดับได้แก่ความล้าในปริมาณที่ต่ำ กลาง และ สูง

จากนั้นศึกษาประเภทของสัญญาณอินพุตที่เหมาะสมในการทดสอบโลหะผสมจำรูป ซึ่งสัญญาณอินพุตแบบสามเหลี่ยมเป็นสัญญาณที่เหมาะสมในการสร้างความล้าให้แก่โลหะผสมจำรูปเนื่องจากสามารถนำฮิสเทอรีซิสและระยะจัดการเคลื่อนที่มาใช้เป็นตัวบ่งชี้การเกิดความล้าขึ้นบนโลหะผสมจำรูป ทำการศึกษาผลกระทบของความล้าจากสัญญาณอินพุตดังกล่าวในโลหะผสมจำรูปโดยการนำสัญญาณอินพุตแบบสามเหลี่ยมมาใช้สร้างความล้าให้เกิดขึ้นบนโลหะผสมจำรูป และพบว่ามีความโน้มผลตอบสนองของฮิสเทอรีซิสที่เปลี่ยนแปลง ซึ่งแนวโน้มความกว้างของฮิสเทอรีซิสและระยะจัดของก้านวาล์วลดลงเมื่อจำนวนรอบที่มากขึ้น จึงเป็นแนวทางในการหาตัวบ่งชี้สถานะความผิดปกติในวาล์วควบคุม

ทำการออกแบบการสร้างความล้าให้แก่วาล์วควบคุมโดยเลือกใช้สัญญาณ PRBS เพื่อจุดประสงค์ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สลับกับสัญญาณสามเหลี่ยมที่จะสร้างปริมาณความล้าให้เกิดขึ้นแก่เส้นลวดโลหะผสมจำรูปบนวาล์วควบคุม ซึ่งโมเดลแบบ NARX ได้ถูกนำมาใช้ในการอธิบายระบบ

วาล์วควบคุม และสัญญาณสามเหลี่ยมสามารถทำให้ความล้าบนวาล์วควบคุมเกิดขึ้นจนกระทั่งวาล์วควบคุมเสียสภาพในที่สุด

ในการวิเคราะห์ปริมาณความล้าที่เกิดขึ้นนั้น ได้เลือกใช้อัลกอริทึม k-mean clustering ในการแบ่งระดับความล้า ซึ่งนำตัวแปรจากโมเดลแบบ NARX 3 ตัวแปรและตัวแปรทางสถิติได้แก่ค่าเฉลี่ย ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าความโค้งของสัญญาณตกค้างที่ได้จากการทำงานร่วมกับโมเดลแบบ NARX และระบบวาล์วควบคุมในรูปแบบของ MPE มาแยกกลุ่มข้อมูล ซึ่งสามารถแยกระดับความล้าทั้ง 3 ระดับออกมาได้ที่จำนวนรอบทางความล้าที่ 0-800, 800-1400 และมากกว่า 1400 รอบ จากนั้นพัฒนาระบบการตรวจจับความล้าแบบออนไลน์โดยนำโมเดลแบบ NARX มาทำงานร่วมกับระบบวาล์วควบคุมเพื่อสร้างสัญญาณตกค้างในรูปแบบของ MPE จากนั้นนำสัญญาณตกค้างมาผ่านอัลกอริทึมแบบ CUSUM ซึ่งสามารถแยกแยะระดับปริมาณความล้าได้แต่มีข้อเสียที่การกำหนดตัวแปรและกำหนด threshold นั้นต้องมีค่าเหมาะสมกับระบบจึงจะสามารถตรวจจับได้ดี จึงได้พัฒนาอัลกอริทึมแบบ adaptive CUSUM มาใช้แทนซึ่งสามารถตรวจจับระดับความล้าและแก้ไขข้อเสียอัลกอริทึม CUSUM ได้เป็นอย่างดี

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับปัญหาทางด้านฮาร์ดแวร์

1) เนื่องจากเส้นลวดโลหะผสมจำรูปที่ใช้ในการขับเคลื่อนแอกชูเอเตอร์นั้นมีจำนวนสองเส้น ซึ่งสร้างปัญหาให้แก่ผู้วิจัยเนื่องจากจำเป็นต้องปรับระดับความตึงของทั้งสองเส้นนั้นต้องปรับให้เท่าๆกันก่อนการวิจัยทุกครั้ง และเพิ่มโอกาสที่เส้นลวดจะหลุดออกจากตัวยึดภายในแอกชูเอเตอร์เป็นสองเท่า ดังนั้นหากออกแบบให้แอกชูเอเตอร์สามารถขับเคลื่อนด้วยโลหะผสมจำรูปเพียงเส้นเดียวจะสามารถลดปัญหาดังกล่าวลงได้

2) ระบบวาล์วควบคุมต้นแบบนี้ไม่สามารถเปิดใช้งานเป็นเวลานานได้เนื่องจากความร้อนที่เกิดจากการทำงานของปั๊มทำให้น้ำในระบบมีอุณหภูมิสูงขึ้นทำให้ระเหยและไหลออกมาซึ่งเสี่ยงทำให้เกิดไฟฟ้าลัดวงจร

5.2.2 ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับการพัฒนาอัลกอริทึม

1) ข้อเสนอสรุปจากผลการทดลองเพียงเป็นแนวทางในการตรวจจับความล้าและแบ่งความล้าในวาล์วควบคุมเท่านั้น แต่ยังไม่ได้รับการพิสูจน์อย่างชัดเจนว่าจะสามารถตรวจจับความล้าในวาล์วควบคุมตัวใหม่ให้ได้ผลเดียวกัน เนื่องจากผลการทดลองใช้ อัลกอริทึม adaptive CUSUM ยังไม่เพียงพอที่จะยืนยันได้

2) วาล์วควบคุมควรมีระบบการควบคุมด้วย PID แต่อัลกอริธึมที่ใช้ในการควบคุมยังไม่ได้พอ
จึงทำให้ยากต่อการทำวิจัยและสร้างระบบตรวจจับความผิดปกติ

เอกสารอ้างอิง

อุกฤษณ์ วังมงคล, 2008, การพัฒนาโลหะจำรูปร่างมาประยุกต์ในงานวาล์วควบคุม, วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี, หน้า 1-120.

C. Alippi, M. ROVERI, “An adaptive CUSUM-based test for signal change detection”, **Circuits and Systems, 2006. ISCAS 2006. Proceedings. 2006 IEEE International Symposium on**, Kos, Grecia, 21-24 May 2006, pp. 5752 - 5755.

Balle, P. and Fuessel, D., 2000, “Closed-loop fault diagnosis based on a nonlinear process model and automatic fuzzy rule generation”, **Engineering Application of Artificial Intelligent**, Vol. 13, pp. 695-704.

Bayart, M., 2003, “Smart devices for manufacturing equipment”, **Robotica**, Vol. 21, pp. 325-333.

Chiang, L.H., Russell, E. L. and Braatz, R.D., 2002, “Fault detection and diagnosis in industrial systems”, **In Analytical methods** , Springer, pp. 173-209.

Farias Nascimento, M.M.S. and Jose de Araujo, C., 2006, “Electro-Thermomechanical characterization of Ti-Ni shape memory alloy thin wires”, **Materials Research** , Vol. 9, pp. 15-19.

Gall, K., Yang, N., Sehitoglu, H. and Chumlyakov, Y.I., 2001, “Fracture of precipitated NiTi shape memory alloys”, **International Journal of Fracture** , Vol. 109, pp. 189-207.

Heath, R.A., 1982, “A Model for Signal Detection Based on an Adaptive Filter”, **Biological Cybernetics**, Vol. 45, pp. 95-100.

Hines, A., Gausman, T.J., Glime, W.H., Hill, S.H. and Rigby, B.S., 2002, **Smart memory alloy actuated fluid control valve**, United State, Patent No. US 6,464,200.

