

# อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี

A RULE ADAPTIVE ALGORITHM FOR FUZZY SYSTEMS



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2549

ISSN 974-622-773-4

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี

A RULE ADAPTIVE ALGORITHM FOR FUZZY SYSTEMS



เดชา บุญญะโรดล  
DECHA BUNYARODOL

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานบัณฑิตวิทยาลัยเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เลขหน.....

เลขทะเบียน..... 35978

จน, เดือน, ปี - 3 ก.ค. 2543

พ.ศ. 2543

ISBN 974-622-773-4

**A RULE ADAPTIVE ALGORITHM FOR FUZZY SYSTEMS**



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
MASTER OF SCIENCE IN INFORMATION TECHNOLOGY  
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นเพื่อใช้ในการเรียนการสอนเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และ 2000 อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**ISBN 974-622-773-4**



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านธุรกิจ  
ไม่ว่ากรณีใดๆ และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**COPYRIGHT 2000**  
**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**  
**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**



หัวข้อวิทยานิพนธ์	อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี
นักศึกษา	นายเคชา บุญญะโรคล
รหัสประจำตัว	40067043
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
พ.ศ.	2543
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ดร.วรพจน์ กรีสระเดช

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้จะนำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซีเพื่อใช้ในการจำลองระบบ (system modeling) ซึ่งโดยปกติแล้วกฎฟัซซีนี้จะได้มาจากความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญและ/หรือจากข้อมูลเชิงตัวเลข แต่เนื่องจากระบบฟัซซีที่ถูกสร้างขึ้นด้วยวิธีการปกตินี้ไม่สามารถปรับเปลี่ยนแก้ไขในระหว่างการใช้งานได้ ดังนั้นถ้าหากในระหว่างการใช้งาน ค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ทำการจำลองเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ในขณะออกแบบระบบ จะทำให้ระบบให้ค่าเอาต์พุตที่ผิดพลาดได้

ได้มีผู้นำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งออกมามากมายซึ่งส่วนใหญ่จะใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต (output error) เพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง แต่ทั้งนี้การใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่งไม่สามารถทำให้ระบบมีการปรับตัวที่รวดเร็วเพียงพอได้ ดังนั้นในงานวิจัยจึงได้พัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีโดยใช้เงื่อนไขผสม (multi-criteria) ขึ้น โดยอัลกอริทึมนี้จะมีเงื่อนไขในการปรับแต่ง 2 เงื่อนไขด้วยกัน เงื่อนไขแรกจะใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตมาเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่งกฎฟัซซีที่มีอยู่ด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท (gradient descent method) ส่วนเงื่อนไขที่สองจะเป็นการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ของการปรับแต่งกฎฟัซซีในแต่ละข้ออย่างอิสระต่อกัน โดยการนำเอาค่าความแตกต่างระหว่างฟัซซีรีเลชัน (fuzzy relation) ที่มีอยู่ในระบบฟัซซีกับฟัซซีรีเลชันที่เกิดขึ้นจริงมาสร้างเป็นฟังก์ชันเพื่อช่วยในการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ ซึ่งเมื่อนำเอาทั้งสองอัลกอริทึมนี้มาใช้งานร่วมกันแล้วจะทำให้ได้อัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และในด้านความแม่นยำที่ดีกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้ค่าความผิดพลาดเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

<b>Thesis Title</b>	A Rule Adaptive Algorithm for Fuzzy Systems
<b>Student</b>	Mr. Decha Bunyarodol
<b>Student ID.</b>	40067043
<b>Degree</b>	Master of Science
<b>Programme</b>	Information Technology
<b>Year</b>	2000
<b>Thesis Advisor</b>	Ph.D. Worapoj Kreesuradej

### ABSTRACT

This thesis proposes a rule adaptive algorithm for fuzzy systems. Usually, the fuzzy rules are derived from human experts as linguistic knowledge and/or numerical data. Once they are constructed, they will not be modified during operating the fuzzy models. Thus, the fuzzy systems which their rules are constructed from the previous approaches fail to deal with modeling problems when parameters of modeled systems change after designing fuzzy rules.

Several adaptive schemes have been proposed to deal with parameter change of modeled systems. Their adaptive schemes are based on an error correction-based learning. However, using an error correction-based learning for adjusting related parameters of the fuzzy models alone is not sufficient to allow rapid and multidimensional adaptation. Therefore, a multi-criteria rule adaptive for fuzzy systems is proposed to deal with such problems. The proposed adaptive algorithm consists of two adaptation criteria for adjusting fuzzy rules and some related parameters. First, the proposed algorithm adapts existent fuzzy rules by gradient descent method based on predicting error criteria. In addition to rule adaptation, the learning rate of the adaptive algorithm can also be adjusted based on matching of relative distance of fuzzy relation criteria. With the combination of the two adapting criteria, the proposed algorithm can increase the speed of learning and the accuracy.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างดี ด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาเกี่ยวกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี่ รวมทั้งความเอาใจใส่ดูแลจาก ดร. วรพจน์ กรีสุระเดช ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่านและขอกราบขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณบิดา, มารดา และพี่น้องของผู้วิจัยที่คอยห่วงใยและให้กำลังใจให้มีความมุ่งมั่นในการทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบคุณเพื่อนๆ นักศึกษาทุกคนที่ช่วยเหลือให้คำแนะนำต่างๆ และคอยให้กำลังใจต่อผู้วิจัยจนวิทยานิพนธ์นี้ได้สำเร็จสมบูรณ์

ขอขอบคุณพี่น้องในคริสตจักรพระกิตติคุณสมบูรณธรรมบุรีที่คอยอธิษฐานเพื่อผู้วิจัย, ห่วงใยและหนุนใจจิตใจอย่างใกล้ชิดตลอดมา ทำให้เกิดกำลังใจ ไม่ท้อถอยที่จะทำวิทยานิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

เหนือสิ่งอื่นใด ขอขอบพระคุณองค์พระผู้เป็นเจ้าผู้ที่เต็มเปี่ยมไปด้วยความรักและพระกรุณา ให้เกิดแต่สิ่งที่ดีในชีวิต มีสันติสุขและความชื่นชมยินดีอยู่เสมอ

สุดท้ายขอขอบคุณบุคลากรในคณะฯ ทุกท่านที่ให้ความช่วยเหลือในด้านการศึกษาและในการบริการต่างๆ อย่างน่าประทับใจ

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอบอบแต่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

เดชา บุญญะโรดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญภาพ.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 สมมติฐานงานวิจัย.....	2
1.4 แนวคิดที่ใช้ในงานวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตของงานวิจัย.....	3
1.6 ขั้นตอนของการวิจัย.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 ทฤษฎีฟิชชีเซตและระบบฟิชชี.....	5
2.1.1 ฟิชชีเซตและฟิชชีลอจิก.....	5
2.1.2 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก.....	6
2.1.3 ตัวดำเนินการบนฟิชชีเซต.....	8
2.1.4 ฟิชชีรีเลชันและตัวดำเนินการประกอบ.....	9
2.1.5 ระบบฟิชชี.....	10
2.2 ส่วนประกอบของระบบฟิชชีที่ถูกนำมาใช้เพื่อการปรับแต่ง.....	13
2.2.1 การปรับเปลี่ยนตัวกำหนดขนาด.....	13
2.2.2 การปรับแต่งฟังก์ชันการเป็นสมาชิก.....	14
2.2.3 การปรับแต่งกฎฟิชชี.....	14
2.3 วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท.....	15
บทที่ 3 อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟิชชีเพื่อใช้ในการจำลองระบบ.....	17

## สารบัญ (ต่อ)

3.1	ระบบพีชชีที่ใช้ในงานวิจัย.....	18
3.2	ขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์.....	20
3.2.1	แปลงค่าอินพุตและเอาต์พุตให้เป็นค่าแบบพีชชี.....	21
3.2.2	สร้างกฎพีชชีจากคู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต.....	21
3.2.3	กำหนดค่าระดับของกฎพีชชีแต่ละข้อ.....	22
3.2.4	สร้างฐานกฎพีชชีรวม.....	23
3.2.5	หาค่าเอาต์พุต.....	23
3.3	ขั้นตอนการเรียนรู้แบบออน-ไลน์.....	23
3.4	อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสม.....	24
บทที่ 4	การทดลองและผลการทดลอง.....	29
4.1	การจำลองระบบเชิงเส้น $y = 3x$ .....	29
4.2	การจำลองอนุกรมเวลาวานเค โพล.....	31
4.3	การจำลองอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส.....	34
4.4	การจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบการจำลองระบบจากภายใน (IMC).....	37
4.4.1	การควบคุมแบบ IMC.....	37
4.4.2	การทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC.....	38
4.4.2.1	การทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการใช้งานยังคงมีค่าเหมือนกับค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการออกแบบระบบ.....	41
4.4.2.2	การทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการใช้งานมีการเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์.....	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ในอนาคตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหาไปทำซ้ำโดยไม่ได้รับอนุญาต การนำเนื้อหาไปใช้โดยไม่ได้รับอนุญาตจะถือว่าผิดกฎหมาย

# สารบัญ (ต่อ)

ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการออกแบบ

ระบบ ..... 45

บทที่ 5	สรุปผลการวิจัย.....	50
5.1	สรุปผลการวิจัย.....	50
5.2	ข้อเสนอแนะ.....	51
5.3	ประโยชน์ที่ได้รับ.....	51
หนังสืออ้างอิง.....		52
ภาคผนวก.....		54
ภาคผนวก ก.	วิธีการใช้โปรแกรมเพื่อการทดลองอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟuzzy.....	55
ภาคผนวก ข.	ผลงานที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์.....	64
ข.1	วารสารสารสนเทศลาดกระบัง.....	65
ข.2	Proceedings of the 1999 International Technical Conference on Circuits / Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC'99).....	75
ข.3	Proceedings of Artificial Neural Networks in Engineering Conference (ANNIE'99).....	79
ข.4	Proceedings of 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS'99).....	86
ข.5	Proceedings of the National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC'99).....	90
ประวัติผู้เขียน.....		98

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 แสดงการเปรียบเทียบการปรับแต่งในแต่ละส่วนประกอบของระบบพีซี	15



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า	
2.1	เปรียบเทียบค่าระดับของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของเซตแบบปกติและฟังก์ชันเซตของ ความสูงและความเตี้ย.....	5
2.2	แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบต่างๆ.....	7
2.3	แสดงโครงสร้างการทำงานของระบบฟuzzyลอจิกที่มีตัวฟuzzyฟายและตัวดีฟuzzyฟาย.....	10
2.4	แสดงส่วนประกอบของระบบฟuzzyที่มีตัวฟuzzyฟายและตัวดีฟuzzyฟายที่ถูกนำมาใช้เพื่อ การปรับแต่ง.....	14
2.5	แสดงเกรเดียนท์บนพื้นผิวประสิทธิภาพ.....	16
3.1	แสดงโครงสร้างของระบบฟuzzyที่ใช้ในงานวิจัยนี้.....	18
3.2	แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทำการฟuzzyฟายข้อมูลอินพุทของระบบฟuzzy ที่ใช้ในงานวิจัยนี้.....	18
3.3	แสดงการแบ่งเซตของค่าลำดับของข้อมูลอินพุท-เอาต์พุทออกเป็นเซตย่อย.....	21
3.4	แสดงฐานกฎฟuzzyรวมหรือฟuzzyรีเลชัน.....	23
3.5	แสดงแผนภาพการทำงานของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟuzzy.....	24
3.6	แสดงโพลีชาร์ตของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสม.....	27
4.1	แสดงแผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองการจำลองระบบเชิงเส้น $y = 3x$ .....	30
4.2	แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของอินพุทและเอาต์พุทที่ใช้ในการทดลองการจำลอง ระบบเชิงเส้น $y = 3x$ .....	30
4.3	แสดงข้อมูลอินพุทที่ใช้ในการทดลองการจำลองระบบเชิงเส้น $y = 3x$ .....	30
4.4	แสดงค่าเอาต์พุทที่ได้จากการทดลองการจำลองระบบเชิงเส้น $y = 3x$ .....	31
4.5	แสดงแผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลา วานเดโพล.....	32
4.6	แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาวานเดโพล.....	33
4.7	แสดงค่าของฟังก์ชัน $c(t)$ ที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาวานเดโพล.....	33
4.8	แสดงค่าเอาต์พุทที่ได้จากการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาวานเดโพล.....	34
4.9	แสดงแผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลา แม็กเคย์-กลาส.....	35
4.10	แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส.....	35

## สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.11 แสดงค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาเม็กเคย์-กลาส.....	36
4.12 แสดงโครงสร้างของการควบคุมแบบ IMC ที่ใช้ในงานวิจัยนี้.....	37
4.13 แสดงระบบการเลี้ยงลูกค่อม.....	38
4.14 แสดงโครงสร้างของระบบที่ใช้ทำการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบ IMC.....	39
4.15 แสดงค่ายูนิตสเตปเรสพอนส์ที่ได้จากฟิลเตอร์ที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม.....	40
4.16 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป.....	42
4.17 แสดงค่าสัญญาณอ้างอิงที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป.....	42
4.18 แสดงค่ามูมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบ IMC เทียบกับค่ามูมในอุดมคติ ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป.....	43
4.19 แสดงค่ามูมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมเปรียบเทียบกับค่ามูมที่ได้จากฟิลเตอร์.....	44
4.20 แสดงค่ามูมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพียงอย่างเดียวเปรียบเทียบกับค่ามูมที่ได้จากฟิลเตอร์.....	45
4.21 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมมีการเปลี่ยนแปลงไป.....	46
4.22 แสดงค่าสัญญาณอ้างอิงที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม	

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมมีการเปลี่ยนแปลงไป.....	46
4.23 แสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC เทียบกับค่ามุมในอุดมคติ ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมมีการเปลี่ยนแปลงไป.....	47
4.24 แสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมมีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออนไลน์และใช้เงื่อนไขผสมเปรียบเทียบกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์.....	48
4.25 แสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมมีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีด้วยวิธีการเกรเดียนต์ที่ดัดแปลงเพียงอย่างเดียวเปรียบเทียบกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์.....	49
ก.1 แสดงจอภาพเริ่มต้นของโปรแกรม.....	56
ก.2 แสดงคำสั่งต่างๆ ที่มีอยู่เมนูหัวข้อ Command.....	57
ก.3 แสดงคำสั่งต่างๆ ที่มีอยู่เมนูหัวข้อ View.....	58
ก.4 แสดงคำสั่งต่างๆ ที่มีอยู่เมนูหัวข้อ Help.....	59
ก.5 แสดงกราฟของค่าเอาต์พุตที่ได้.....	60
ก.6 กราฟของค่านอร์มแบบ $L_2$ ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต.....	61
ก.7 แสดงหน้าจอหลังจากที่ใช้คำสั่ง Full Screen แล้ว.....	61

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ฟัซซีลอจิก (Fuzzy logic) เป็นตรรกศาสตร์ประเภทหนึ่งที่อยู่บนพื้นฐานของฟัซซีเซต (fuzzy sets) [26] ซึ่งแตกต่างจากตรรกศาสตร์แบบปกติ (traditional logic) ตรงที่ค่าความจริง (predicate) ของฟัซซีลอจิกไม่จำเป็นต้องเป็นเพียงแค่ค่าจริงหรือเท็จเท่านั้น อาจเป็นค่าที่มีความกำกวมแฝงอยู่ได้ ในขณะที่ค่าความจริงของตรรกศาสตร์แบบปกติจะมีได้เพียงแค่สองค่าเท่านั้นคือจริงหรือเท็จ จากคุณลักษณะดังกล่าวนี้เองทำให้มีการนำเอาฟัซซีลอจิกมาสร้างเป็นระบบฟัซซี (fuzzy systems) เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในงานหลายๆ ด้านเช่น งานด้านการควบคุมระบบ (system control) [5, 13], งานด้านการพยากรณ์เชิงธุรกิจ (business forecasting) [1], และอื่นๆ [20, 27] เป็นต้น รวมถึงงานด้านการจำลองระบบ (system modeling) [3, 19, 25] ซึ่งเป็นเป้าหมายของงานวิจัยนี้ด้วย สาเหตุสำคัญ 2 ประการที่ทำให้ระบบฟัซซีได้รับความนิยมนำไปประยุกต์ใช้ในงานหลายๆ ด้าน คือ