Isermann, R., 2005, “Model-based fault detection and diagnosis - status and application”, **Annual Reviews in Control** , Vol. 29, pp. 71-85.

J.S., Sakellariou and S.D., Fassois, 2002, “Nonlinear ARX (NARX) based identification and fault detection in a 2 DOF system with cubic stiffness”, in **Proceeding of ISMA**, Leuven Belgium.

Leontaritis, I.J. and Billing, S.A., 1985a, “Input-output parametric models for non-linear systems – Part I: deterministic non-linear systems”, **International Journal of Control**, Vol. 41, No. 2, pp. 303-328.

Leontaritis, I.J. and Billing, S.A., 1985b, “Input-output parametric models for non-linear systems – Part II: stochastic non-linear systems”, **International Journal of Control**, Vol. 41, No. 2, pp. 329-344.

Meier, H., Czechowicz, A. and Haberland, C., 2009, “Control loops with detection of inner electrical resistance and fatigue-behaviour by activation of NiTi-Shape memory alloys”, **ESOMAT 2009**, pp. 189-207.

Page, E.S., 1954, “Continuous inspection schemes”, **Biometrika**, Vol. 41, pp. 100-115.

Piroddi, L. and Spinelli, W., 2003, “An identification algorithm for polynomial NARX models based on simulation error minimization”, **International Journal of Control**, Vol. 76, No. 17, pp. 1767-1781.

Ryhanen, Jorma, 1999, “**Biocompatibility evaluation of nickel-titanium shape memory metal alloy**”, Ph.D. Thesis, Surgery, Faculty of Medicine, Oulu University, p. 27.

Tang, Meng and Koch, W. H., 2009, “An Intelligent Model based on TS NARX for Process Prediction and Diagnosis Rule Extraction”, **Proceeding of the the 2009 Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery**, Vol. 6, pp. 91-95.

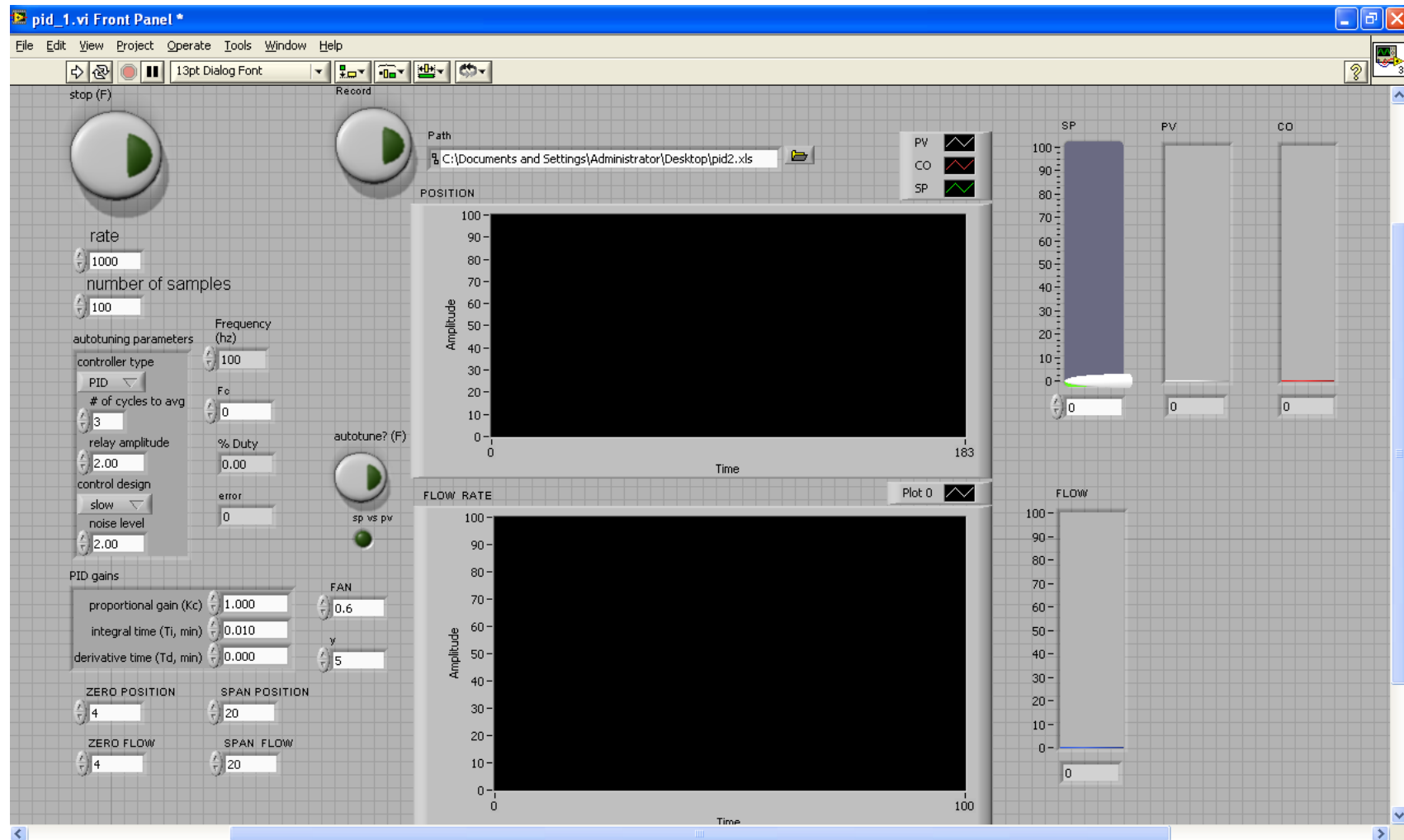
Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K. and Kavuri, S.N., 2003, “A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods”, **Computers and Chemical Engineering** , Vol. 27, pp. 293-311.

Xie, J., Yan, G. Xie, K. and Lin, T.Y., 2007, “Neuro-Fuzzy Model-Based CUSUM Method Application in Fault Detection on An Autonomous Vehicle”, in **Proceedings of IEEE International Conference on Granular Computing 2007**, pp. 548–548 .