- 1) ออกแบบระบบได้ง่าย
- 2) สามารถนำไปใช้กับระบบที่มีความซับซ้อนและกำกวมได้อย่างเหมาะสม [2, 22]

จากอดีตจนถึงปัจจุบันมีนักวิจัยหลายท่านได้พัฒนาอัลกอริทึมการเรียนรู้ต่างๆ ขึ้นเพื่อใช้ในระบบฟัซซีมากมาย [19, 23] แต่ระบบฟัซซีที่ถูกสร้างขึ้นด้วยอัลกอริทึมเหล่านี้ไม่สามารถปรับปรุงแก้ไขส่วนประกอบของระบบฟัซซีหรือค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่เกี่ยวข้องในระหว่างการใช้งานได้ ทำให้ระบบอาจให้ค่าเอาต์พุตที่ผิดพลาดได้ถ้าหากว่าค่าพารามิเตอร์ในขณะที่ใช้งานระบบเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ในขณะออกแบบระบบ ต่อมาจึงได้มีผู้นำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งส่วนประกอบของระบบฟัซซีและค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องแบบออนไลน์ (on-line) ออกมาเพื่อรองรับปัญหาการเปลี่ยนแปลงไปของค่าพารามิเตอร์นี้ ยกตัวอย่างเช่น Lotfi, A. และ Tsoi, A.C. ได้นำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งฟังก์ชันการเป็นสมาชิก (membership function) ในระบบฟัซซีเพื่อใช้ควบคุมการถอยรถบรรทุก (truck backer-upper control) [14], Nie, J. และ Lee, T.H. ได้นำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซี (fuzzy rule) เพื่อใช้ในระบบควบคุมทิศทาง (line-of-sight system or LOS system) [15], Jung, C.-H. และคณะได้พัฒนาอัลกอริทึมการปรับเปลี่ยนตัวกำหนดขนาด (scaling factor) เพื่อใช้ควบคุมระดับน้ำของเครื่องผลิตไอน้ำในโรงงานพลังงานนิวเคลียร์ [10] เป็นต้น ซึ่งอัลกอริทึมการปรับแต่งแบบออนไลน์ส่วนใหญ่ที่ได้กล่าวมานี้มักใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต (output error) เพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไข (criterion) ในการปรับแต่ง แต่ทั้งนี้การใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่งไม่สามารถทำให้ระบบ

พีชชีที่ได้มีการปรับตัวที่รวดเร็วเพียงพอได้ [17] ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้พัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีแบบออนไลน์ (on-line) ที่ใช้เงื่อนไขผสม (multi-criteria) เพื่อใช้ในงานด้านการจำลองระบบขึ้น โดยอัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาขึ้นนี้ประกอบด้วย 2 อัลกอริทึมการปรับแต่งที่เป็นอิสระต่อกัน เพื่อให้อัลกอริทึมที่ได้มีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีที่ใช้เพียงเงื่อนไขเดียวในการปรับแต่ง (single-criterion)

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของงานวิจัย

ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของงานวิจัย มีดังนี้

1. เพื่อศึกษาลักษณะการทำงานของระบบพีชชี และพัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีแบบออนไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งเพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในงานการจำลองระบบที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ
2. เพื่อศึกษาว่าการใช้เงื่อนไขผสมในอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีนั้นสามารถทำให้อัลกอริทึมที่ได้มีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีที่ใช้เพียงเงื่อนไขเดียวในการปรับแต่งได้จริงหรือไม่และมากน้อยเพียงใด

## 1.3 สมมติฐานงานวิจัย

เนื่องจากอัลกอริทึมการปรับแต่งส่วนประกอบของระบบพีชชีแบบออนไลน์ส่วนใหญ่ที่มีอยู่ในปัจจุบันมักจะใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง ซึ่งอัลกอริทึมเหล่านี้ไม่สามารถทำให้ระบบพีชชีที่ได้มีการปรับตัวที่รวดเร็วและแม่นยำเพียงพอได้ ดังนั้นถ้าหากเพิ่มจำนวนเงื่อนไขที่ใช้ในการปรับแต่งเข้าไป โดยเงื่อนไขที่เพิ่มเข้าไปนี้คือสารสนเทศที่หาได้ในระบบและเป็นอิสระจากเงื่อนไขเดิมที่ใช้อยู่ น่าจะทำให้อัลกอริทึมที่ได้มีการปรับตัวที่รวดเร็วและแม่นยำกว่าอัลกอริทึมที่ใช้เพียงเงื่อนไขเดียวในการปรับแต่งได้

## 1.4 แนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย

จากที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้นแล้วว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีแบบออนไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งที่ถูกพัฒนาขึ้นนี้ประกอบด้วย 2 อัลกอริทึมการปรับแต่งที่เป็นอิสระต่อกัน อัลกอริทึมแรกจะปรับแต่งกฎพีชชีที่มีอยู่ด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท (gradient descent method) โดยใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง ซึ่งกฎพีชชีที่มีอยู่เหล่านี้จะถูกร่างขึ้นมาจากความรู้ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ และ/หรือ ข้อมูลเชิงตัวเลข (numerical data) [22, 23] ส่วนอัลกอริทึมที่สองจะปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ของอัลกอริทึม

แรกของการปรับแต่งกฎฟัซซีในแต่ละข้ออย่างอิสระต่อกัน โดยใช้ฟังก์ชันที่สร้างขึ้นมาจากค่าความแตกต่าง (distance) ระหว่างฟัซซีรีเลชัน (fuzzy relation) ที่ได้จากคู่ของข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต (input-output data pair) ที่เกิดขึ้นจริงกับฟัซซีรีเลชันที่ได้จากระบบฟัซซี ซึ่งในงานวิจัยนี้เรียกว่า ระยะทางการเรียนรู้ (learning distance) ซึ่งจากผลการทดลองในบทที่ 4 แสดงให้เห็นว่า เมื่อนำเอา อัลกอริทึมทั้งสองมาใช้ปรับแต่งกฎฟัซซีร่วมกันแล้วจะทำให้ระบบที่ได้มีความเร็วในการเรียนรู้ และมีความแม่นยำมากกว่าการปรับแต่งกฎฟัซซีด้วยวิธีการเกรดิเอนท์ดีเซนส์เพียงอย่างเดียว

## 1.5 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการพัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออนไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งเพื่อใช้ในงานจำลองระบบ โดยทำการทดลองประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำที่เกิดขึ้นเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรดิเอนท์ดีเซนส์เพียงอย่างเดียว จากนั้นพัฒนาอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้ให้เป็น โปรแกรมที่มีการติดต่อกับผู้ใช้เป็นแบบกราฟฟิค (graphical user interfaces: GUI) เพื่อให้ผู้ที่ต้องการนำไปศึกษาค้นคว้าสามารถทำความเข้าใจและเรียนรู้ได้อย่างสะดวกและรวดเร็ว

## 1.6 ขั้นตอนของการวิจัย

ขั้นตอนของการวิจัยมีดังนี้

1. ศึกษาทฤษฎีฟัซซีเซต, ฟัซซีลอจิก และอัลกอริทึมการเรียนรู้ต่างๆ ที่มีอยู่ในปัจจุบันที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับงานการจำลองระบบด้วยระบบฟัซซีได้ เพื่อกำหนดหัวข้อ, เป้าหมาย, จุดประสงค์ และขอบเขตของงานวิจัย
2. ศึกษาส่วนประกอบต่างๆ และค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องของระบบฟัซซีที่ถูกนำมาใช้เพื่อการปรับแต่ง, อัลกอริทึมการปรับแต่งที่มีอยู่ในปัจจุบัน รวมถึงวิธีการต่างๆ ที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการปรับแต่งส่วนประกอบและค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องในระบบฟัซซีได้ เพื่อเลือกหาวิธีการในการพัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งที่เหมาะสม
3. ออกแบบอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบเงื่อนไขผสมเพื่อใช้งานการจำลองระบบ ซึ่งอัลกอริทึมที่ได้นี้ต้องสามารถทำให้ระบบฟัซซีมีการเรียนรู้ที่รวดเร็วและแม่นยำกว่าระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งแบบเงื่อนไขเดียวได้
4. สร้างและพัฒนาโปรแกรมเพื่อใช้ในการทดสอบอัลกอริทึม โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB ในการสร้างและพัฒนาโปรแกรม
5. ทดสอบและปรับปรุงแก้ไขอัลกอริทึม โดยนำเอาแบบจำลอง (model) ต่างๆ ได้แก่ แบบจำลองเชิงเส้น  $y = 3x$ , แบบจำลองอนุกรมเวลาวานเดโพล (Van De Pol time-series model),

แบบจำลองอนุกรมเวลาแม็คเคย์-กลาส (Mackey-Glass time-series model) และแบบจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยวลูกตุ้ม (inverted pendulum controller model) มาจำลองด้วยระบบฟuzzy 2 ระบบ โดยที่ระบบแรกจะใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งที่ได้นำเสนอนี้ ส่วนระบบที่สองจะใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzy โดยใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่เชิงพื้นที่เพียงอย่างเดียว จากนั้นสังเกตและเปรียบเทียบความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำของทั้งสองระบบแล้วนำผลที่ได้มาปรับปรุงแก้ไขอัลกอริทึมการปรับแต่งที่ได้นำเสนอนี้ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

#### 6. จัดทำเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

# ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 ทฤษฎีฟัซซีเซตและระบบฟัซซี

#### 2.1.1 ฟัซซีเซตและฟัซซีลอจิก

ฟัซซีเซต (Fuzzy sets) ถูกนำเสนอขึ้นเป็นครั้งแรกโดย Zadeh, L.A. [26] โดยมีลักษณะแตกต่างจากเซตแบบปกติ (crisp set) คือเซตแบบปกติจะมีค่าระดับความเป็นสมาชิก (degree of membership function) เพียงสองค่าเท่านั้นคือจริงหรือเท็จ กล่าวคือเป็น 0 หรือ 1 นั่นเอง ส่วนฟัซซีเซตค่าระดับความความเป็นสมาชิกจะมีค่าที่มีความกำกวมแฝงอยู่ ดังนั้นค่าระดับความความเป็นสมาชิกจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 เปรียบเทียบค่าระดับของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของเซตแบบปกติและฟัซซีเซตของความสูงและความเตี้ย

รูปที่ 2.1 แสดงค่าระดับของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของเซต “เตี้ย” และ “สูง” โดยที่รูปทางซ้ายมือเป็นลักษณะของเซตแบบปกติ ซึ่งจะเห็นได้ว่าคนที่มีความสูงไม่เกิน 6 ฟุต จะอยู่ในเซต “เตี้ย” ด้วยค่าระดับ 1 และอยู่ในเซตสูงด้วยค่าระดับ 0 (คือไม่ได้อยู่ในเซต “สูง” นั่นเอง) แต่จากรูปที่ขวามือซึ่งเป็นลักษณะของฟัซซีเซต จะเห็นได้ว่าคนที่มีความสูง 6 ฟุต จะอยู่ในเซต “เตี้ย” ด้วยค่าระดับ 0.5 และอยู่ในเซต “สูง” ด้วยค่าระดับ 0.5 ซึ่งก็คือ “ปานกลาง” “ไม่เตี้ยไม่สูง” นั่นเอง หรือยกตัวอย่างเช่น ในเซตแบบปกติ คนที่มีความสูง 5.5 นิ้วจะอยู่ในเซต “เตี้ย” ในขณะที่ในฟัซซีเซต คนที่มีความสูง 5.5 นิ้วจะอยู่ในเซตเตี้ยด้วยค่าระดับ 0.75 และเซตสูงด้วยค่าระดับ 0.25 ซึ่งอาจกล่าว

เอกสารนี้เป็นภาษาพูดได้ว่า “ค่อนข้างเตี้ย” เป็นต้น การศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น ดังนั้นเราสามารถนิยามฟัซซีเซตได้ดังนี้ ถ้าให้  $U$  เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ (universal set) ใดๆ แล้ว เราจะกล่าวได้ว่า  $A$  เป็นฟัซซีเซตใน  $U$  ก็ต่อเมื่อ

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in U\} \dots\dots\dots(2.1)$$

โดยที่  $\mu_A$  คือฟังก์ชันการเป็นสมาชิก ส่วนค่าระดับความเป็นสมาชิกของ  $x$  ใน  $A$  จะมีค่าอยู่ในช่วงปิด 0 ถึง 1 กล่าวคือ  $\mu_A : U \rightarrow [0,1]$  นั่นเอง

ส่วนฟัซซีลอจิก (fuzzy logic) เป็นตรรกศาสตร์ที่อยู่บนพื้นฐานของฟัซซีเซต กล่าวคือค่าความจริงอาจมีมากกว่าสองค่าได้ ดังนั้นฟัซซีลอจิกจึงเป็นตรรกศาสตร์แบบค่าผสม (multi-valued logic) ในขณะที่ตรรกศาสตร์แบบปกติซึ่งอยู่บนพื้นฐานของเซตแบบปกติจะเป็นตรรกศาสตร์แบบสองค่า (two-valued logic) ดังนั้นลักษณะที่สำคัญของฟัซซีลอจิก คือ

1) ฟัซซีลอจิกแตกต่างจากตรรกศาสตร์แบบปกติตรงที่ฟัซซีลอจิกจะไม่เป็นไปตามกฎของความไม่ขัดแย้ง (law of noncontradiction) คือฟัซซีลอจิกจะยอมให้ค่าความจริงมีค่าเป็นค่าระดับความเป็นสมาชิกที่มากกว่าศูนย์ได้ในหลายๆ เซตพร้อมๆ กัน

2) ค่าระดับความเป็นสมาชิกในแต่ละเซตไม่จำเป็นต้องรวมกันแล้วได้เท่ากับ 1

### 2.1.2 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก

ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกใช้เพื่อแสดงขอบเขตของค่าระดับความเป็นสมาชิกในแต่ละฟัซซีเซต ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในฟัซซีลอจิกมีอยู่ด้วยกันหลายแบบ (แสดงได้ดังรูปที่ 2.2) เช่น

1. ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยม (Triangular membership functions) ซึ่งค่าระดับของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกจะนิยามได้ดังนี้

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; x < \alpha \\ (x - \alpha) / (\beta - \alpha) & ; \alpha \leq x \leq \beta \\ (\alpha - x) / (\beta - \alpha) & ; \beta \leq x \leq \gamma \\ 0 & ; x > \gamma \end{cases} \dots\dots\dots(2.2)$$

2. ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal membership functions) ซึ่งค่าระดับของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกจะนิยามได้ดังนี้

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; x < \alpha \\ (x - \alpha) / (\beta - \alpha) & ; \alpha \leq x < \beta \\ 1 & ; \beta \leq x \leq \gamma \\ (\gamma - x) / (\delta - \gamma) & ; \gamma < x \leq \delta \\ 0 & ; x > \delta \end{cases} \dots\dots\dots(2.3)$$

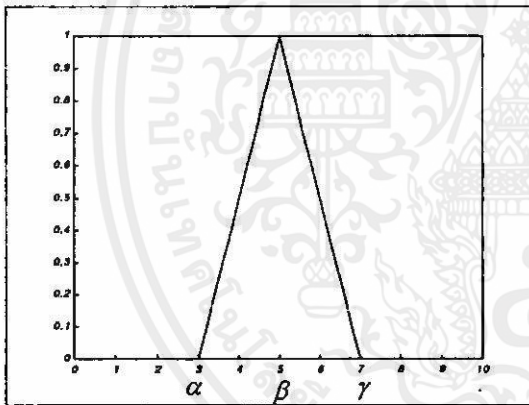
3. ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์ (Gaussian membership function) ซึ่งค่าระดับของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกจะนิยามได้ดังนี้

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{(x-c_1)^2}{2\sigma_1^2}\right\} & ; x \leq \alpha \\ \exp\left\{-\frac{(x-c_2)^2}{2\sigma_2^2}\right\} & ; x \geq \beta \end{cases} \dots\dots\dots(2.4)$$

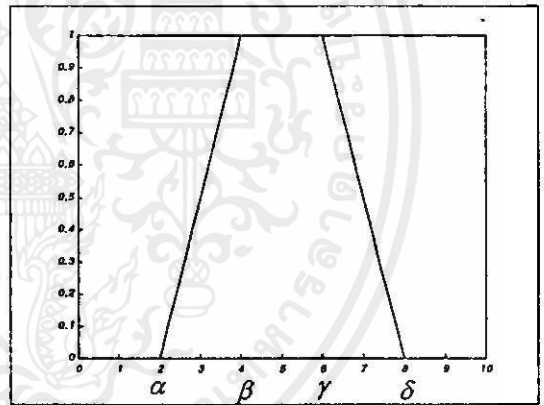
โดยมีนิยามเพิ่มเติมดังนี้

ค่าสนับสนุน (Support) ของฟัซซีเซต  $A$  เขียนแทนได้เป็น  $S(A)$  คือค่า  $x \in U$  ใดๆ ที่ทำให้  $\mu_A(x) > 0$

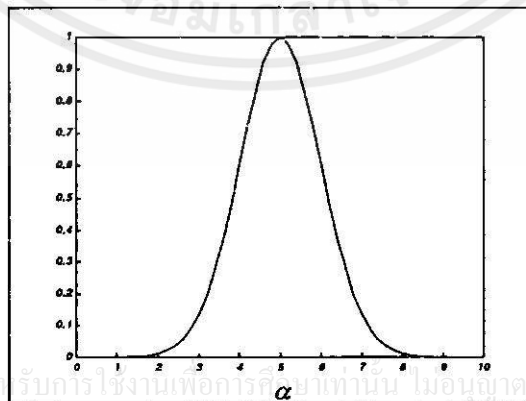
ค่ากลาง (Center) ของฟัซซีเซต  $A$  คือค่า  $x \in U$  ใดๆ ที่มีค่าระดับความเป็นสมาชิก  $\mu_A(x)$  สูงที่สุด



ก.



ข.



ค.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และ ก. อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.2 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบต่างๆ (ก.) ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยม (ข.)

ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู (ค.) ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์

### 2.1.3 ตัวดำเนินการบนฟัซซีเซต (Operations for Fuzzy Sets)

เมื่อสมมติให้  $A$  และ  $B$  เป็นฟัซซีเซตใน  $U$  ที่มีค่าฟังก์ชันการเป็นสมาชิกเท่ากับ  $\mu_A$  และ  $\mu_B$  ตามลำดับ ตัวดำเนินการพื้นฐานที่นิยมใช้บนฟัซซีเซตตามนิยามของ Zadeh, L.A. [26] มีดังนี้

#### 1. อินเตอร์เซกชัน (Intersection)

$$A \cap B \leftrightarrow \mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad \dots\dots\dots(2.5)$$

#### 2. ยูเนียน (Union)

$$A \cup B \leftrightarrow \mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad \dots\dots\dots(2.6)$$

#### 3. คอมพลีเมนต์ (Complement)

$$A' \leftrightarrow \mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \dots\dots\dots(2.7)$$

จากสมการที่ 2.5 และ 2.6 ที่ได้กล่าวมานั้น เป็นเพียงนิยามหนึ่งของตัวดำเนินการอินเตอร์เซกชันและตัวดำเนินการยูเนียนเท่านั้น ซึ่งในทางปฏิบัติแล้วความหมายของตัวดำเนินการอินเตอร์เซกชันและตัวดำเนินการยูเนียนอาจแตกต่างกันไปตามการใช้งาน ซึ่งบ่อยครั้งตัวดำเนินการอินเตอร์เซกชันมักจะถูกนิยามด้วยตัวดำเนินการนอร์มแบบสามเหลี่ยม (triangular norm หรือ t-norm) ส่วนตัวดำเนินการยูเนียนจะถูกนิยามด้วยตัวดำเนินการนอร์มประกอบแบบสามเหลี่ยม (triangular conorm หรือ t-conorm) ดังนี้

#### 1. ที-นอร์ม:

$$T(x, y) = \begin{cases} \min\{x, y\} & \Rightarrow \text{ฟัซซีอินเตอร์เซกชัน (fuzzy intersection)} \\ x \cdot y & \Rightarrow \text{ผลคูณเชิงพีชคณิต (algebraic product)} \\ \max\{0, x + y - 1\} & \Rightarrow \text{ผลคูณจำกัดเขต (bounded product)} \\ \begin{cases} x; \text{ ถ้า } y = 1 \\ y; \text{ ถ้า } x = 1 \\ 0; \text{ ถ้า } x < 1 \text{ และ } y < 1 \end{cases} & \Rightarrow \text{ผลคูณดราสติก (drastic product)} \quad \dots\dots\dots(2.8) \end{cases}$$

2. ที-โคเนอร์

$$C(x, y) = \begin{cases} \max\{x, y\} & \Rightarrow \text{ฟัซซียูเนียน (fuzzy union)} \\ x + y - (x \cdot y) & \Rightarrow \text{ผลรวมเชิงพีชคณิต (algebraic sum)} \\ \min\{1, x + y\} & \Rightarrow \text{ผลรวมจำกัดเขต (bounded sum)} \\ \begin{cases} x & \text{ถ้า } y = 0 \\ y & \text{ถ้า } x = 0 \end{cases} & \Rightarrow \text{ผลรวมคราสติก (drastic sum)} \\ 1 & \text{ถ้า } x > 0 \text{ และ } y > 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

2.1.4 ฟัซซีรีเลชันและตัวดำเนินการประกอบ

สมมติให้  $A$  และ  $B$  เป็นฟัซซีเซตใดๆ เราจะเรียก  $R$  ว่าฟัซซีรีเลชันในผลคูณคาร์ทีเซียน (Cartesian product) ของ  $A$  และ  $B$  ก็ต่อเมื่อ

$$R = \{((x, y), \mu_R(x, y)) \mid (x, y) \in A \times B, \mu_R : A \times B \rightarrow [0,1]\} \quad (2.10)$$

โดยที่  $A \times B = \{(x, y) \mid x \in A, y \in B\}$

ในทำนองเดียวกัน ถ้าให้  $A_1, \dots, A_n$  เป็นฟัซซีเซต เราจะเรียก  $R$  ว่าเป็นฟัซซีรีเลชันใน  $A_1 \times \dots \times A_n$  ก็ต่อเมื่อ

$$R = \{((x_1, \dots, x_n), \mu_R(x_1, \dots, x_n)) \mid (x_1, \dots, x_n) \in A_1 \times \dots \times A_n, \mu_R : A_1 \times \dots \times A_n \rightarrow [0,1]\} \quad (2.11)$$

ฟัซซีรีเลชันที่มาจากต่างสเปซผลคูณ (product space) กันเราสามารถนำมารวมกันได้โดยใช้ตัวดำเนินการประกอบ (composition operator) ซึ่งมีอยู่หลายรูปแบบและให้ผลลัพธ์ต่างกันนิยามได้ดังนี้

กำหนดให้  $R_1$  เป็นฟัซซีรีเลชันใน  $X \times Y$  และ  $R_2$  เป็นฟัซซีรีเลชันใน  $Y \times Z$

1. ตัวดำเนินการประกอบแมกซ์-มิน (Max-min composition)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$R_1 \circ R_2 \leftrightarrow \mu_{R_1 \circ R_2}(x, z) = \max_y \{ \min\{ \mu_{R_1}(x, y), \mu_{R_2}(y, z) \} \} \quad (2.12)$$

## 2. ตัวดำเนินการประกอบมิน-แมกซ์ (Min-max composition)

$$R_1 \bullet R_2 \leftrightarrow \mu_{R_1 \bullet R_2}(x, z) = \min_y \{ \max \{ \mu_{R_1}(x, y), \mu_{R_2}(y, z) \} \} \quad \text{.....(2.13)}$$

## 3. ตัวดำเนินการประกอบแมกซ์-สตาร์ (Max-star composition)

$$R_1 * R_2 \leftrightarrow \mu_{R_1 * R_2}(x, z) = \max_y \{ \mu_{R_1}(x, y) * \mu_{R_2}(y, z) \} \quad \text{.....(2.14)}$$

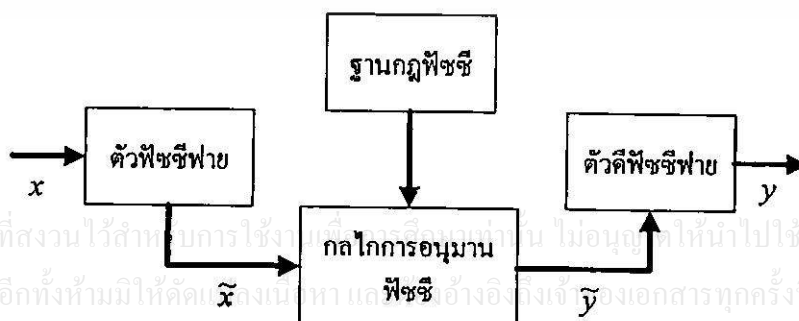
เมื่อตัวดำเนินการสตาร์ \* คือตัวดำเนินการทวินาม (binary operation) ใดๆ ยกตัวอย่างเช่น ถ้าให้ตัวดำเนินการสตาร์เป็นผลคูณ (product) ก็จะได้ตัวดำเนินการประกอบแมกซ์-โปรดักต์ (max-product composition) ซึ่งนิยามได้ดังนี้

$$R_1 * R_2 \leftrightarrow \mu_{R_1 * R_2}(x, z) = \max_y \{ \mu_{R_1}(x, y) \cdot \mu_{R_2}(y, z) \} \quad \text{.....(2.15)}$$

### 2.1.4 ระบบฟัซซี

ระบบฟัซซีคือระบบที่ใช้หลักการของฟัซซีเซตและฟัซซีลอจิก โดยระบบฟัซซีที่นิยมใช้ในการจำลองระบบคือ ระบบฟัซซีลอจิกที่มีตัวฟัซซีฟายและตัวดีฟัซซีฟาย (fuzzy logic systems with fuzzifier and defuzzifier) ซึ่งมีโครงสร้างการทำงานดังรูปที่ 2.3

หลักการการทำงานของระบบฟัซซีที่มีตัวฟัซซีฟายและตัวดีฟัซซีฟายเป็นดังนี้ เมื่ออินพุต  $x$  ซึ่งเป็นค่าแบบปกติเข้ามาในระบบจะถูกทำการฟัซซีฟาย (fuzzification) เพื่อแปลงให้เป็นค่าแบบฟัซซี (fuzzy value)  $\tilde{x}$  ด้วยตัวฟัซซีฟาย (fuzzifier) แล้วนำค่าที่ได้ไปอนุมานหาค่าเอาต์พุต  $\tilde{y}$  โดย



รูปที่ 2.3 แสดงโครงสร้างการทำงานของระบบฟัซซีลอจิกที่มีตัวฟัซซีฟายและตัวดีฟัซซีฟาย

ใช้กลไกการอนุมานฟัซซี (fuzzy inference engine) ร่วมกับฐานกฎฟัซซี (fuzzy rule-base) เนื่องจากค่าเอาต์พุตที่ได้นี้เป็นค่าแบบฟัซซีจึงนำไปทำการดีฟัซซีฟาย (defuzzification) เพื่อแปลงกลับไปเป็นค่าแบบปกติด้วยตัวดีฟัซซีฟาย (defuzzifier) จากนั้นนำค่าเอาต์พุต  $y$  ที่ได้ไปใช้งานต่อไป ข้อดีของระบบฟัซซีที่มีตัวฟัซซีฟายและตัวดีฟัซซีฟายนี้ คือ 1) เนื่องจากค่าอินพุตและเอาต์พุตของระบบฟัซซีประเภทนี้จะเป็ตัวแปรที่เป็นค่าแบบปกติ (crisp-valued variables) ทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้สะดวก 2) สามารถนำเอาความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญมารวมใช้งานกับระบบโดยสร้างเป็นกฎฟัซซีได้ง่าย และ 3) สามารถเลือกใช้ตัวฟัซซีฟาย, กลไกการอนุมานฟัซซี และ ตัวดีฟัซซีฟายได้อย่างอิสระ ทำให้สามารถสร้างระบบฟัซซีที่มีความเหมาะสมต่อการใช้งานในลักษณะต่างๆ ได้

ส่วนประกอบที่สำคัญของระบบฟัซซีที่มีตัวฟัซซีฟายและตัวดีฟัซซีฟายมีดังนี้

- 1) ตัวฟัซซีฟาย: มีหน้าที่แปลงค่าอินพุตที่เป็นค่าแบบปกติให้เป็นค่าแบบฟัซซีซึ่งจะขึ้นอยู่กับฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้
- 2) ฐานกฎฟัซซี: โดยปกติแล้วกฎฟัซซีจะได้มาจากความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญในระบบนั้นๆ และ/หรือจากข้อมูลเชิงตัวเลข (numerical data) [22] ซึ่งมักออกแบบให้อยู่ในรูปของประโยค “ถ้า-แล้ว” (fuzzy IF-THEN rule) ดังนี้

$$\text{กฎข้อที่ } \ell: \text{ ถ้า } x_1 \text{ เป็น } A_1^{(\ell)} \text{ และ } \dots \text{ และ } x_n \text{ เป็น } A_n^{(\ell)} \text{ แล้ว } y \text{ เป็น } B^{(\ell)} \dots (2.16)$$

เมื่อ  $x_i$  และ  $y$  คืออินพุตและเอาต์พุตของระบบฟัซซีตามลำดับ, ส่วน  $A_i^{(\ell)}$  และ  $B^{(\ell)}$  เป็นฟัซซีเซตของอินพุตและเอาต์พุตของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  ตามลำดับ และถ้ากำหนดให้  $m$  เป็นจำนวนของกฎฟัซซีแล้ว  $\ell = 1, 2, 3, \dots, m$

- 3) กลไกการอนุมานฟัซซี: เป็นกลไกที่ใช้หลักการของฟัซซีลอจิกในการอนุมานหาค่าเอาต์พุตที่เป็นค่าแบบฟัซซีจากอินพุตที่เป็นค่าแบบฟัซซีโดยใช้ฐานกฎฟัซซีกับเข้ามาช่วยในการอนุมาน วิธีการอนุมานมีอยู่หลายวิธี ยกตัวอย่างเช่น

- การอนุมานฟัซซีโดยใช้ตัวดำเนินการน้อยที่สุด (Mini-operation of fuzzy implication)

$$\mu_{A \rightarrow B}(\bar{x}, y) = \min\{\mu_A(\bar{x}), \mu_B(y)\} \quad (2.17)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในห้องปฏิบัติการเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ในการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- การอนุมานฟัซซีโดยใช้ตัวดำเนินการผลคูณ (Product-operation of fuzzy implication)

$$\mu_{A \rightarrow B}(\bar{x}, y) = \mu_A(\bar{x}) \cdot \mu_B(y) \quad \dots\dots\dots(2.18)$$