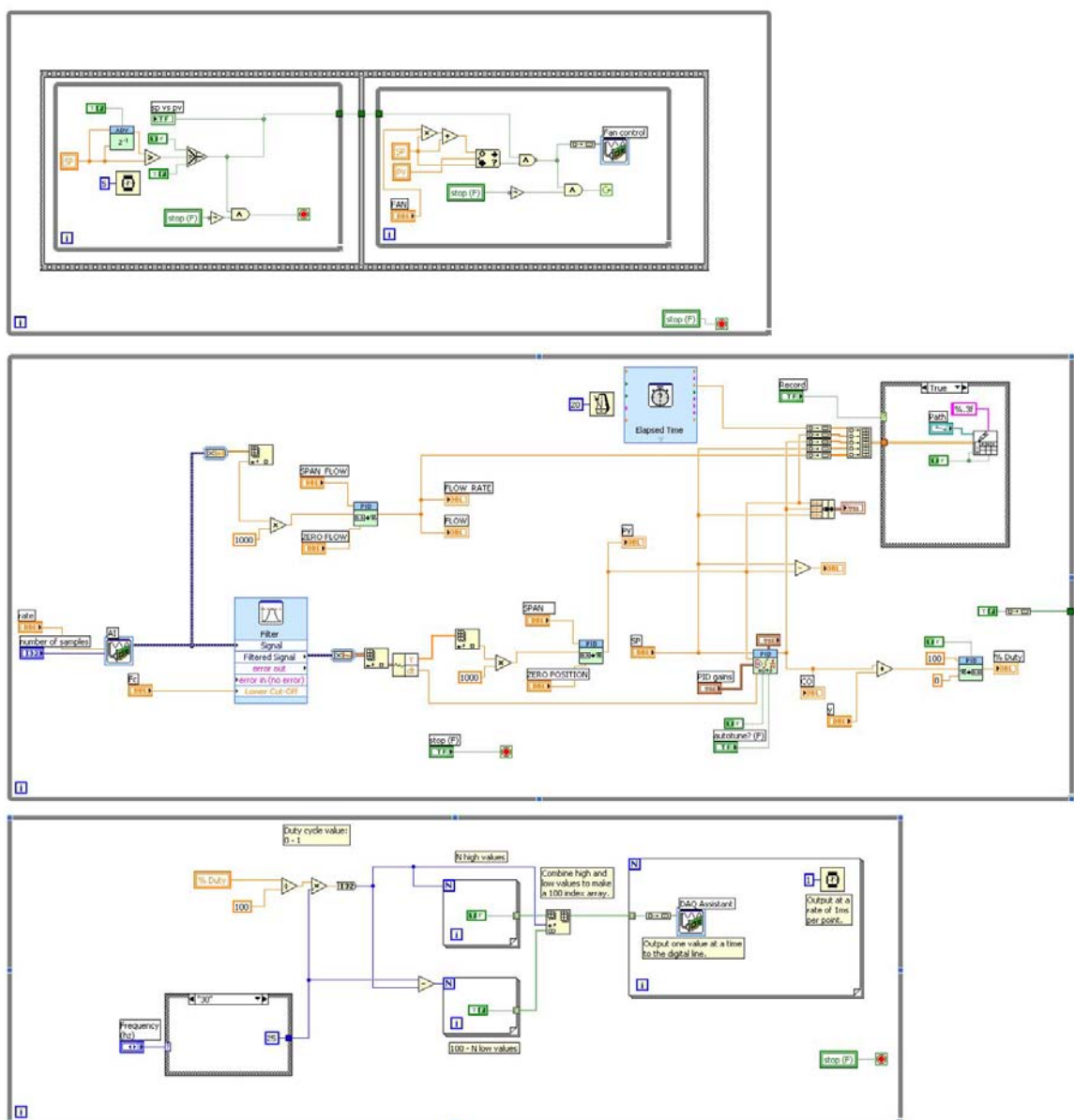
Zhao, Q. and Kinneart, M., 2009, “Statistical Properties of CUSUM Based Fault Detection Schemes for Fault Tolerant Control”, in **Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control, 15-18 December 2009, Shanghai**, pp. 7831 - 7836.