- การอนุมานฟัซซีเชิงเลขคณิต (Arithmetic rule of fuzzy implication)

$$\mu_{A \rightarrow B}(\bar{x}, y) = \min\{1, 1 - \mu_A(\bar{x}) + \mu_B(y)\} \quad \dots\dots\dots(2.19)$$

- การอนุมานฟัซซีแมกซ์มิน (Maxmin rule of fuzzy implication)

$$\mu_{A \rightarrow B}(\bar{x}, y) = \max\{\min\{\mu_A(\bar{x}), \mu_B(y)\}, 1 - \mu_A(\bar{x})\} \quad \dots\dots\dots(2.20)$$

- การอนุมานฟัซซีบูลีน (Boolean rule of fuzzy implication)

$$\mu_{A \rightarrow B}(\bar{x}, y) = \max\{1 - \mu_A(\bar{x}), \mu_B(y)\} \quad \dots\dots\dots(2.21)$$

- การอนุมานฟัซซีของ Goguen (Goguen's rule of fuzzy implication)

$$\mu_{A \rightarrow B}(\bar{x}, y) = \begin{cases} 1 & ; \mu_A(\bar{x}) \leq \mu_B(y) \\ \frac{\mu_B(y)}{\mu_A(\bar{x})} & ; \mu_A(\bar{x}) < \mu_B(y) \end{cases} \quad \dots\dots\dots(2.22)$$

4) ตัวดีฟัซซีฟาย: มีหน้าที่แปลงค่าเอาท์พุทที่ได้จากกลไกการอนุมานฟัซซีซึ่งเป็นค่าแบบฟัซซีให้เป็นค่าแบบปกติเพื่อให้สามารถนำไปใช้งานต่อไปได้ ตัวดีฟัซซีฟายมีอยู่ด้วยกันหลายชนิด เช่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 - ตัวดีฟัซซีฟายแบบค่ากลางของพื้นที่ (Center of area defuzzification) หรือแบบค่ากลางของจุดศูนย์กลาง (center of gravity) หรือแบบเซ็นทรอยด์ (centroid) : นิยามได้ดังนี้

$$y^* = \frac{\sum_{\ell=1}^m y^{(\ell)} \cdot \mu_o(y^{(\ell)})}{\sum_{\ell=1}^m \mu_o(y^{(\ell)})} \dots\dots\dots(2.23)$$

เมื่อ  $\mu_o(y^{(\ell)})$  คือค่าระดับความเป็นสมาชิกในฟัซซีเซตของเอาต์พุตของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$

• ตัวคิฟัซซีฟายแบบค่าเฉลี่ยของค่าสูงสุด (Mean of maxima defuzzification):  
นิยามได้ดังนี้

$$y^* = \frac{1}{q} \sum_{\ell \in O^*} y^{(\ell)} \dots\dots\dots(2.24)$$

เมื่อ  $O^*$  คือฟัซซีเซตของเอาต์พุตที่มีค่าระดับความเป็นสมาชิกสูงที่สุด และ  $q$  คือ จำนวนสมาชิกของเซต  $O^*$

- ตัวคิฟัซซีฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลาง (Center average defuzzification) หรือแบบค่าความสูง (height defuzzification): นิยามได้ดังนี้

$$y^* = \frac{\sum_{\ell=1}^m \bar{y}^{(\ell)} \cdot f^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m f^{(\ell)}} \dots\dots\dots(2.25)$$

เมื่อ  $\bar{y}^{(\ell)}$  คือค่ากลาง (center) ของฟัซซีเซตของเอาต์พุตของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  และ  $f^{(\ell)}$  คือค่าระดับความสัมพันธ์ที่มากที่สุดระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$

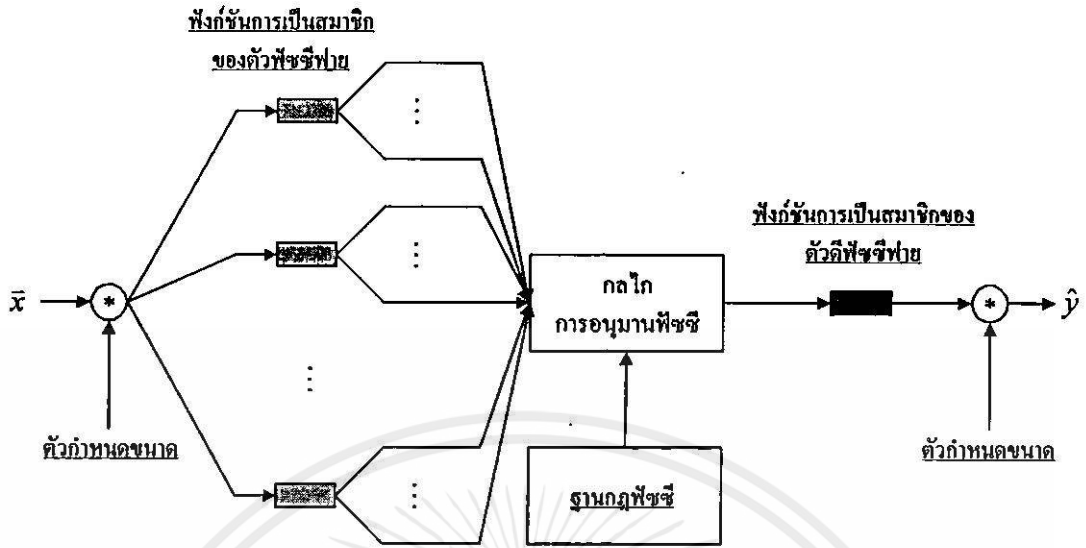
## 2.2 ส่วนประกอบของระบบฟัซซีที่ถูกนำมาใช้เพื่อการปรับแต่ง

ส่วนประกอบของระบบฟัซซีที่มีตัวฟัซซีฟายและตัวคิฟัซซีฟายที่ถูกนำมาใช้เพื่อการปรับแต่งแสดงได้ดังรูปที่ 2.4 ได้แก่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น **2.2.1 การปรับเปลี่ยนตัวกำหนดขนาด (Scaling Factor Tuning)** ทุครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวกำหนดขนาดทำหน้าที่ปรับเปลี่ยนค่าอินพุตหรือเอาต์พุตจากค่าจริงให้เป็นค่าที่เหมาะสมกับระบบนั้นๆ การปรับแต่งตัวกำหนดขนาดนี้จะส่งผลกระทบต่ออินพุตหรือเอาต์พุต



รูปที่ 2.4 แสดงส่วนประกอบของระบบฟuzzyที่มีตัวฟuzzyฟายและตัวดีฟuzzyฟายที่ถูกนำมาใช้เพื่อการปรับแต่ง

ทุกตัว และยังส่งผลกระทบต่อฟังก์ชันการเป็นสมาชิกด้วย [4] โดยตัวกำหนดขนาดที่มีค่ามากจะทำให้ระบบฟuzzyมีความไว (sensitivity) มากกว่าตัวกำหนดขนาดที่มีค่าน้อยการปรับเปลี่ยนตัวกำหนดขนาดนี้จะทำได้ง่ายไม่ซับซ้อน (ดูตัวอย่างการปรับเปลี่ยนตัวกำหนดขนาดได้ใน [5, 16]) เหมาะสมกับงานที่ไม่ต้องการความละเอียดแม่นยำมากนัก

### 2.2.2 การปรับแต่งฟังก์ชันการเป็นสมาชิก

การปรับแต่งฟังก์ชันการเป็นสมาชิกจะส่งผลกระทบต่อกลไกการอนุมานฟuzzy (fuzzy inference engine) ได้มากกว่าการปรับเปลี่ยนจำนวนกฎฟuzzyหรือการเปลี่ยนตัวฟuzzyฟายและตัวดีฟuzzyฟาย [14] การปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการเป็นสมาชิกเป็นการปรับแก้ความไวของระบบเฉพาะช่วงของอินพุทหรือเอาต์พุทที่ต้องการ (ดูตัวอย่างการปรับแต่งฟังก์ชันการเป็นสมาชิกได้ใน [14, 21])

### 2.2.3 การปรับแต่งฐานกฎฟuzzy

เป็นวิธีการหนึ่งที่นิยม เนื่องจากกฎฟuzzyมีใจความสมบูรณ์อยู่ในตัว, ง่ายต่อความเข้าใจ และมีความใกล้เคียงกับการคิดหาเหตุผลของมนุษย์ ทำให้มนุษย์สามารถสร้างกฎฟuzzyขึ้นจากความรู้และประสบการณ์ที่มีอยู่ได้และยังสามารถนำไปใช้งานร่วมกับกฎฟuzzyที่สร้างขึ้นจากข้อมูลเชิงตัวเลขได้ง่ายอีกด้วย (ดูตัวอย่างการปรับแต่งฐานกฎฟuzzyได้ใน [5, 17, 22, 23])

ตารางการเปรียบเทียบการปรับแต่งในแต่ละส่วนประกอบของระบบฟัซซีแสดงได้ดังตารางที่ 2.1

### 2.3 วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท

เป็นออปทิไมเซชัน (optimization) วิธีการหนึ่ง ซึ่งจะคำนวณหาค่าที่ควรเปลี่ยนแปลงไปของฟังก์ชันในแต่ละรอบ (epoch) โดยค่าที่ควรเปลี่ยนแปลงไปนี้จะจะเป็นค่าที่มีทิศทางตรงกันข้ามกับเวกเตอร์เกรเดียนต์ (gradient vector) (เวกเตอร์ที่ตั้งฉากกับพื้นผิวและชี้ไปตามทิศทางที่พื้นผิวจะขยายตัว ดังรูปที่ 2.5 เมื่อ  $w$  คือเวกเตอร์ของตัวถ่วงน้ำหนัก (weight)) ที่จุดนั้นๆ เพื่อให้ค่าของฟังก์ชันที่ต้องการเข้าสู่จุดที่ดีที่สุด (optimum)

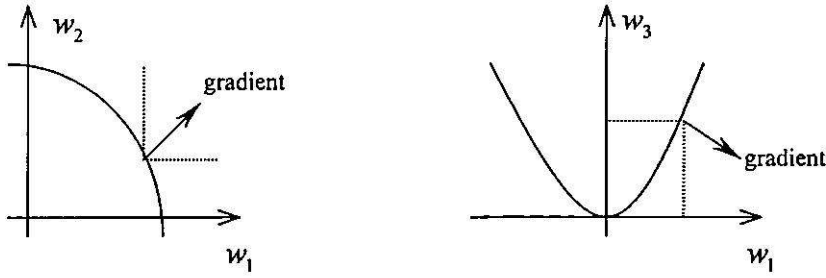
ฟังก์ชันราคา (Cost function) ที่นิยมใช้ในวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทคือ นอร์มแบบ  $L_p$  ( $L_p$ -norm) เมื่อ  $1 \leq p \leq \infty$  ทั้งนี้เนื่องจากง่ายต่อการคำนวณ [13] ดังนั้นฟังก์ชันราคานิยามได้ดังนี้

$$E = \frac{1}{p} \sum_j (\hat{y}_j - y_j)^p \quad (2.26)$$

เมื่อ  $1 \leq p \leq \infty$  ซึ่งโดยทั่วไปแล้วมักจะใช้นอร์มแบบ  $L_2$  ( $L_2$ -norm) หรือเรียกว่านอร์มแบบยูคลิเดียน (Euclidean Norm) นิยามได้ดังนี้

ตารางที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบการปรับแต่งในแต่ละส่วนประกอบของระบบฟัซซี

ตัวกำหนดขนาด	ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก	ฐานกฎฟัซซี
1. มีความซับซ้อนน้อยเนื่องจากพารามิเตอร์ที่ใช้ในการปรับแต่งมีเพียงแค่ 1 หรือ 2 ค่าเท่านั้น ซึ่งทำให้ใช้เวลาในการคำนวณน้อยด้วย [4, 5]	1. ความซับซ้อนและเวลาที่ใช้ในการคำนวณจะขึ้นอยู่กับจำนวนและชนิดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ [4, 14]	1. จะมีความซับซ้อนและใช้เวลาในการคำนวณมาก ซึ่งทั้งนี้ขึ้นอยู่กับจำนวนกฎฟัซซีที่ใช้ด้วย [4]
2. ความแม่นยำของระบบหลังการปรับแต่งจะเพิ่มขึ้นได้ไม่มาก เหมาะสมกับงานที่ไม่ต้องการความละเอียดแม่นยำมากนัก [4]	2. ความแม่นยำของระบบหลังการปรับแต่งจะขึ้นอยู่กับจำนวนและชนิดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ [14]	2. ความแม่นยำของระบบหลังการปรับแต่งจะขึ้นอยู่กับจำนวนกฎฟัซซีที่ใช้ [4]



รูปที่ 2.5 แสดงเกรเดียนท์บนพื้นผิวประสิทธิภาพ (performance surface)

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (\hat{y}_j - y_j)^2 \quad \text{.....(2.27)}$$

เวกเตอร์เกรเดียนท์ของฟังก์ชันราคา  $E$  ในสเปซของ  $w$  ( $w$ -space) ทำได้โดย

$$\vec{\nabla} = \frac{\partial E}{\partial \vec{w}} = \left[ \frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \frac{\partial E}{\partial w_3}, \dots \right] \quad \text{.....(2.28)}$$

แล้วค่าของตัวถ่วงน้ำหนักในรอบถัดไปจะมีค่าเป็น

$$w_i(t+1) = w_i(t) - \eta \nabla^{(i)}(t) \quad \text{เมื่อ } i=1,2,3,\dots,n \quad \text{.....(2.29)}$$

เมื่อค่าของ  $\eta$  เป็นอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยทั่วไปมักมีค่าอยู่ระหว่าง 0.001 ถึง 10 ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพและการลู่เข้า (convergence) จุดที่ดีที่สุดของอัลกอริทึม ค่า  $\eta$  จะได้จาก การทดลอง ไม่มีค่า  $\eta$  ใดที่มีความเหมาะสมกับทุกๆ สถานการณ์ ถ้า  $\eta$  มีค่ามากจะทำให้การลู่เข้าเป็นไป ได้เร็วแต่อาจทำให้กระโดดข้ามจุดที่ดีที่สุดไปได้ ในทางกลับกันถ้า  $\eta$  มีค่าน้อยจะทำให้การลู่เข้าเป็นไปอย่างช้าๆ ดังนั้นในช่วงแรกของการเรียนรู้ค่า  $\eta$  ควรจะมีค่ามาก เมื่อจำนวนรอบของการเรียนรู้ผ่านไป  $\eta$  ควรจะมีค่าน้อยลง ส่วนวิธีการเลือกค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมถูกนำเสนอโดย Jacobs, R.A. [9]

จากทฤษฎีที่ได้กล่าวมาในข้างต้นนี้จะถูกนำมาใช้ในงานวิจัยเพื่อพัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี ซึ่งจะเป็นอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่ง ดังที่จะได้กล่าวในบทต่อไป

บทที่ 3

อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟuzzy  
เพื่อใช้ในการจำลองระบบ

จากที่ได้กล่าวมาแล้วว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyถูกสร้างขึ้นเพื่อรองรับปัญหาที่สภาพการณ์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการใช้งานเปลี่ยนแปลงไปจากสภาพการณ์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการออกแบบระบบ แต่ทั้งนี้การใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่งยังไม่สามารถทำให้ระบบฟuzzyที่ได้มีการปรับตัวที่รวดเร็วเพียงพอได้ [17] ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้พัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออนไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมเพื่อใช้ในงานด้านการจำลองระบบขึ้น โดยอัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาขึ้นนี้ประกอบด้วย 2 อัลกอริทึมการปรับแต่งที่เป็นอิสระต่อกัน เพื่อให้อัลกอริทึมที่ได้มีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้เพียงเงื่อนไขเดียวในการปรับแต่ง

การจำลองระบบด้วยอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyเป็นการประมาณหาค่าเอาต์พุตของระบบใดๆ โดยที่ไม่จำเป็นต้องรู้ที่มาหรือสมการที่ใช้คำนวณหาค่าเอาต์พุตเลย สิ่งที่ต้องการใช้สร้างระบบฟuzzyมีเพียงแค่ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่คู่กันเท่านั้น ซึ่งการทำงานจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ

1) การเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ (Off-line Training) จะสร้างกฎฟuzzyขึ้นมาเป็นฟuzzyรีเลชันโดยอาศัยสร้างขึ้นจากความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ และ/หรือ ข้อมูลเชิงตัวเลข ซึ่งถ้าใช้จำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ในขั้นตอนนี้มาก ก็จะทำให้ฟuzzyรีเลชันที่ได้มีความใกล้เคียงกับระบบที่ต้องการจำลองมากยิ่งขึ้น

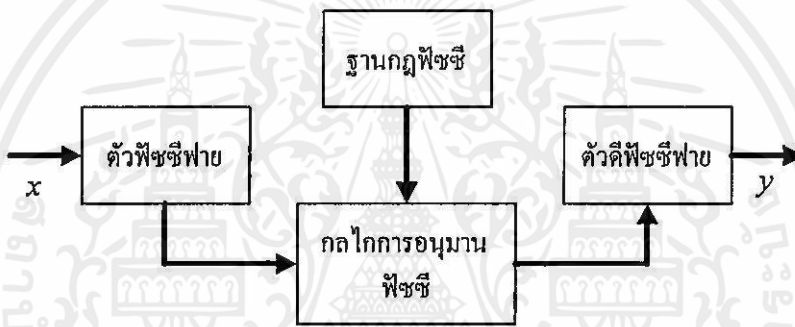
2) การเรียนรู้แบบออนไลน์ (On-line Training) โดยทั่วไปแล้วถ้าค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของระบบที่ต้องการจำลองไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป และจำนวนข้อมูลที่ใช้สร้างฟuzzyรีเลชันในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์มีมากเพียงพอแล้ว ก็ไม่จำเป็นต้องมีการเรียนรู้แบบออนไลน์นี้อีก แต่ถ้าหากค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองมีการเปลี่ยนแปลงไป ฟuzzyรีเลชันที่ได้จากขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์จะไม่สามารถให้ค่าเอาต์พุตได้อย่างแม่นยำเหมือนเดิม ซึ่งโดยส่วนใหญ่แล้ว การเรียนรู้แบบออนไลน์มักจะใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตมาเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง [7, 15, 17, 18] โดยอาจใช้อัลกอริทึมต่างๆ เข้ามาช่วยให้การปรับแต่งเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

### 3.1 ระบบฟuzzyที่ใช้ในงานวิจัย

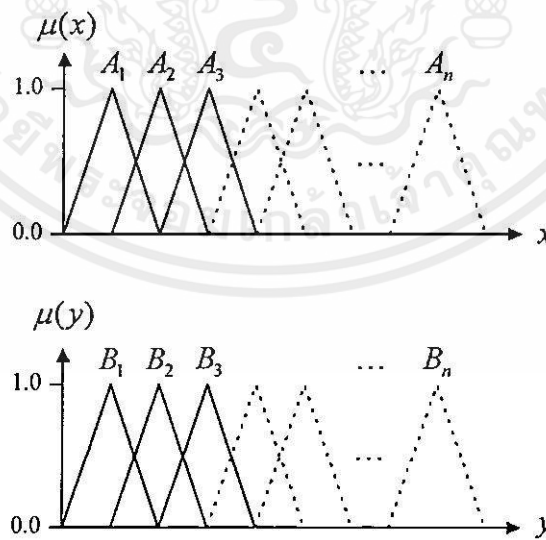
ระบบฟuzzyที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นระบบฟuzzyที่มีตัวฟuzzyฟายและตัวดีฟuzzyฟายตามรูปที่ 3.1 โดยที่ตัวฟuzzyฟายจะใช้ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมที่สมมาตร (symmetrical) และสมมูล (equivalent) กัน จำนวน  $2N + 1$  เซต เมื่อ  $N = 0, 1, 2, 3, \dots$  ดังรูปที่ 3.2

ส่วนกฎฟuzzyที่ใช้จะอยู่ในรูปแบบของประโยค “ถ้า-แล้ว” ดังนี้

$$\text{กฎข้อที่ } \ell: \text{ ถ้า } x_1 \text{ เป็น } A_1^{(\ell)} \text{ และ } \dots \text{ และ } x_n \text{ เป็น } A_n^{(\ell)} \text{ แล้ว } y \text{ เป็น } B^{(\ell)} \text{ ด้วยค่าระดับ } D^{(\ell)} \text{ ..... (3.1)}$$



รูปที่ 3.1 แสดงโครงสร้างของระบบฟuzzyที่ใช้ในงานวิจัยนี้



รูปที่ 3.2 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทำการฟuzzyฟายข้อมูลอินพุทของระบบฟuzzyที่ใช้ในงานวิจัยนี้

เอกสารนี้เป็นที่ออกสารที่สงวนลิขสิทธิ์และสงวนสิขณธรรมสงวนไว้เพื่อใช้ประโยชน์ในการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งนี้ขอสงวนสิทธิ์ในดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $D^{(\ell)}$  คือค่าระดับของกฎฟัซซีหาได้จากการอนุมานฟัซซีในกลไกการอนุมานฟัซซีโดยใช้วิธีการอนุมานฟัซซีด้วยตัวดำเนินการผลคูณตามสมการที่ 2.18 ซึ่งจะได้ว่า

$$D^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot \mu_{B^{(\ell)}}(y) \quad \text{.....(3.2)}$$

ส่วนตัวคิฟัซซีฟายจะใช้ตัวคิฟัซซีฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลางตามสมการที่ 2.25 ดังนี้

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m \bar{y}^{(\ell)} \cdot f^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m f^{(\ell)}} \quad \text{.....(3.3)}$$

เมื่อ  $\hat{y}$  คือค่าเอาท์พุทที่ได้จากระบบฟัซซี และ  $f^{(\ell)}$  คือค่าระดับความสัมพันธ์ที่มากที่สุดระหว่างอินพุทและเอาท์พุทของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  ซึ่งกฎฟัซซีมีลักษณะเป็นประโยค “ถ้า-แล้ว” ตามสมการที่ 3.1 เพราะฉะนั้นค่าระดับความสัมพันธ์ที่มากที่สุดระหว่างอินพุทเอาท์พุทของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  หาได้โดย

$$\begin{aligned} f^{(\ell)} &= \max_y \left\{ \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}} \right) \cdot \mu_{B^{(\ell)}}(y) \cdot D^{(\ell)} \right\} \\ &= \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot D^{(\ell)} \cdot \max_y \{ \mu_{B^{(\ell)}}(y) \} \quad \text{.....(3.4)} \end{aligned}$$

เนื่องจาก  $\max_y \{ \mu_{B^{(\ell)}}(y) \} = \mu_{B^{(\ell)}}(\bar{y}^{(\ell)}) = 1$  เมื่อ  $\bar{y}^{(\ell)}$  ค่ากลางของฟัซซีเซตของเอาท์พุทของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  ดังนั้น

$$f^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot D^{(\ell)} \quad \text{.....(3.5)}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามแก้ไขที่ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้ และเพราะว่า  $\mu_{\bar{y}^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i)$  เพราะฉะนั้น

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m \bar{y}^{(\ell)} \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} D^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} D^{(\ell)}} \quad \text{.....(3.6)}$$

จากสมการที่ 3.6 สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบฟัซซีที่มีหลายอินพุตและหลายเอาต์พุตได้โดยแทน  $\mu_{\bar{y}^{(\ell)}}$  ด้วย  $\mu_{\bar{y}_j^{(\ell)}}$  เมื่อ  $\bar{y}_j^{(\ell)}$  คือฟัซซีเซตของเอาต์พุตตัวที่  $j$  ของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  ดังนี้

$$\hat{y}_j = \frac{\sum_{\ell=1}^m \bar{y}_j^{(\ell)} \mu_{\bar{y}_j^{(\ell)}} D^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m \mu_{\bar{y}_j^{(\ell)}} D^{(\ell)}} \quad \text{.....(3.7)}$$

เมื่อ  $\bar{y}_j^{(\ell)}$  คือค่ากลางของฟัซซีเซตของเอาต์พุตตัวที่  $j$  ของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$

### 3.2 ขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์

ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์จะทำการสร้างกฎฟัซซีขึ้นมา ซึ่งจากที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้นว่า กฎฟัซซีสามารถถูกสร้างขึ้นมาจากความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญและ/หรือ ข้อมูลเชิงตัวเลข ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้เลือกใช้อัลกอริทึมการสร้างกฎฟัซซีด้วยวิธีการเรียนรู้จากตัวอย่างของ Wang, L.-X. และ Mendel, J.M. [22, 23] เนื่องจากเป็นอัลกอริทึมที่สามารถนำเอาความรู้, ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญและข้อมูลเชิงตัวเลขมาใช้งานร่วมกันได้ และมีความเหมาะสมกับงานทุกๆ สาขา [23]

เพื่อให้ง่ายต่อความเข้าใจจะกำหนดให้ระบบฟัซซีนี้มีอินพุตจำนวน 2 อินพุต และมีเอาต์พุตจำนวน 1 เอาต์พุต ดังนั้นตัวอย่างของข้อมูลจะอยู่ในรูปของคู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต (input-output pair data) ดังนี้

$$(x_{1,1}, x_{2,1}; y_1), (x_{1,2}, x_{2,2}; y_2), (x_{1,3}, x_{2,3}; y_3), \dots \quad \text{.....(3.8)}$$

เอกสารนี้ เมื่อ  $x_{i,j}$  คืออินพุตตัวที่  $i$  ของคู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตที่  $j$  และ  $y_j$  คือเอาต์พุตของ การค้า  
ไม่ว่ากรณี คู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตที่  $j$  เนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การสร้างกฎฟัซซี “ถ้า-แล้ว” ตามสมการที่ 3.1 โดยใช้ค่าของกลุ่มลำดับข้อมูลอินพุท-เอาต์พุทตามสมการที่ 3.10 ในระบบฟัซซี  $f: (x_1, x_2) \rightarrow y$  มีอยู่ 5 ขั้นตอนคือ

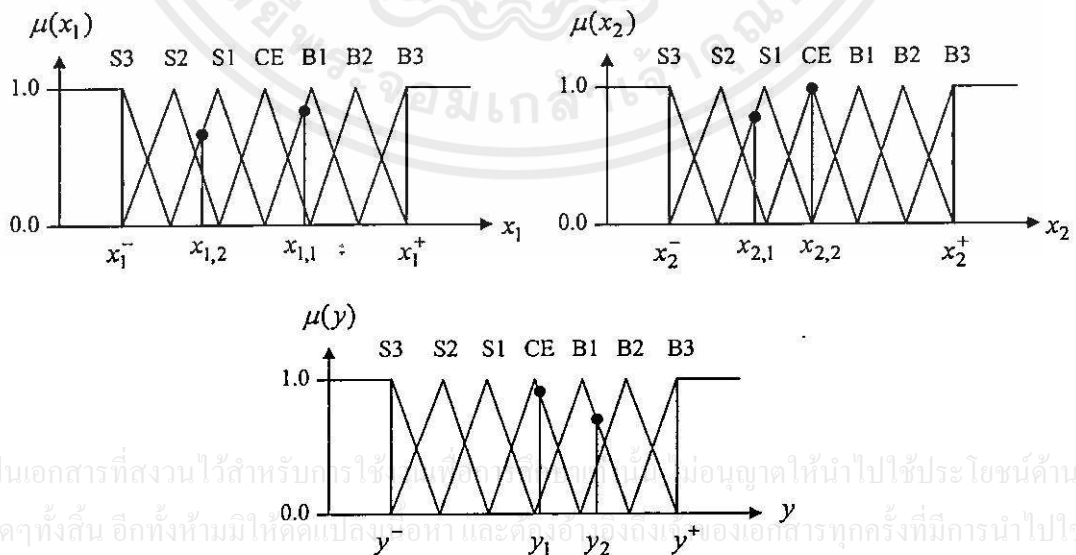
### 3.2.1 แปลงค่าอินพุทและเอาต์พุทให้เป็นค่าแบบฟัซซี

สมมติให้ค่าของ  $x_{i,j}$  และ  $y_j$  ส่วนใหญ่อยู่ในช่วงของโดเมน  $[x_1^-, x_1^+]$ ,  $[x_2^-, x_2^+]$  และ  $[y^-, y^+]$  ตามลำดับ จากนั้นแบ่งโดเมนออกเป็น  $2N+1$  เซต เมื่อ  $N=0,1,2,3,\dots$  โดยที่  $N$  และความกว้างของแต่ละเซตของแต่ละตัวแปรซึ่งจะเท่ากันหรือไม่ก็ได้ ส่วนฉลาก (label) ของแต่ละเซตกำหนดให้เป็น SN (Small N), ..., S1 (Small 1), CE (Center), B1 (Big 1), ..., BN (Big N) และฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของแต่ละเซตแสดงได้ดังรูปที่ 3.3

### 3.2.2 สร้างกฎฟัซซีจากกลุ่มลำดับข้อมูลอินพุท-เอาต์พุท

หาค่าระดับ (degree) ของข้อมูลอินพุทและเอาต์พุทแต่ละตัวในแต่ละเซต ยกตัวอย่างเช่น  $x_{1,1}$  จากรูปที่ 3.3 มีค่าระดับในเซต B1 เป็น 0.8, ค่าระดับในเซต B2 เป็น 0.2 และค่าระดับในเซตที่เหลือเป็น 0 ส่วน  $x_{2,1}$  มีค่าระดับในเซต CE เป็น 1 และค่าระดับในเซตที่เหลือเป็น 0 เป็นต้น จากนั้นกำหนดให้อินพุทและเอาต์พุทนั้นๆ อยู่ในเซตที่มีค่าระดับมากที่สุด ยกตัวอย่างเช่น  $x_{1,1}$  จะถูกกำหนดให้อยู่ในเซต B1 ส่วน  $x_{2,1}$  จะถูกกำหนดให้อยู่ในเซต CE เป็นต้น จากนั้นทำการสร้างกฎจากแต่ละกลุ่มลำดับอินพุท-เอาต์พุท ยกตัวอย่างเช่น

จาก  $(x_{1,1}, x_{2,1}; y_1)$  จะได้ว่า “กฎข้อที่ 1: ถ้า  $x_1$  เป็น B1 และ  $x_2$  เป็น S1 แล้ว  $y$  เป็น CE” (ค่าระดับที่มากที่สุดของ  $x_{1,1}$ ,  $x_{2,1}$  และ  $y_1$  คือ 0.8 ใน B1, 0.7 ใน S1 และ 0.9 ใน CE ตามลำดับ)



รูปที่ 3.3 แสดงการแบ่งเซตของกลุ่มลำดับของข้อมูลอินพุท-เอาต์พุทออกเป็นเซตย่อย

จาก  $(x_{2,1}, x_{2,2}; y_2)$  จะได้ว่า “กฎข้อที่ 2: ถ้า  $x_1$  เป็น S1 และ  $x_2$  เป็น CE แล้ว  $y$  เป็น B1” (ค่าระดับที่มากที่สุดของ  $x_{1,2}$ ,  $x_{2,2}$  และ  $y_2$  คือ 0.6 ใน S1, 1 ใน CE และ 0.7 ใน B1 ตามลำดับ) เป็นต้น