ภาคผนวก ก

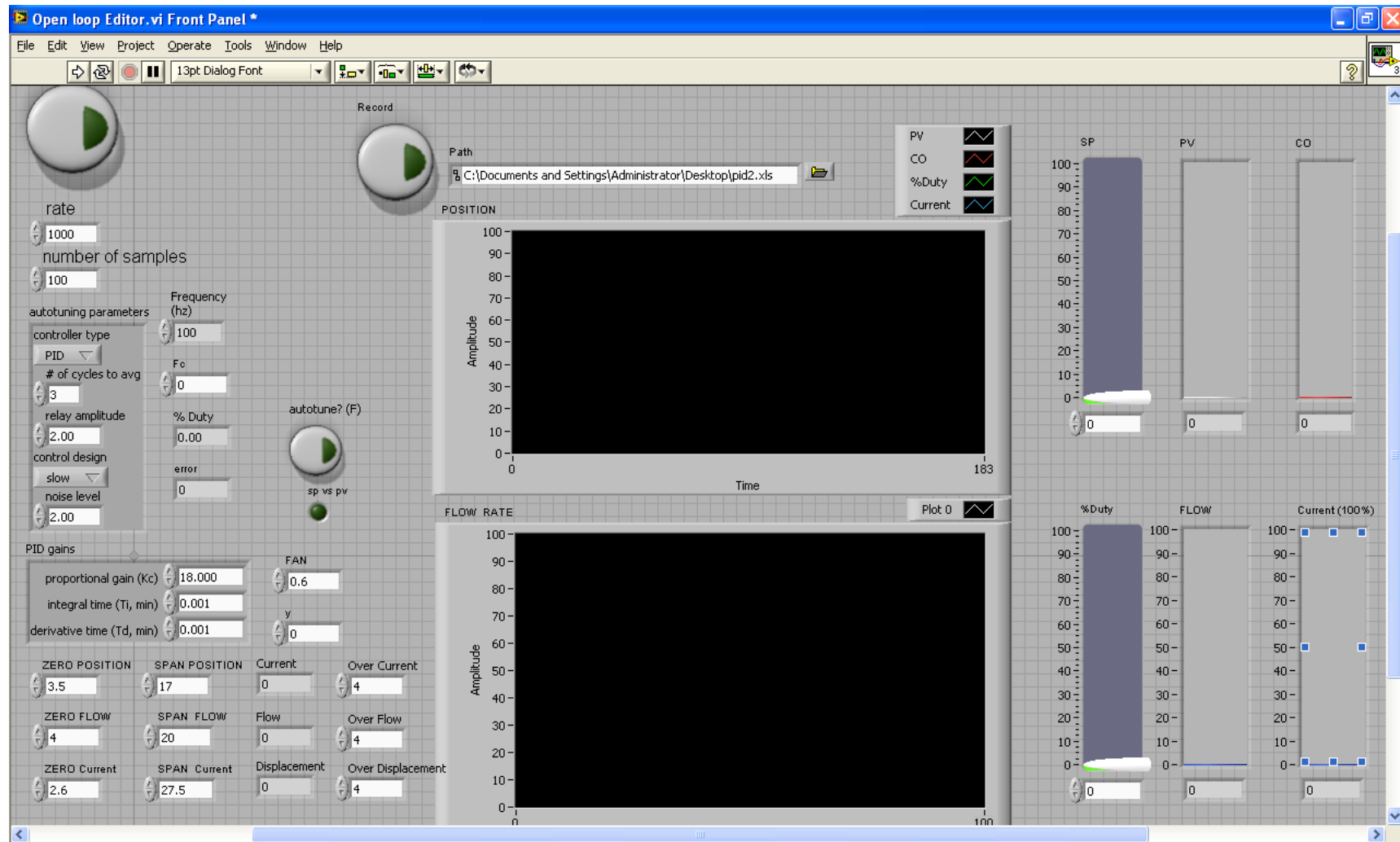
โปรแกรม LabVIEW



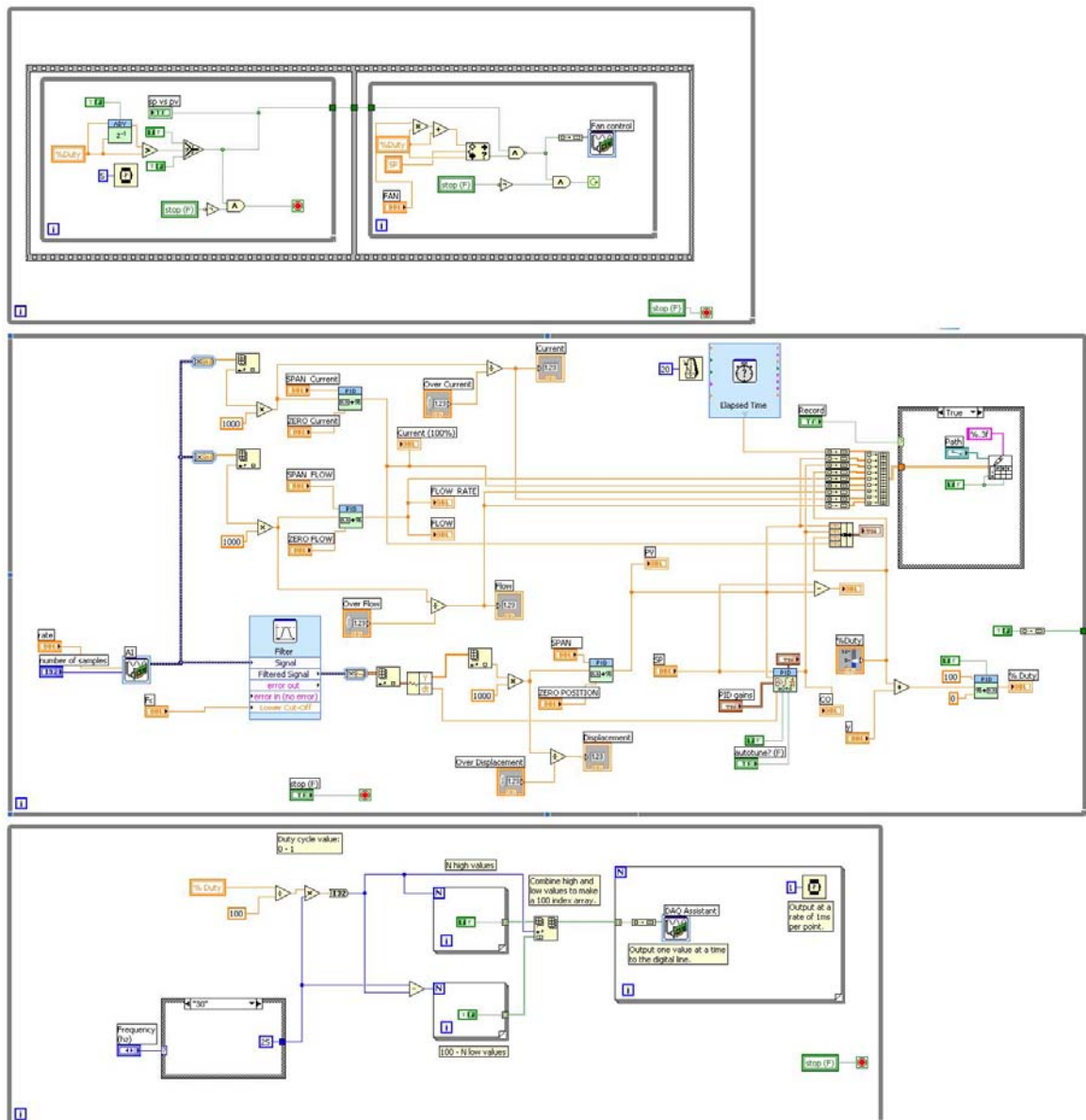
รูปที่ ก.1 ส่วนทำงานโปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบปิด



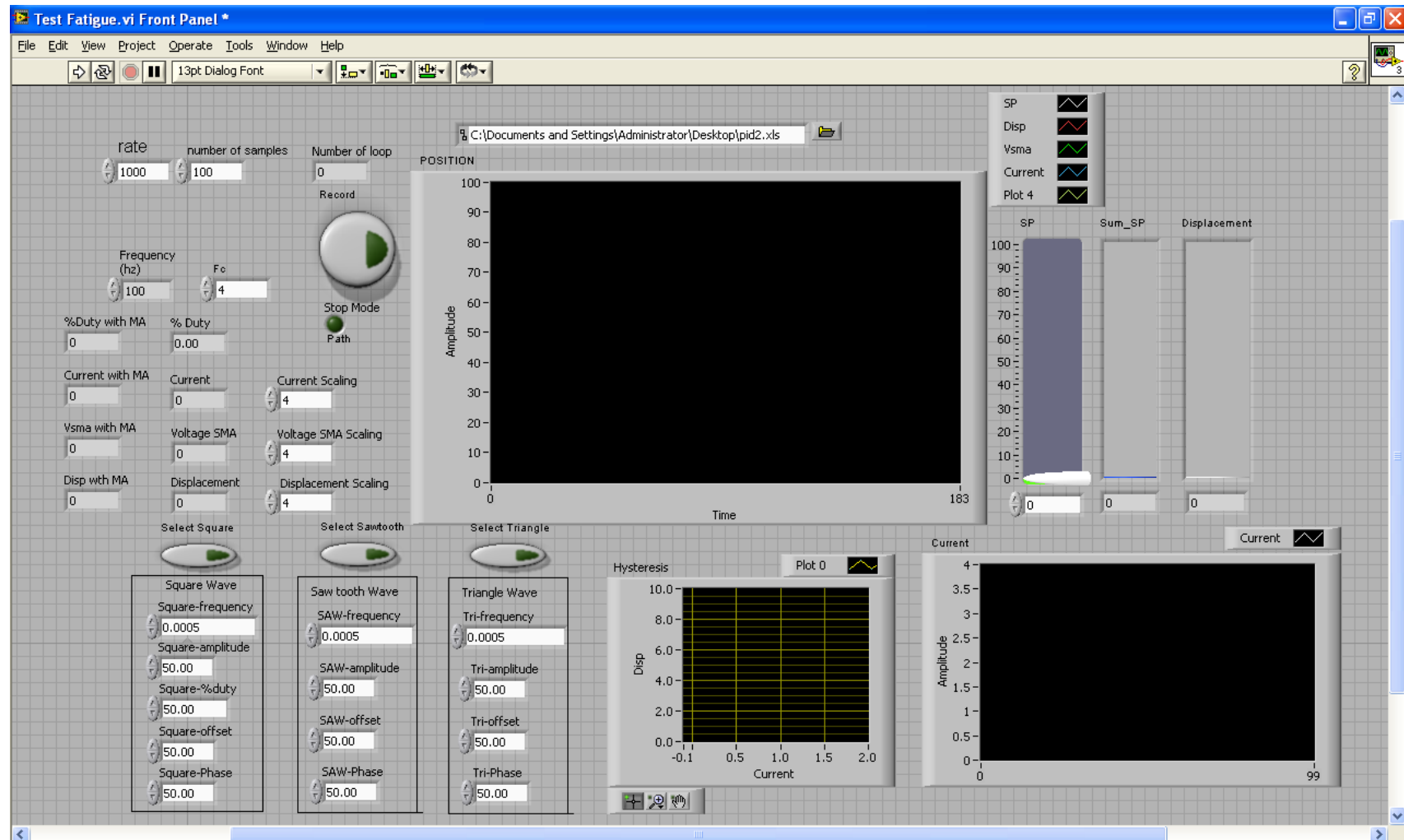
รูปที่ ก.2 ส่วนประมวลผลโปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบปิด



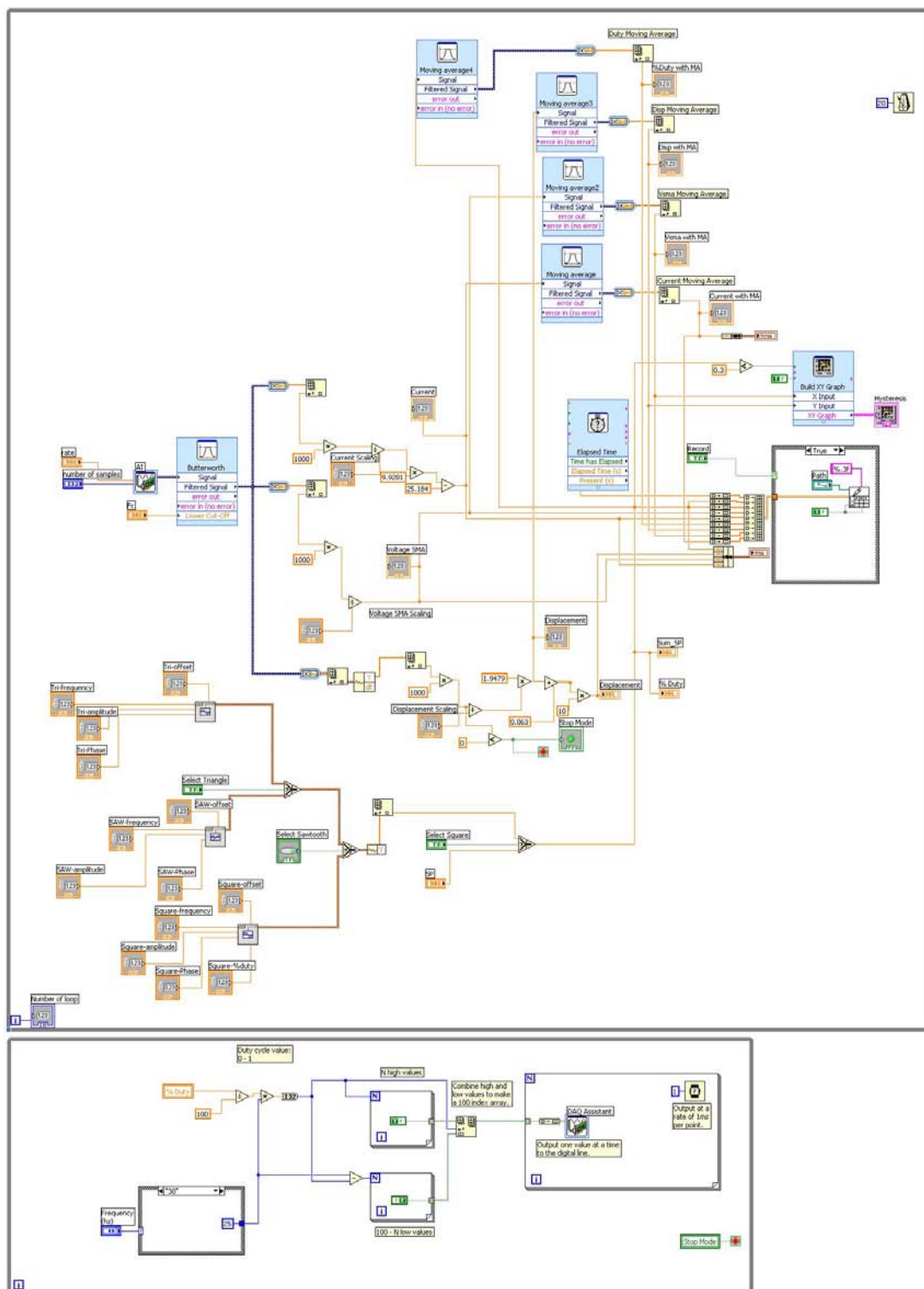
รูปที่ ก.3 ส่วนทำงาน โปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบเปิด



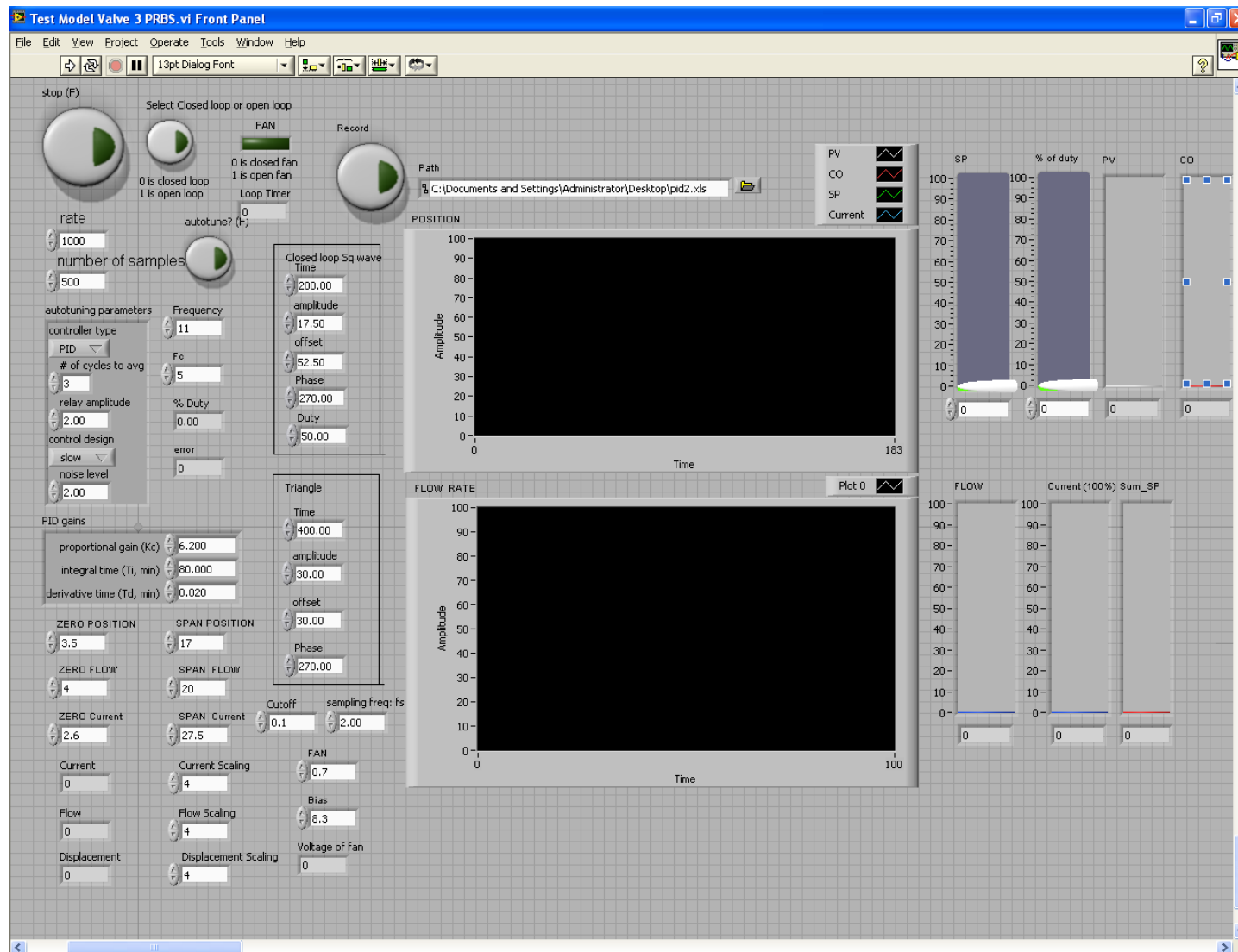
รูปที่ ก.4 ส่วนประมวลผลโปรแกรมการควบคุมตำแหน่งวาล์วแบบระบบเปิด