### 3.2.3 กำหนดค่าระดับของกฎฟuzzyแต่ละข้อ

เนื่องจากโดยปกติแล้วจะมีคู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตหลายคู่ที่ให้กฎฟuzzyข้อเดียวกันออกมา แต่ก็มีความเป็นไปได้สูงที่กฎฟuzzyเหล่านี้จะมีความขัดแย้งกัน กล่าวคือมีประโยค “ถ้า” เหมือนกันแต่ประโยค “แล้ว” ไม่เหมือนกัน เช่น ถ้า  $x_1$  เป็น S1 และ  $x_2$  เป็น CE แล้ว  $y$  เป็น B1 กับ ถ้า  $x_1$  เป็น S1 และ  $x_2$  เป็น CE แล้ว  $y$  เป็น S3 เป็นต้น วิธีการแก้ปัญหาคือให้หาค่าระดับของกฎฟuzzyแต่ละข้อที่ได้จากแต่ละคู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตแล้วเลือกใช้เฉพาะกฎฟuzzyข้อที่มีค่าระดับสูงที่สุด ค่าระดับของกฎฟuzzyหาได้จากการอนุมานฟuzzyด้วยตัวดำเนินการผลคูณตามสมการที่ 3.2

จากรูปที่ 3.3 กฎฟuzzyที่ได้ในแต่ละข้อคือ “ถ้า  $x_1$  เป็น  $A_1$  และ  $x_2$  เป็น  $A_2$  แล้ว  $y$  เป็น  $B$ ” ดังนั้นค่าระดับของกฎฟuzzyคือ

$$D = \mu_{A_1}(x_1) \cdot \mu_{A_2}(x_2) \cdot \mu_B(y) \quad \text{.....(3.9)}$$

ดังนั้นค่าระดับของกฎฟuzzyที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 จะหาได้ดังนี้

$$\begin{aligned} D^{(1)} &= \mu_{B1}(x_{1,1}) \cdot \mu_{S1}(x_{2,1}) \cdot \mu_{CE}(y_1) \\ &= (0.8) \cdot (0.7) \cdot (0.9) = 0.504 \quad \text{.....(3.10)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D^{(2)} &= \mu_{B1}(x_{1,2}) \cdot \mu_{CE}(x_{2,2}) \cdot \mu_{B1}(y_2) \\ &= (0.6) \cdot (1) \cdot (0.7) = 0.420 \quad \text{.....(3.11)} \end{aligned}$$

ในทางปฏิบัติแล้วในการหาค่าระดับของกฎฟuzzyนั้นจะต้องนำเอาค่าความน่าเชื่อถือ (degree of confidence) ของคู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตคูณเข้าไปด้วย ซึ่งที่ค่าความน่าเชื่อถือของคู่ลำดับข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตนี้จะถูกกำหนดขึ้นโดยผู้เชี่ยวชาญ หรืออาจกำหนดให้เป็นค่าคงที่เท่ากันทุกคู่ของข้อมูลก็ได้ ยกตัวอย่างเช่น กำหนดให้  $(x_{1,1}, x_{2,1}; y_1)$  มีค่าความน่าเชื่อถือเป็น  $c_1$  เพราะฉะนั้นค่าระดับของกฎข้อที่ 1 คือ

$$D^{(1)} = \mu_{B1}(x_{1,1}) \cdot \mu_{S1}(x_{2,1}) \cdot \mu_{CE}(y_1) \cdot c_1 \dots\dots\dots(3.12)$$

**3.2.4 สร้างฐานกฎฟuzzyรวม (combined fuzzy rule base)**

เป็นการนำเอากฎฟuzzyที่ได้จากขั้นตอนที่ 3 มาสร้างเป็นฐานกฎฟuzzyรวมหรือฟuzzyรีเลชัน ได้ดังรูป 3.4 จากนั้นกำหนดให้ค่าระดับของกฎฟuzzyแต่ละข้อมีค่าเป็น 1 หรือจะกำหนดให้เท่ากับค่าระดับของกฎฟuzzy  $D^{(i)}$  ที่คำนวณได้ก็ได้

**3.2.5 หาค่าเอาต์พุต**

การหาค่าเอาต์พุตสามารถทำได้โดยใช้ตัวดีฟuzzyฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลางจากสมการที่ 2.19 และจากการอนุมานผลคูณเชิงพีชคณิต ซึ่งสามารถพิสูจน์หาค่าเอาต์พุตได้ดังนี้ จากตัวดีฟuzzyฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลางตามสมการที่ 3.6

**3.3 ขั้นตอนการเรียนรู้แบบออนไลน์**

หลังจากได้ฟuzzyรีเลชันจากขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์มาแล้ว ระบบฟuzzyนี้จะถูกนำไปใช้งานโดยเพิ่มกลไกการเรียนรู้การปรับแต่งกฎฟuzzyเข้าไปดังรูปที่ 3.5 ซึ่งอธิบายขั้นตอนการทำงานได้ดังนี้ เมื่ออินพุต  $x$  เข้ามาในระบบอินพุตจะถูกนำไปใช้ใน 3 ส่วน ได้แก่

- 1) ระบบจริง (Modeled system) ซึ่งจะทำให้ได้ค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง  $y$  ออกมาตามกลไกของระบบจริงนั้นๆ

		$x_2$						
		S3	S2	S1	CE	B1	B2	B3
$x_1$	S3							
	S2							
	S1				B1			
	CE							
	B1			CE				
	B2							
	B3							

รูปที่ 3.4 แสดงฐานกฎฟuzzyรวมหรือฟuzzyรีเลชัน

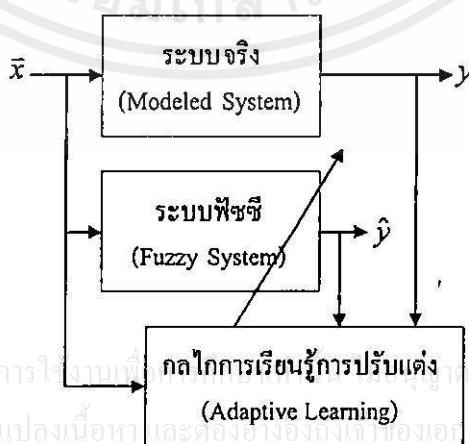
- 2) ระบบฟัซซี (Fuzzy system) ที่ได้จากขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ ซึ่งจะทำได้ค่าเอาต์พุต  $\hat{y}$  ออกมา
- 3) กลไกการเรียนรู้แบบปรับแต่ง (Adaptive learning) จะนำเอาค่าอินพุต  $\bar{x}$  กับค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง  $y$  และค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟัซซี  $\hat{y}$  มาใช้ปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องในระบบฟัซซีเพื่อให้ระบบฟัซซีสามารถให้ค่าเอาต์พุตออกมาได้เหมือนหรือใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงมากที่สุด ซึ่งกลไกการเรียนรู้การปรับแต่งกฎฟัซซีนี้จะใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งที่ได้ถูกนำเสนอในงานวิจัยนี้

### 3.4 อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสม

อัลกอริทึมนี้ประกอบด้วยเงื่อนไขในการปรับแต่ง 2 เงื่อนไขด้วยกัน เงื่อนไขแรกที่ใช้ในการปรับแต่งนี้จะเป็นการปรับแต่งค่า  $D^{(i)}$  ในฟัซซีรีเลชัน โดยใช้ค่าความผิดพลาดของระบบฟัซซีเป็นเกณฑ์ในการปรับแต่งเพื่อแก้ไขปัญหาการเปลี่ยนแปลงของค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองภายหลังจากการออกแบบระบบฟัซซี ซึ่งวิธีการที่ถูกนำมาใช้งานวิจัยนี้คือ วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนท โดยกำหนดให้ฟังก์ชันราคาเป็นนอร์มแบบ  $L_2$  คือ

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad \text{.....(3.13)}$$

เมื่อ  $y_i$  คือค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงจากระบบจริง และ  $\hat{y}_i$  คือค่าเอาต์พุตที่ได้มาจากระบบฟัซซี ดังนั้นเกรเดียนต์ของกฎข้อที่  $l$  ตามสมการที่ 2.28 คือ



รูปที่ 3.5 แสดงแผนภาพการทำงานของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี

$$\nabla^{(\ell)} = \frac{\partial E}{\partial D^{(\ell)}} \quad \dots\dots\dots(3.14)$$

จากกฎลูกโซ่ (chain rule) จะได้ว่า

$$\nabla^{(\ell)} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}} \cdot \frac{\partial \hat{y}}{\partial D^{(\ell)}} \quad \dots\dots\dots(3.15)$$

จากสมการที่ 3.6 และ 3.13 จะได้ว่า

$$\nabla^{(\ell)} = \frac{\mu_{\hat{y}^{(\ell)}} (\hat{y} - y) \left( \bar{y}^{(\ell)} \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} - \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} \bar{y}^{(\ell)} \right)}{\left( \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} \right)^2} \quad \dots\dots\dots(3.16)$$

เพราะฉะนั้นค่าระดับของกฎพีชชีใหม่ตามสมการที่ 2.29 จะได้เป็น

$$D_{\text{new}}^{(\ell)} = D_{\text{old}}^{(\ell)} - \eta \nabla^{(\ell)} \quad \dots\dots\dots(3.17)$$

เมื่อ  $D_{\text{old}}^{(\ell)}$ ,  $D_{\text{new}}^{(\ell)}$  คือค่าระดับของกฎพีชชีข้อที่  $\ell$  ที่ได้จากระบบพีชชีและที่ได้รับการปรับแต่งแล้วตามลำดับ และ  $\eta$  คืออัตราการเรียนรู้

ส่วนเงื่อนไขที่สองเป็นการปรับแต่งอัตราการเรียนรู้ของในแต่ละการปรับแต่งค่าระดับของกฎพีชชีในอัลกอริทึมแรกอย่างอิสระต่อกัน โดยใช้ค่าความแตกต่างระหว่างค่าพีชชีเรชันที่เกิดขึ้นจริง  $D_{\text{actual}}^{(\ell)}$  กับค่าพีชชีเรชันเดิมที่มีอยู่  $D_{\text{old}}^{(\ell)}$  เป็นเกณฑ์ในการปรับแต่ง ซึ่งค่า  $D_{\text{actual}}^{(\ell)}$  สามารถคำนวณได้โดยตรงจากข้อมูลอินพุต-เอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงในระหว่างการใช้งานด้วยสมการที่ 3.2 แต่ทั้งนี้ค่า  $D_{\text{actual}}^{(\ell)}$  ที่ได้นี้ไม่สามารถจะนำไปแทนที่  $D^{(\ell)}$  หรือ  $D_{\text{new}}^{(\ell)}$  ได้ทันทีเพราะจะเป็นการทำให้ระบบจำ (memorize) ข้อมูลชุดนั้นๆ แทนที่จะเป็นการทำให้ระบบเข้าใจ (generalize) ในข้อมูลชุดนั้นๆ ดังนั้นจึงนำเอาค่า  $D_{\text{actual}}^{(\ell)}$  ที่ได้ซึ่งเป็นสารสนเทศที่บ่งบอกว่าค่าพีชชีเรชันเดิมนั้นยังห่างจากค่าพีชชีเรชันที่เกิดขึ้นจริงอีกมากน้อยเท่าใด มาใช้ในสมการที่ 3.17 โดยออกแบบให้เป็นฟังก์ชันของ  $D_{\text{actual}}^{(\ell)}$  และ  $D_{\text{old}}^{(\ell)}$  เพื่อนำไปใช้ในการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ของการปรับแต่งกฎพีชชีในแต่ละข้อดังนี้

$$\eta^{(t)} = \begin{cases} k_1 |D_{\text{actual}}^{(t)} - D_{\text{old}}^{(t)}| & \text{เมื่อ } D_{\text{actual}}^{(t)} > 0 \text{ และ } |D_{\text{actual}}^{(t)} - D_{\text{old}}^{(t)}| > \delta \text{ และ } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 & \text{เมื่อกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (3.18)$$

เมื่อ  $\bar{E}_p$  เป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (moving average) อันดับที่  $p$  ของค่า  $E$  โดยที่  $p=1,2,3,\dots$  และ  $k_1, k_2, \delta, \varepsilon$  เป็นค่าคงที่ที่เหมาะสม โดยที่ค่า  $k_1$  และ  $k_2$  คือค่าอัตราการเรียนรู้ที่ใช้ในกรณีที่ต้องการให้มีความเร็วในการปรับแต่งสูงและต่ำตามลำดับ ซึ่งโดยปกติแล้วค่า  $k_1$  จะถูกใช้ในกรณีที่ค่าระยะทาง (distance) ระหว่างฟังก์ชันที่สร้างขึ้นจริง  $D_{\text{actual}}$  กับฟังก์ชันที่มีอยู่เดิม  $D_{\text{old}}$  ซึ่งในงานวิจัยนี้เรียกว่า ระยะทางการเรียนรู้ (learning distance) มีค่ามากกว่าค่าขึ้นพื้น (threshold)  $\delta$  และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่  $p$  ของฟังก์ชันราคามีค่ามากกว่าค่าขึ้นพื้น  $\varepsilon$  เหตุผลที่ต้องมีค่าขึ้นพื้นทั้งสองนี้เพราะ

1) ในกรณีที่ระยะทางการเรียนรู้มีค่าน้อยซึ่งหมายความว่ากฎฟิซซีซ็อนนั้นๆ ใกล้เคียงกับความเป็นจริงแล้ว ไม่จำเป็นต้องใช้ความเร็วในการปรับแต่งที่สูงอีกเพราะอาจทำให้เกิดการกระโดดข้ามจุดที่ดีที่สุดไปได้ ซึ่งเมื่อนำค่าระยะทางการเรียนรู้ไปคูณกับค่าคงที่  $k_1$  แล้วจะทำให้ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ได้มีค่าน้อยเกินไป (อาจเข้าใกล้ศูนย์) ไม่สามารถช่วยให้ระบบเกิดการเรียนรู้ได้ จึงจำเป็นต้องมีค่าขึ้นพื้น  $\delta$  เพื่อให้ระบบเปลี่ยนไปใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ได้จากค่าคงที่  $k_2$  ซึ่งจะเป็นการปรับแต่งในรายละเอียดแทน

2) ในกรณีที่ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่  $p$  (เมื่อ  $p$  เป็นค่าคงที่ที่เหมาะสม) ของฟังก์ชันราคามีค่าน้อย แสดงว่าระบบสามารถให้ค่าเอาท์พุทได้ใกล้เคียงกับค่าเอาท์พุทที่เกิดขึ้นจริงแล้ว ถึงแม้ว่าระยะทางการเรียนรู้ของกฎฟิซซีซ็อนบางข้ออาจจะยังมีค่ามากกว่าค่าขึ้นพื้น  $\delta$  อยู่ก็ตาม ระบบจึงควรที่จะค่อยๆ ถูกปรับแต่งในรายละเอียดโดยใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ได้จากค่าคงที่  $k_2$  มากกว่าการใช้การปรับแต่งที่รุนแรงด้วยค่าอัตราการเรียนรู้ที่ได้จากผลคูณระหว่างค่าคงที่  $k_1$  กับค่าระยะทางการเรียนรู้ ทั้งนี้เพื่อป้องกันไม่ไห้ระบบเกิดการปรับแต่งที่รุนแรงจนอาจทำให้เกิดการกระโดดข้ามจุดที่ดีที่สุดไปได้และเป็นการป้องกันค่ารบกวน (noise) ที่อาจเกิดขึ้นได้ด้วย ดังนั้นจึงได้เพิ่มเงื่อนไขของค่าขึ้นพื้น  $\varepsilon$  ลงไปด้วย