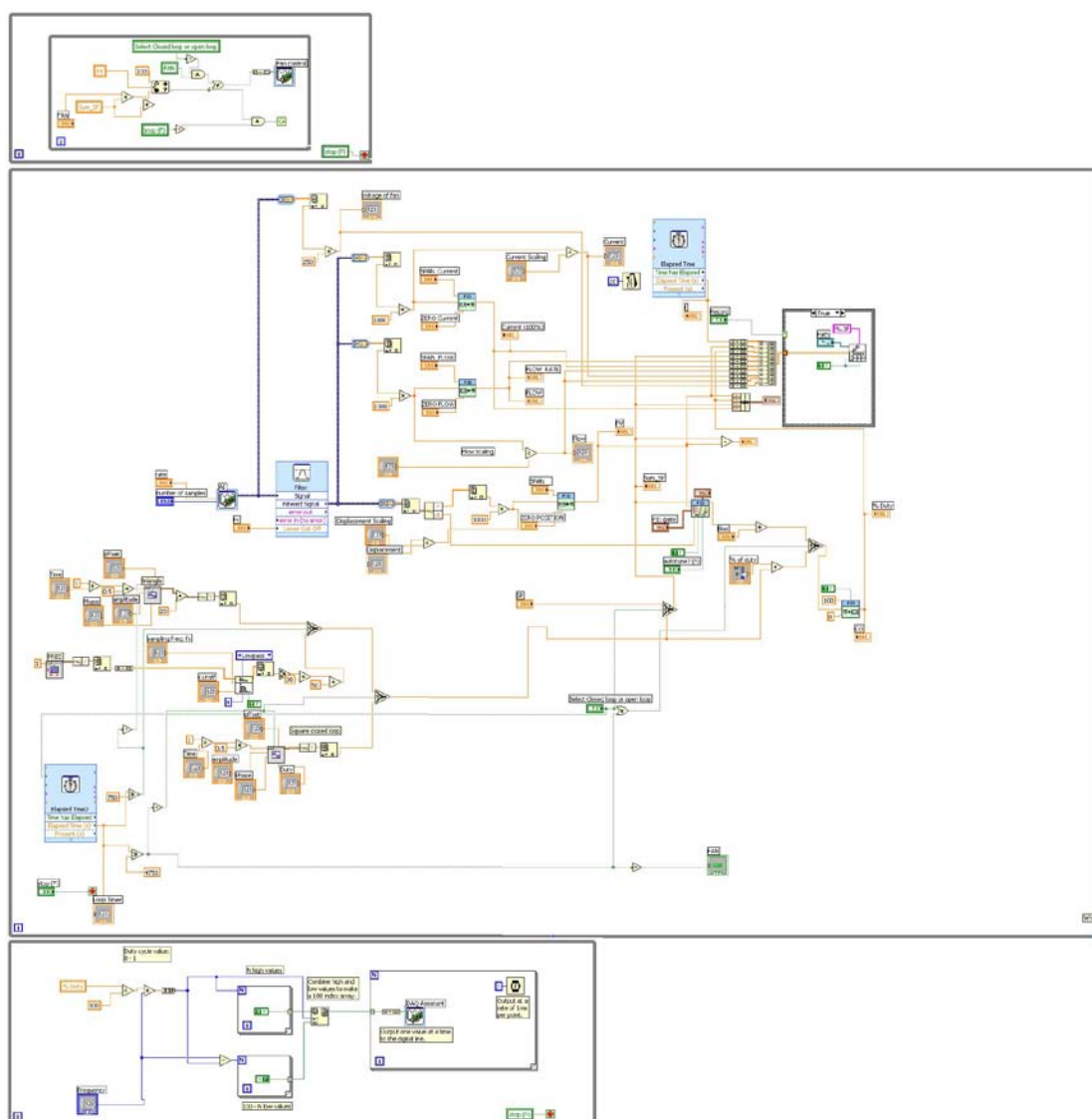
รูปที่ ก.5 ส่วนทำงานโปรแกรมทดสอบความล้าด้วยสัญญาณอินพุตประเภทต่างๆ



รูปที่ ก.6 ส่วนประมวลผลโปรแกรมทดสอบความถี่ด้วยสัญญาณอินพุตประเภทต่างๆ



รูปที่ ก.7 ส่วนทำงานโปรแกรมทดสอบโมเดลและสร้างความล่าด้วยสัญญาณ PRBS และสามเหลี่ยม



รูปที่ ก.8 ส่วนประมวลผลโปรแกรมทดสอบโมเดลและสร้างความล่าช้าด้วยสัญญาณ PRBS และสามเหลี่ยม

ภาคผนวก ข
โปรแกรม MATLAB

การอ่านข้อมูล spreadsheet ของ LabVIEW เข้าสู่ workspace ของ MATLAB

เนื่องจาก spreadsheet ของ LabVIEW ไม่สามารถอ่านโดยคำสั่ง xlsread ได้โดยตรง จึงจำเป็นต้องใช้ Microsoft Excel ในการแปลงไฟล์ให้เป็น Excel 2007 (.xlsx) ก่อนจึงสามารถใช้คำสั่ง xlsread ในการรับค่าข้อมูลได้

%Save data from excel to matlab workspace

```
time=xlsread('ชื่อไฟล์.xlsx',1,'A1:A14002');
PV=xlsread('ชื่อไฟล์.xlsx',1,'B1:B14002');
SP=xlsread('ชื่อไฟล์.xlsx',1,'C1:C14002');
Flow=xlsread('ชื่อไฟล์.xlsx',1,'E1:E14002');
Current=xlsread('ชื่อไฟล์.xlsx',1,'F1:F14002');

Current_MA=filter(ones(150,1)/150,1,Current);
PV_MA=filter(ones(150,1)/150,1,PV);
SP_MA=filter(ones(150,1)/150,1,SP);
Flow_MA=filter(ones(150,1)/150,1,Flow);
```

การสร้างสัญญาณตกค้าง

```

% clear,clc
% load data

j=0;
while(j<170)
i=0;
j=j+1;

if(j==1)
while(i<1500)
    i=i+1;

%initial approximate output
    if(i<9)
        y_MPE{1,j}(i,1)=yprbs{1,j}(i,1);
    end

%find approximate output
    if(i>8)
        y_MPE{1,j}(i,1)=0.00066208*(uprbs{1,j}(i-3,1)^2) +
        (1.1092*y_MPE{1,j}(i-2,1)) - ((0.015799)*y_MPE{1,j}(i-
        2,1)*uprbs{1,j}(i-3,1)) + (0.0011043*uprbs{1,j}(i-8,1)^2) -
        (0.15999*y_MPE{1,j}(i-4,1)) - (0.038492*uprbs{1,j}(i-8,1)) -
        (0.00085339*uprbs{1,j}(i-3,1)*uprbs{1,j}(i-8,1)) +
        (0.015954*y_MPE{1,j}(i-1,1)*uprbs{1,j}(i-3,1));
    end
end
end

if(j>1)
while(i<460)
    i=i+1;

%initial approximate output
    if(i<9)
        y_MPE{1,j}(i,1)=yprbs{1,j}(i,1);
    end

%find approximate output
    if(i>8)
        y_MPE{1,j}(i,1)=0.00066208*(uprbs{1,j}(i-3,1)^2) +
        (1.1092*y_MPE{1,j}(i-2,1)) - ((0.015799)*y_MPE{1,j}(i-
        2,1)*uprbs{1,j}(i-3,1)) + (0.0011043*uprbs{1,j}(i-8,1)^2) -
        (0.15999*y_MPE{1,j}(i-4,1)) - (0.038492*uprbs{1,j}(i-8,1)) -
        (0.00085339*uprbs{1,j}(i-3,1)*uprbs{1,j}(i-8,1)) +
        (0.015954*y_MPE{1,j}(i-1,1)*uprbs{1,j}(i-3,1));
    end
end
end
r_MPE{1,j}=(y_MPE{1,j})-(yprbs{1,j});
end

```

```

j=0;
while(j<170)
i=0;
j=j+1;

if(j==1)
while(i<1500)
    i=i+1;

%initial approximate output
    if(i<9)
        y_OSA{1,j}(i,1)=yprbs{1,j}(i,1);
    end

%find approximate output
    if(i>8)
        y_OSA{1,j}(i,1)=0.00066208*(uprbs{1,j}(i-3,1)^2) +
        (1.1092*yprbs{1,j}(i-2,1)) - ((0.015799)*yprbs{1,j}(i-
        2,1)*uprbs{1,j}(i-3,1)) + (0.0011043*uprbs{1,j}(i-8,1)^2) -
        (0.15999*yprbs{1,j}(i-4,1)) - (0.038492*uprbs{1,j}(i-8,1)) -
        (0.00085339*uprbs{1,j}(i-3,1)*uprbs{1,j}(i-8,1)) +
        (0.015954*yprbs{1,j}(i-1,1)*uprbs{1,j}(i-3,1));
    end
end
end

if(j>1)
while(i<460)
    i=i+1;

%initial approximate output
    if(i<9)
        y_OSA{1,j}(i,1)=yprbs{1,j}(i,1);
    end

%find approximate output
    if(i>8)
        y_OSA{1,j}(i,1)=0.00066208*(uprbs{1,j}(i-3,1)^2) +
        (1.1092*yprbs{1,j}(i-2,1)) - ((0.015799)*yprbs{1,j}(i-
        2,1)*uprbs{1,j}(i-3,1)) + (0.0011043*uprbs{1,j}(i-8,1)^2) -
        (0.15999*yprbs{1,j}(i-4,1)) - (0.038492*uprbs{1,j}(i-8,1)) -
        (0.00085339*uprbs{1,j}(i-3,1)*uprbs{1,j}(i-8,1)) +
        (0.015954*yprbs{1,j}(i-1,1)*uprbs{1,j}(i-3,1));
    end
end
end
r_OSA{1,j}=(y_OSA{1,j})-(yprbs{1,j});
end

```

ประมาณค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของสัญญาณตกค้างในแต่ละชุดสัญญาณทดสอบแบบ PRBS

```

i=1;m_OSA=0;v_OSA=0;m_MPE=0;v_MPE=0;

while(i<170)
    if(i==1)
        m_OSA(i)=mean(r_OSA{1,i}(1:1500));
        v_OSA(i)=var(r_OSA{1,i}(1:1500));

        end

        if(i>1)
            m_OSA(i)=mean(r_OSA{1,i}(1:460));
            v_OSA(i)=var(r_OSA{1,i}(1:460));
        end
        i=i+1;
    end

    i=1;
    while(i<170)
        if(i==1)
            m_MPE(i)=mean(r_MPE{1,i}(1:1500));
            v_MPE(i)=var(r_MPE{1,i}(1:1500));

            end

            if(i>1)
                m_MPE(i)=mean(r_MPE{1,i}(1:460));
                v_MPE(i)=var(r_MPE{1,i}(1:460));
            end
            i=i+1;
        end

        figure;
        subplot(2,2,1);plot(m_OSA);title('a')
        xlabel('Number of Cycle')
        ylabel('Mean OSA')
        subplot(2,2,2);plot(v_OSA);title('b')
        xlabel('Number of Cycle')
        ylabel('Variance OSA')
        subplot(2,2,3);plot(m_MPE);title('c')
        xlabel('Number of Cycle')
        ylabel('Mean MPE')
        subplot(2,2,4);plot(v_MPE);title('d')
        xlabel('Number of Cycle')
        ylabel('Variance MPE')

        plot(uprbs{1,1}(200:400),'--');hold on;plot(yprbs{1,1}(200:400),'r');
        xlabel('Time (0.5 sec)')
        ylabel('Percent (%)')
        legend('SP','PV')

```

การเรียบเรียงสัญญาณตกค้างเพื่อให้ใช้งานในโปรแกรมอัลกอริทึม CUSUM ได้สะดวก

```
i=0;r_m=[];r_o=[];  
while(i<170)  
i=i+1;  
r_m=[r_m;r_MPE{1,i}];  
r_o=[r_o;r_OSA{1,i}];  
end
```

อัลกอริทึม CUSUM แบบ two-sided mean change detection และ one-sided variance change detection ด้วยสัญญาณที่สร้างขึ้นมาเอง

```

u0=1;
u1=4;
delta=0.5;
variance0=1;
variance1=1.5;
v=10;

%generate gaussian noise in mean change + case.
gn1=randn(1000,1)*sqrt(v)+u0; %psuedorandnat at standard normal
with mean=0, variacne =1
gn2=(randn(1000,1)*0.1+u1); %Put mean value into standard normal
%gnm=[gn1;gn2];
gnm=gn1;
%plot(gnm)

%generate gaussian noise in variance change case.
gn1=randn(1000,1)*variance0; %psuedorandnat at standard normal with
mean=0, variacne =1
gn2=randn(1000,1)*variance1; %Put mean variance into standard normal
gnv=[gn1;gn2];
%plot(gnv)

l=length(gnm);
%Two sided CUSUM algorithm

%Mean change detection
i=0;j=0;jj=0;s_m1=0;s_m2=0;sm1=0;sm2=0;smean1=0;smean2=0;svar=0;a=0;s
v=0;s_v=0;m=0;tam=0;tav=0;
k=0;
while(i<l)
    i=i+1;
    %mean change detection
    delta=abs(u1-u0);
    s_m1(i+1)=s_m1(i)+(delta/v)*(gnm(i)- u0 - delta/2);
    if (s_m1(i+1)<0)
        s_m1(i+1)=0;
    end

    s_m2(i+1)=s_m2(i)-(delta/v)*(gnm(i)- u0 + delta/2);
    if (s_m2(i+1)<0)
        s_m2(i+1)=0;
    end

    %
    smean1=smean1+s_m1(i+1);
    %
    sm1(i)=smean1;
    %
    smean2=smean2+s_m2(i+1);
    %
    sm2(i)=smean2;
    sm1(i)=s_m1(i);
    sm2(i)=s_m2(i);
    %variance change detection
    a(i)=mean(gnv(1:i));

```

```

        s_v(i+1)=s_v(i)+log(variance0/variance1)+((1/(variance0^2)-
1/(variance1^2))*((gnv(i)-a(i))^2)/2);
        if (s_v(i+1)<0)
            s_v(i+1)=0;
        end
        svar=svar+s_v(i+1);
        sv(i)=svar;

        % time alarm for mean detection
        if(i<1/2)
            j=i;
        end
        if(i>=1/2)
            j=1/2;
        end

        if (sm2(i)>(max(sm2(1:j)))) || sm1(i)>(max(sm1(1:j))))
            k=k+1;
            tam(k)=i;
        end

        %time alarm for mean detection
        if(i<1/2)
            jj=i;
        end
        if(i>=1/2)
            jj=1/2;
        end

        if (sm2(i)>1.2*(max(sm2(1:jj)))) || sm1(i)>(max(sm1(1:jj))))
            k=k+1;
            tam(k)=i;
        end

        %time alarm for variance detection
        if(sv(i)>1.2*(0.2+1)*(max(sv(1:jj))))
            m=m+1;
            tav(m)=i;
        end
    end
    time_alarm_mean=min(tam)
    time_alarm_variance=min(tav)
    figure;
    subplot(3,1,1);plot(sm1);title('Positive mean change detection')
    subplot(3,1,2);plot(sm2);title('Negative mean change detection')
    subplot(3,1,3);plot(sv);title('Variance change detection')
    %plot(s2)
    % subplot(2,2,1);plot(sm1);title('When input gaussian noise change
    mean in negative')
    % subplot(2,2,3);plot(sm2)
    % subplot(2,2,2);plot(sm1);title('When input gaussian noise change
    mean in negative')
    % subplot(2,2,4);plot(sm2)
    %variance change detection

```

อัลกอริทึม CUSUM แบบตรวจจับความเปลี่ยนแปลงของค่าความแปรปรวนด้วยสัญญาณตกค้าง

```
% clear,clc
% load data
i=0;e=2.5;
n=length(r_m);
s_v=0;s_v(1501)=1;
z=1;v0=0;v1=0;u0=0;u1=0;m=0;tav=0;k=0;thresole_v=0;

%p=36
v0=sqrt(var(r_MPE{1,1})),v0_m=v0;
v1=e*v0,v1_m=v1; %var(r_predicted(1500+460*(p-1):1500+460*p))
u0=mean(r_MPE{1,1}),u0_m=u0;%disp('normally variance when use
predited residual is'),disp(v0)

while(i<n)
    i=i+1;

    if(i>2) %1500)
%Variance change detection

        s_v(i)=s_v(i-1)+log(v0/v1)+(((1/(v0^2))-1/(v1^2))*(r_m(i)-
u0)^2)/2);
        if (s_v(i)<0)
            s_v(i)=0;
        end

    end

end

s_v_predicted=s_v;

%%%%%%%%%%
%
% One step ahead
%
%%%%%%%%%%

s_v=0;s_v(1501)=1;i=0;
z=1;v0=0;v1=0;u0=0;u1=0;m=0;tav=0;k=0;thresole_v=0;
v0=sqrt(var(r_OSA{1,1})),v0_o=v0;
v1=e*v0,v1_o=v1;
u0=mean(r_MPE{1,1}),u0_o=u0;

while(i<n)
    i=i+1;

    if(i>2) %1500)
%Variance change detection
        s_v(i)=s_v(i-1)+log(v0/v1)+((1/(v0^2))-1/(v1^2))*((r_o(i)-
u0)^2)/2);
        if (s_v(i)<0)
            s_v(i)=0;
        end
    end

end
```

```

end
s_v_onestep=s_v;

figure;
subplot(2,1,1);plot(s_v_onestep);xlabel('Number');ylabel('Variance
OSA'); title(['S.D. x',num2str(e), ':
v0=',num2str(v0_o), 'v1=',num2str(v1_o), 'u=',num2str(u0_o)])
subplot(2,1,2);plot(s_v_predicted);xlabel('Number');ylabel('Variance
MPE');title(['S.D. x',num2str(e), ':
v0=',num2str(v0_m), 'v1=',num2str(v1_m), 'u=',num2str(u0_m)])