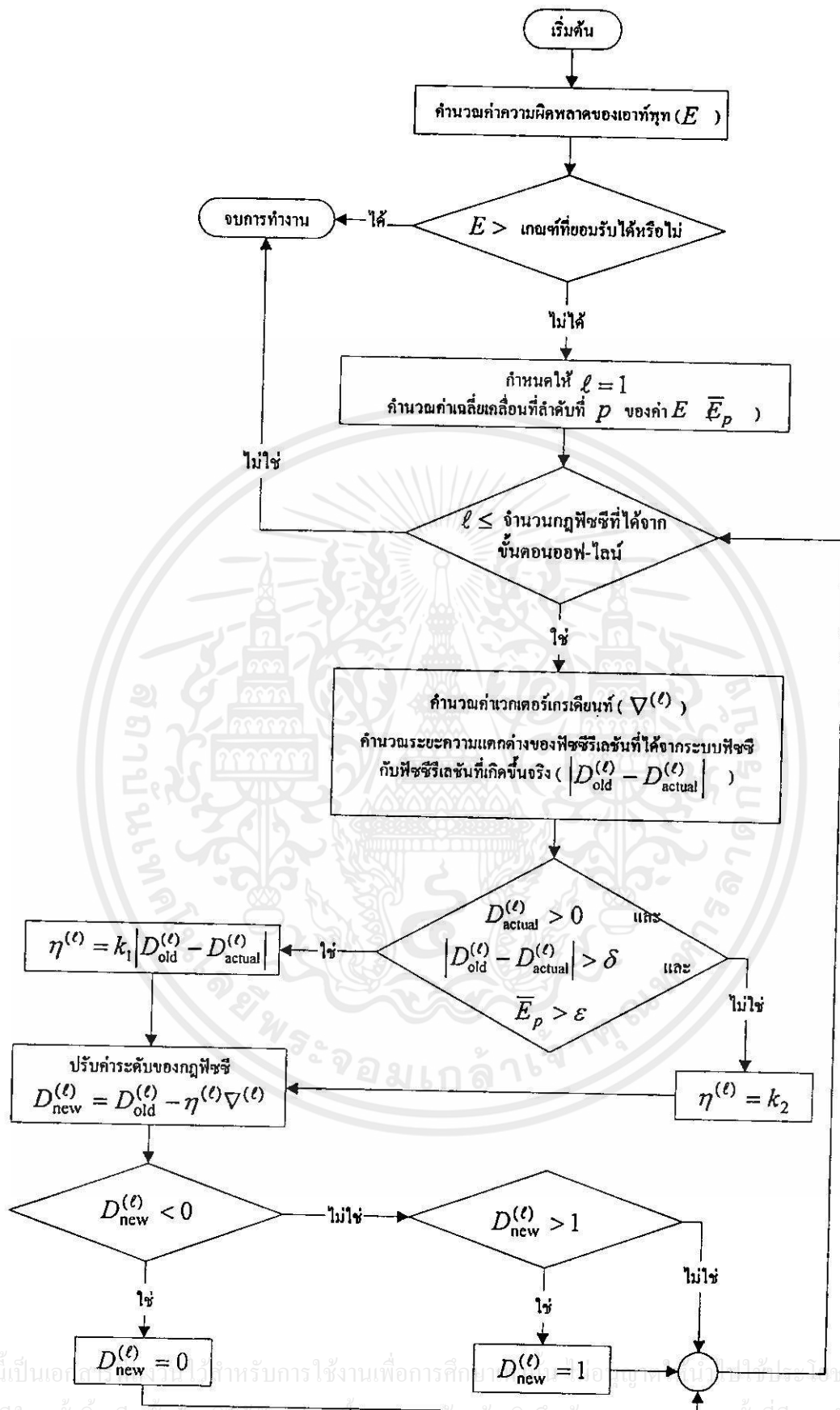
จากอัลกอริทึมที่กล่าวมาทั้งหมดในข้างต้นนั้น เราเขียนเป็นโฟลว์ชาร์ต (flowchart) ได้ดังรูปที่ 3.6 และสรุปสมการที่ใช้ได้ดังนี้

ค่าระดับของกฎฟิซซีใหม่จากอัลกอริทึมแรกคือ

$$D_{\text{new}}^{(t)} = D_{\text{old}}^{(t)} - \eta \nabla^{(t)} \quad (3.19)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และ  $\nabla^{(t)}$  คือ



รูปที่ 3.6 แสดงโฟลว์ชาร์ตของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซี่แบบออนไลน์และใช้เงื่อนไขผสม

$$\nabla^{(\ell)} = \frac{\mu_{\bar{y}^{(\ell)}} (\hat{y} - y) \left( \bar{y}^{(\ell)} \sum_{t=1}^m D^{(\ell)} \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} - \sum_{t=1}^m D^{(\ell)} \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} \bar{y}^{(\ell)} \right)}{\left( \sum_{t=1}^m D^{(\ell)} \mu_{\bar{y}^{(\ell)}} \right)^2} \dots\dots\dots(3.20)$$

เมื่อ  $\eta^{(\ell)}$  คือ

$$\eta^{(\ell)} = \begin{cases} k_1 |D_{\text{actual}}^{(\ell)} - D_{\text{old}}^{(\ell)}| & \text{เมื่อ } D_{\text{actual}}^{(\ell)} > 0 \text{ และ } |D_{\text{actual}}^{(\ell)} - D_{\text{old}}^{(\ell)}| > \delta \text{ และ } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 & \text{เมื่อกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (3.21)$$

อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้เป็นอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งเพื่อใช้ในการจำลองระบบ ซึ่งประกอบด้วยอัลกอริทึมย่อยๆ 2 อัลกอริทึมด้วยกัน อัลกอริทึมแรกเป็นการปรับแต่งกฎฟัซซีโดยใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเป็นเกณฑ์ในการปรับแต่งด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพื่อแก้ไขปัญหาที่เกิดการที่สภาพการณ์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการใช้งานมีการเปลี่ยนแปลงไปจากสภาพการณ์ในระหว่างการออกแบบระบบฟัซซี ส่วนอัลกอริทึมที่สองเป็นการปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ของการปรับแต่งกฎฟัซซีในแต่ละข้ออย่างอิสระต่อกันด้วยเงื่อนไขตามสมการที่ 3.21 เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในด้านความเร็วในการเรียนรู้และในด้านความแม่นยำของระบบ

ในบทถัดไปจะเป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และในด้านความแม่นยำของระบบระหว่างอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้กับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบเดิมที่ใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่งซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การทดลองและผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงการทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และด้านความแม่นยำของระบบระหว่างอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งตามที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 3 กับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้ค่าความผิดพลาดของเอาท์พุทเพียงอย่างเดียวเป็นเกณฑ์ในการปรับแต่งด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์ โดยนำเอาอัลกอริทึมทั้งสองมาพัฒนาเป็นโปรแกรมด้วยซอฟต์แวร์ MATLAB และให้ที่มีส่วนติดต่อผู้ใช้ (interface) เป็นแบบกราฟฟิก หรือที่เรียกว่า GUI (graphical user interfaces) (ดูวิธีการใช้โปรแกรมได้ในภาคผนวก) เพื่อให้สะดวกและง่ายต่อการทำการทดลอง, ศึกษาค้นคว้า และพัฒนาต่อไป

ในงานวิจัยนี้จะการทดลองการจำลองระบบดังต่อไปนี้

- 1) การจำลองระบบเชิงเส้น  $y = 3x$
- 2) การจำลองอนุกรมเวลาแวนเดโพล (Van De Pol Time-Series Modeling)
- 3) การจำลองอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส (Mackey-Glass Time-Series Modeling)
- 4) การจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยวลูกตุ้ม (Inverted Pendulum Controller Modeling)

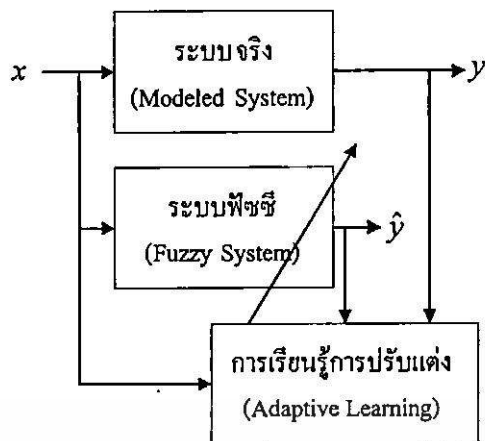
โดยการควบคุมแบบการจำลองระบบจากภายใน (Internal model control : IMC)

### 4.1 การจำลองระบบเชิงเส้น $y = 3x$

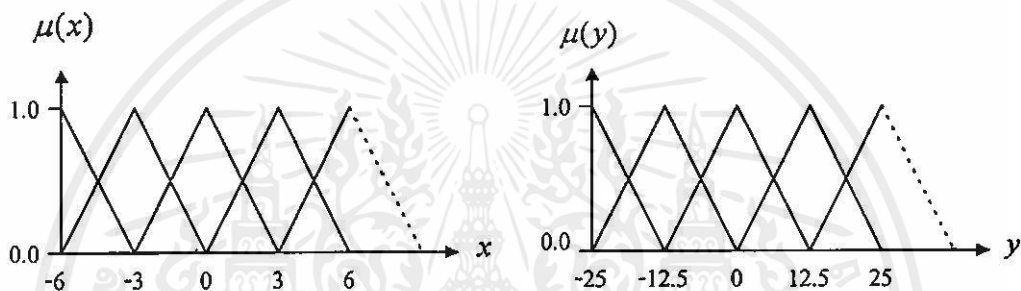
การทดลองนี้แสดงแผนภาพการทำงานของอัลกอริทึมได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.1 โดยฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองนี้จะป็นฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมจำนวน 5 เซต ดังรูปที่ 4.2 ส่วนข้อมูลอินพุทจะกำหนดให้ ข้อมูลอินพุทที่ 1 ถึงข้อมูลอินพุทที่ 70 เป็นคลื่นสี่เหลี่ยม (square wave) และข้อมูลอินพุทที่ 71 ถึงข้อมูลอินพุทที่ 200 เป็นคลื่นไซน์ ดังรูปที่ 4.3

ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์จะสร้างฟuzzyรีเลชันชันขึ้นโดยใช้ข้อมูลเชิงตัวเลขที่ได้จากระบบ  $y = 2x$  แล้วนำไปทดลองกับระบบ  $y = 3x$  เพื่อสังเกตดูประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำของระบบระหว่างอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียว

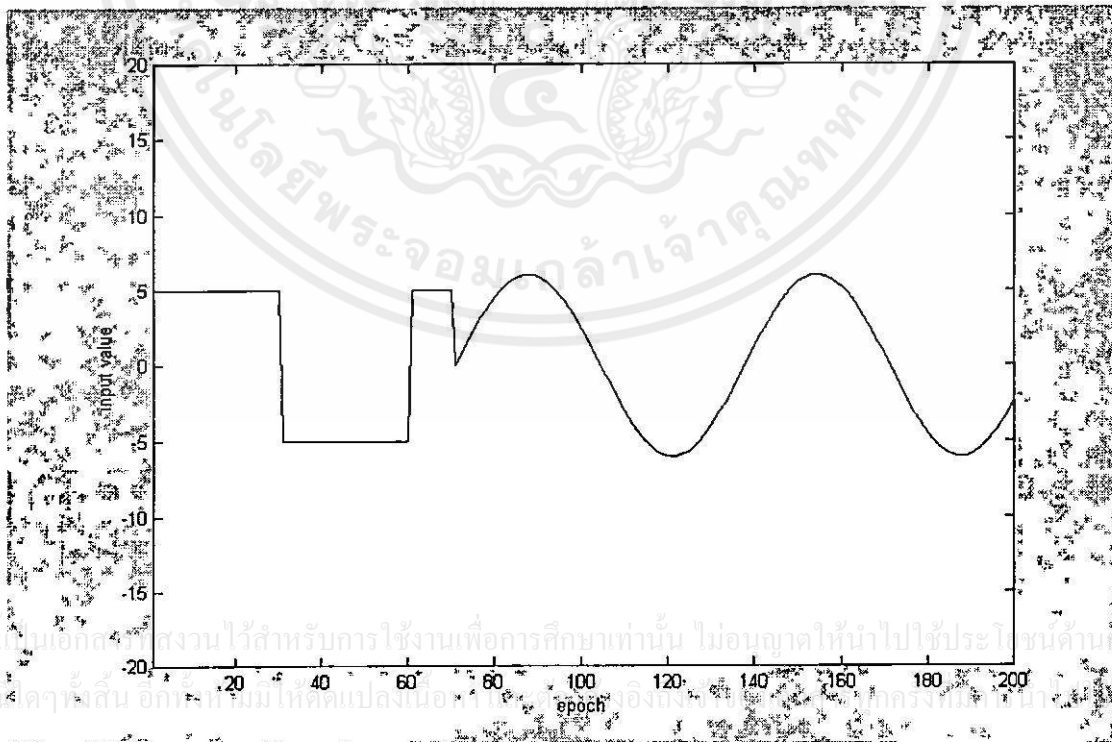
ผลการทดลองที่ได้ แสดงไว้ในรูปที่ 4.4 ซึ่งจากการทดลอง ค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของความผิดพลาดของเอาท์พุท (MAD) ที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้



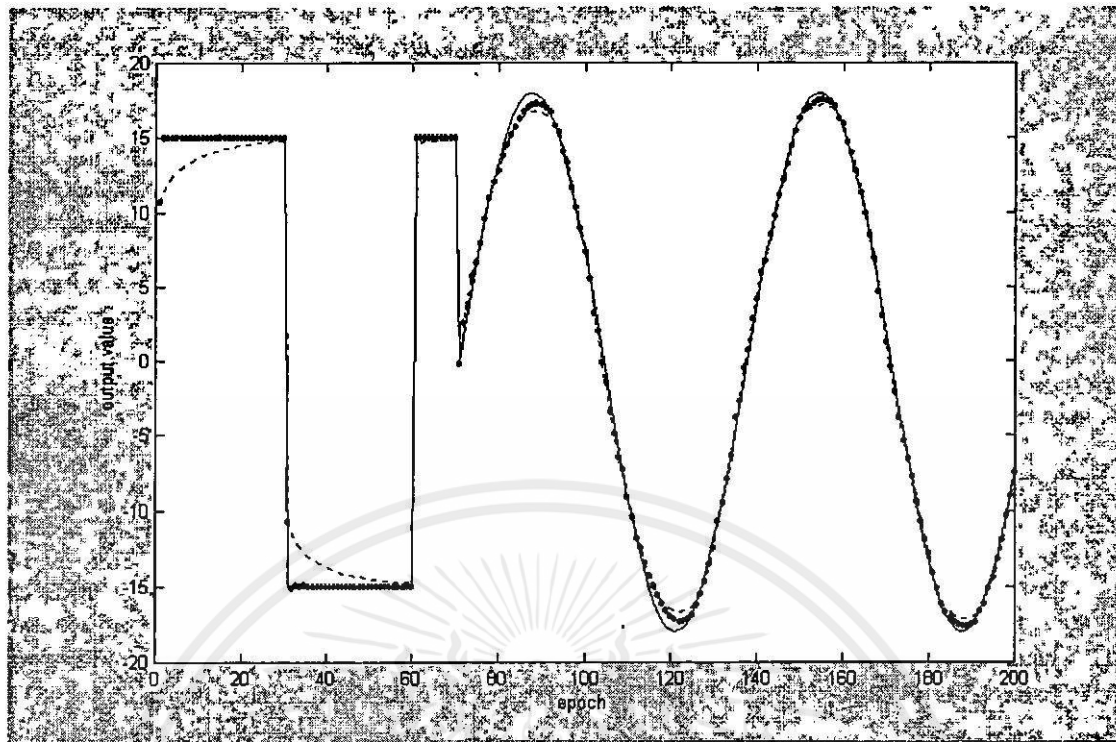
รูปที่ 4.1 แสดงแผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองการจำลองระบบเชิงเส้น  $y = 3x$



รูปที่ 4.2 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของอินพุตและเอาต์พุตที่ใช้ในการทดลองการจำลองระบบเชิงเส้น  $y = 3x$



รูปที่ 4.3 แสดงข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการทดลองการจำลองระบบเชิงเส้น  $y = 3x$