```

การหาสัมประสิทธิ์ของเทอมในโมเดลแบบ NARX

```

clear, clc
load Data

for j=1:170
% j=j+1;
    %initial resetting
    parameter=[];y=0;

    for i=9:length(yprbs{1,j}) %i is index of Vector

        %Using parameter of NARX model to calculate coefficient
        parameter(i,1:8)=[uprbs{1,j}(i-3,1)^2, yprbs{1,j}(i-2,1),
        yprbs{1,j}(i-2,1)*uprbs{1,j}(i-3,1), uprbs{1,j}(i-8,1)^2,
        yprbs{1,j}(i-4,1), uprbs{1,j}(i-8,1), uprbs{1,j}(i-3,1)*uprbs{1,j}(i-
        8,1), yprbs{1,j}(i-1,1)*uprbs{1,j}(i-3,1)];

        %u(t-3)^2          %y(t-2)          %y(t-
        2)u(t-3)          %u(t-8)^2          %y(t-4)
        %u(t-8)          %u(t-3)u(t-8)          %y(t-1)*u(t-3)
        y(i)=yprbs{1,j}(i,1);

    end

    %    parameter=parameter';
    [U,S,V]=svd(parameter,0); %Find pseudoinverse

    cof(j,1:8)=y*U;          %Coefficient of NARX model

end

figure;
subplot(2,4,1);plot(cof(1:end,1));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('1st parameter')
subplot(2,4,2);plot(cof(1:end,2));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('2nd parameter')
subplot(2,4,3);plot(cof(1:end,3));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('3rd parameter')
subplot(2,4,4);plot(cof(1:end,4));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('4th parameter')
subplot(2,4,5);plot(cof(1:end,5));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('5th parameter')
subplot(2,4,6);plot(cof(1:end,6));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('6th parameter')
subplot(2,4,7);plot(cof(1:end,7));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('7th parameter')
subplot(2,4,8);plot(cof(1:end,8));
xlabel('Cycle');ylabel('Amplitude');title('8th parameter')

```

การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริทึม K-mean

```
X=[cof(1:end,1),cof(1:end,4),cof(1:end,6),u,K,sd];
opts = statset('Display','final');
[idx,ctr] =
kmeans(X,3,'Distance','city','Replicates',5,'Options',opts);

figure;subplot(2,1,1);plot(X(idx==1,1),X(idx==1,2),'g.','MarkerSize',
12)
hold on
plot(X(idx==2,1),X(idx==2,2),'b.','MarkerSize',12)
plot(X(idx==3,1),X(idx==3,2),'r.','MarkerSize',12)
% plot(ctr(:,1),ctr(:,2),'kx',...
%      'MarkerSize',12,'LineWidth',2)
% plot(ctr(:,1),ctr(:,2),'ko',...
%      'MarkerSize',12,'LineWidth',2)
legend('Cluster 1','Cluster 2','Cluster 3',...
'Location','NW')

subplot(2,1,2);plot(idx);axis([-5,175,0.5,3.5])
```

อัลกอริทึม Adaptive CUSUM แบบตรวจจับความเปลี่ยนแปลงของค่าความแปรปรวนด้วย
สัญญาณตกค้าง

```
clear, clc
load data

b=700;
n=1500;

%Clear condition
u=[]; sd0=[]; sd1=[]; umin=[]; umax=[];
s_v=0; s_v(1:2)=0;
% Initial condition
input=r_m;%r_o;

i=0; j=0; k=0; l=0; s_v=0; s_v(1)=0; Ta=0; T=0; dv=0;
while (i<length(input)-1)%40000
    i=i+1;

    if(s_v(i)>T || i==1)

        s_v(i)=0; s_v(i+1)=0;

        k=k+1;
        TT(k)=T; %Threshold
        Ta(k)=i-1; %Time alarm
        d(k)=dv; %Derivative of standard deviation

        B=b;
        N=460;
        if (i==1)
            N=n;
        end

        %initial
        u=mean(input(1+Ta(k):N+Ta(k))); %find new initial
        mean when change variance already
        sd0=std(input(1+Ta(k):N+Ta(k))); %find new initial
        standard deviation when hypothesis is normal and change variance
        already
        sd1= sqrt(sqrt(N*(sd0^2)^2/chi2inv(0.01/2,N)));
        %find initial standard deviation when hypothesis is change variance
        at probability at 99%

        %Find threshold from N sample
        j=0;
        while (j<N-1)
            j=j+1;
            [s_v] = CUSUM(j+Ta(k), input, sd0, sd1, u, s_v);
        end
        T=B*max(s_v(1+Ta(k):N+Ta(k)));
    end

    %Variance change detection
    [s_v] = CUSUM(i, input, sd0, sd1, u, s_v);
end
```

```

end

%      disp('Round = '),disp((Ta-1500)/460),disp('Ta =
'),disp(Ta),disp('Dv = '),disp(d),disp('Threshold = '),disp(TT)
%      figure;plot(s_v);
%      Ta
Ta(1)=[];
Ta, (Ta-1500)/460
figure;plot(s_v)
xlabel('Sample');ylabel('Amplitude of Adaptive CUSUM')

```

ฟังก์ชันสำหรับอัลกอริทึม CUSUM ในการใช้งานร่วมกับโปรแกรมอัลกอริทึม Adaptive CUSUM

```
function [s_v] = CUSUM(i,input,sd0,sd1,u,s_v) %i is number of sample,
v is variance, u0 is mean0, u1 is mean1, s_m1 is positive CUSUM, s_m2
is negative CUSUM

s_v(i+1)=s_v(i) + (log(sd0/sd1)+(1/(sd0)^2-1/sd1^2)*(input(i+1)-
u)^2/2);
    if (s_v(i+1)<0)
        s_v(i+1)=0;
    end
```

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ – สกุล	นายพิสิษฐ์ ภัตสรานนท์
วัน เดือน ปีเกิด	24 มิถุนายน 2530
ประวัติการศึกษา	
ระดับมัธยมศึกษา	ประ โยคมัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนสมุทรปราการ พ.ศ. 2547
ระดับปริญญาตรี	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมระบบควบคุมและเครื่องมือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี พ.ศ. 2551
ระดับปริญญาโท	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี พ.ศ. 2553
ทุนการศึกษา หรือทุนวิจัย	ทุนอุดหนุนสนับสนุนการวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา ทบวงมหาวิทยาลัย ปีงบประมาณ 2553 ศูนย์วิจัยโลหะแห่งชาติ (MTEC)
ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์	Passaranon, P., Wongsas, S., Koolpiluck, D., and Khanatachawana, A., 2010, “Online Fatigue Detection of SMA- based Control Valve using CUSUM algorithm”, in Proceedings of ECTI-CON 2011 , Vol. 8, 17-19 May 2011, Khon Kaen, Thailand, pp. 541-544.