รูปที่ 4.4 แสดงค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทดลองการจำลองระบบเชิงเส้น  $y = 3x$  โดยค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงจะแสดงด้วยเส้นทึบ (—), ค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมจะแสดงด้วยจุดไข่ปลา (...) และค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียวจะแสดงด้วยเส้นประ (---)

เงื่อนไขผสมมีค่าเท่ากับ 0.3145 ในขณะที่ค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 0.7332 ซึ่งจะเห็นได้จากผลการทดลองว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียว

## 4.2 การจำลองอนุกรมเวลาวานเดโพล (Van De Pol Time-Series Modeling)

อนุกรมเวลาวานเดโพลมีสมการดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้า  $\ddot{y} + 2a(y^2 - 1)\dot{y} + by = c(t)$  (4.1)

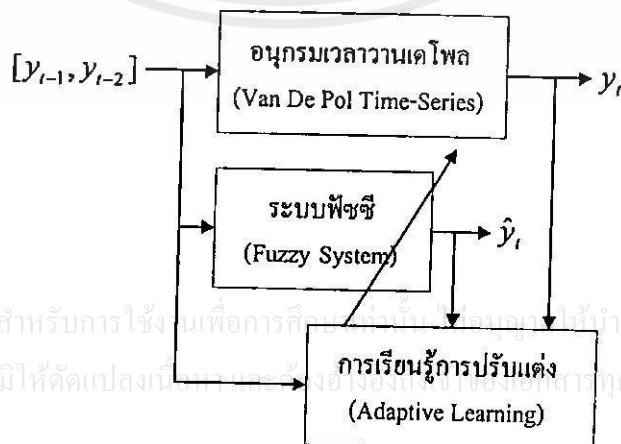
เมื่อ  $a, b$  เป็นค่าคงที่ และ  $c(t)$  เป็นฟังก์ชันของเวลา  $t$  ใดๆ ซึ่งจากสมการที่ 4.1 นี้สามารถแปลงให้เป็นแบบจำลองแบบไม่ต่อเนื่อง (discrete model) ได้ดังนี้

$$\left[ \frac{2aTy_i^2 - 2aTy_i y_{i-1} + bT^2 - 2aT + 1}{T^2} \right] y_i + \left[ \frac{2(aT - 1)}{T^2} \right] y_{i-1} + \left[ \frac{1}{T^2} \right] y_{i-2} = c(t) \dots (4.2)$$

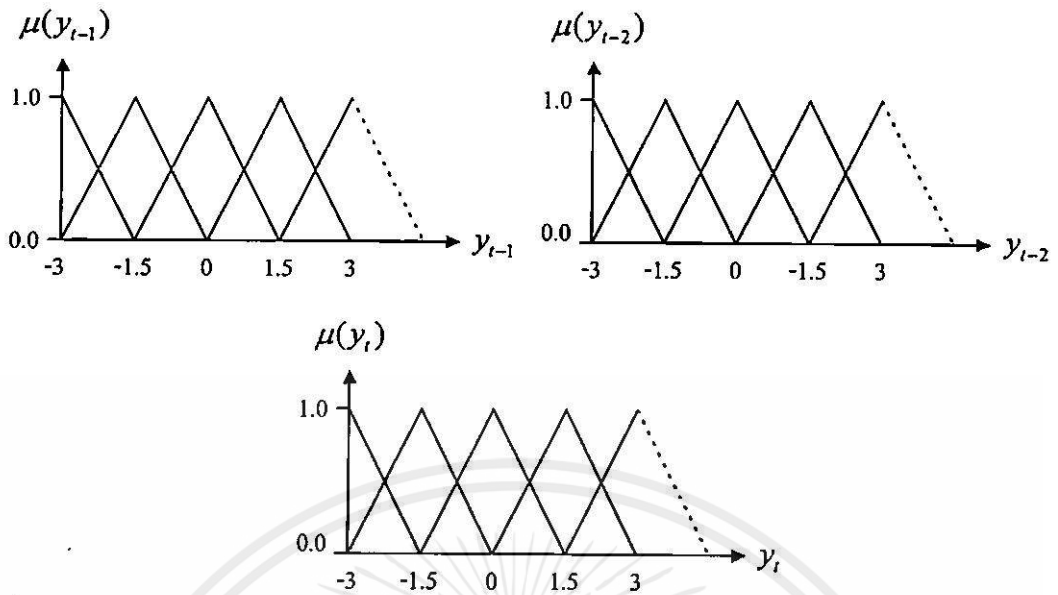
แผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองนี้แสดงไว้ในรูปที่ 4.5 โดยฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองนี้จะเป็ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมจำนวน 5 เซต ดังรูปที่ 4.6 และข้อมูลอินพุตที่ใช้ในระบบฟัซซีคือ  $y_{i-1}$  และ  $y_{i-2}$

ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์จะสร้างฟัซซีรีเลชันโดยใช้ข้อมูลเชิงตัวเลขที่ได้จากอนุกรมเวลาวานเดโพลที่มีค่า  $a = 3, b = 2$  และ  $c(t) = 0$  แล้วนำไปทดลองในระบบอนุกรมเวลาวานเดโพลที่มีค่า  $a = 1, b = 1$  และ  $c(t)$  เป็นฟังก์ชันดังรูปที่ 4.7 เพื่อสังเกตประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำของระบบระหว่างอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพียงอย่างเดียว

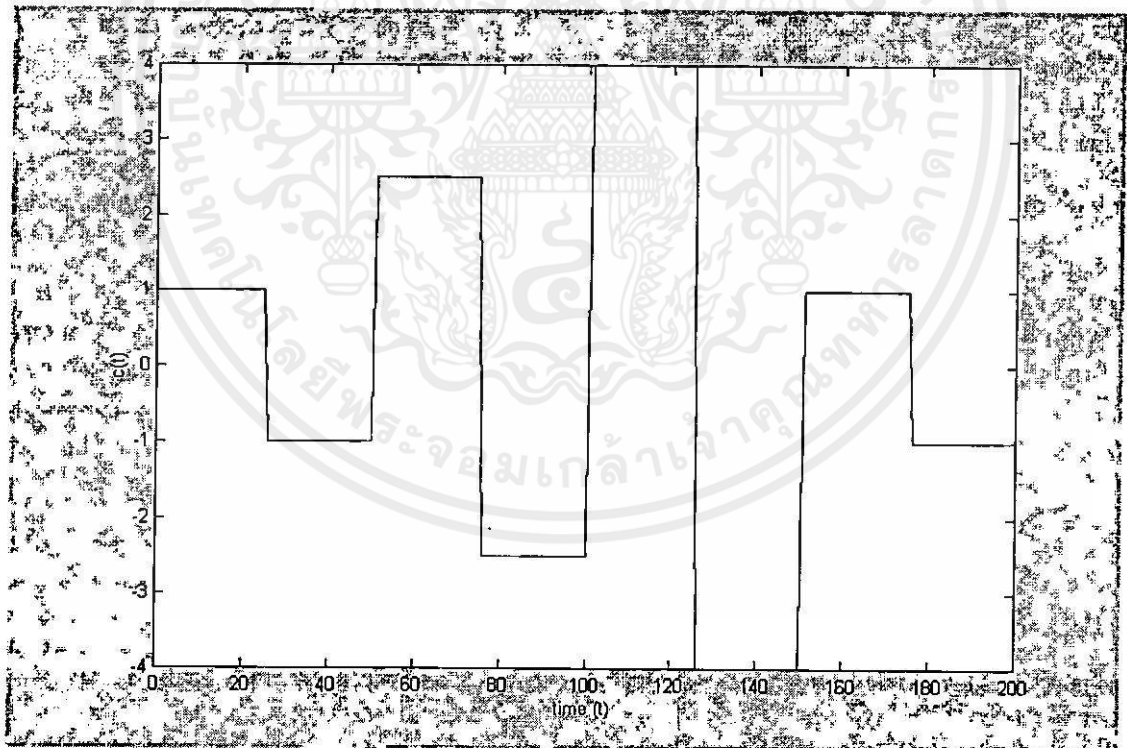
ผลการทดลองที่ได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.8 โดยค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมมีค่าเท่ากับ 0.2052 ในขณะที่ค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 0.2725 ซึ่งจะเห็นได้จากผลการทดลองว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพียงอย่างเดียว



รูปที่ 4.5 แสดงแผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาวานเดโพล

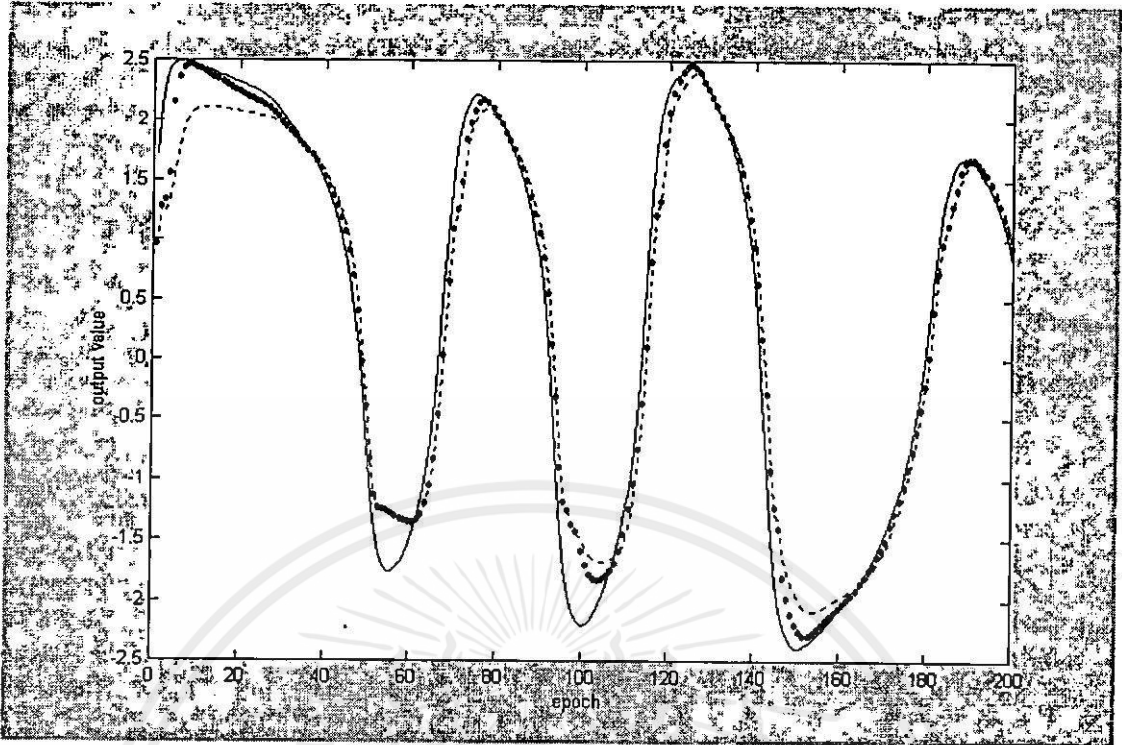


รูปที่ 4.6 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาแวนเดโพล



รูปที่ 4.7 แสดงค่าของฟังก์ชัน  $c(t)$  ที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาแวนเดโพล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.8 แสดงค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาแวนเดอโพล โดยค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงจะแสดงด้วยเส้นทึบ (—), ค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิชชี่แบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมจะแสดงด้วยจุดไข่ปลา (...) และค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิชชี่ที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพียงอย่างเดียวจะแสดงด้วยเส้นประ (---)

4.3 การจำลองอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส (Mackey-Glass Time-Series Modeling)

อนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาสมีสมการดังนี้

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{ax(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - bx(t) \tag{4.3}$$

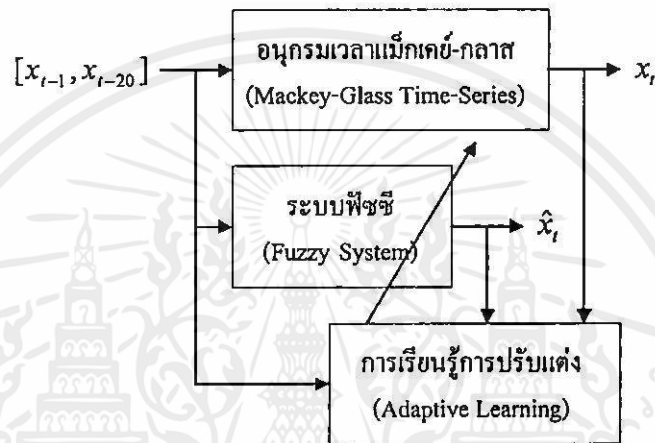
เมื่อ  $\tau > 17$  และ  $a, b$  เป็นค่าคงที่ ซึ่งจากสมการที่ 4.3 นี้สามารถแปลงให้อยู่ในรูปแบบไม่ต่อเนื่องได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

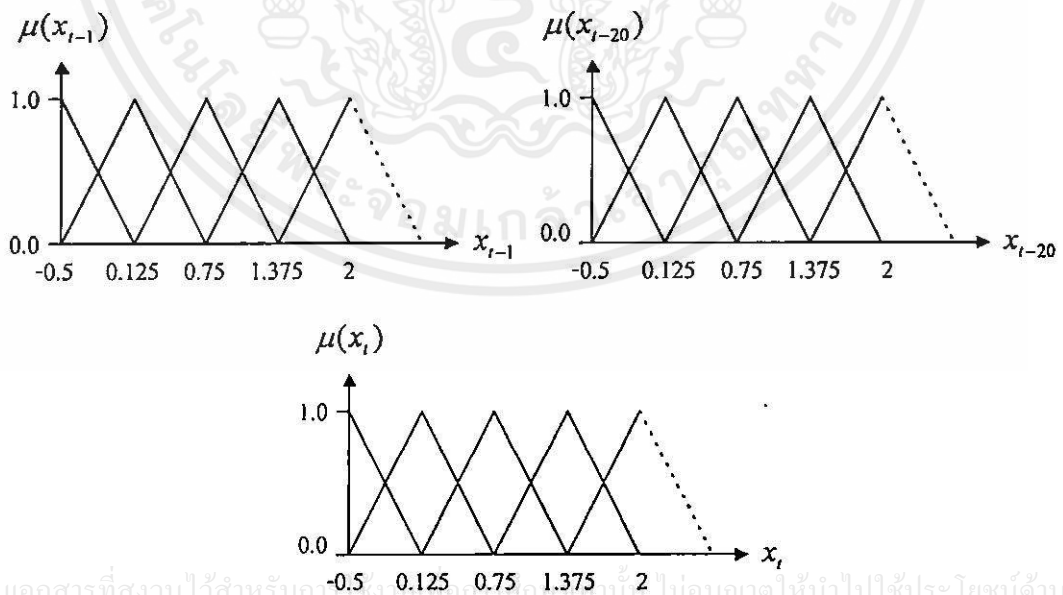
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้ง  $(bT + 1)(x_{t-r}^{10} + 1)x_t - \left(\frac{x_{t-r}^{10} + 1}{T}\right)x_{t-1} - ax_{t-r} = 0$  .....ครั้งที่มีการนำ (4.4)

แผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองนี้แสดงไว้ในรูปที่ 4.9 โดยฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองนี้จะเป็นฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมจำนวน 5 เซต ดังรูปที่ 4.10 และข้อมูลอินพุตที่ใช้ในระบบฟัซซีคือ  $x_{t-1}$  และ  $x_{t-20}$  เมื่อ  $t = 20$

ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์จะสร้างฟัซซีรีเลชันโดยใช้ข้อมูลเชิงตัวเลขที่ได้จากอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาสที่มีค่า  $a = 0.8$  และ  $b = 0.2$  แล้วนำไปทดลองในระบบอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาสที่มีค่า  $a = 0.2$  และ  $b = 0.1$  เพื่อสังเกตประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้



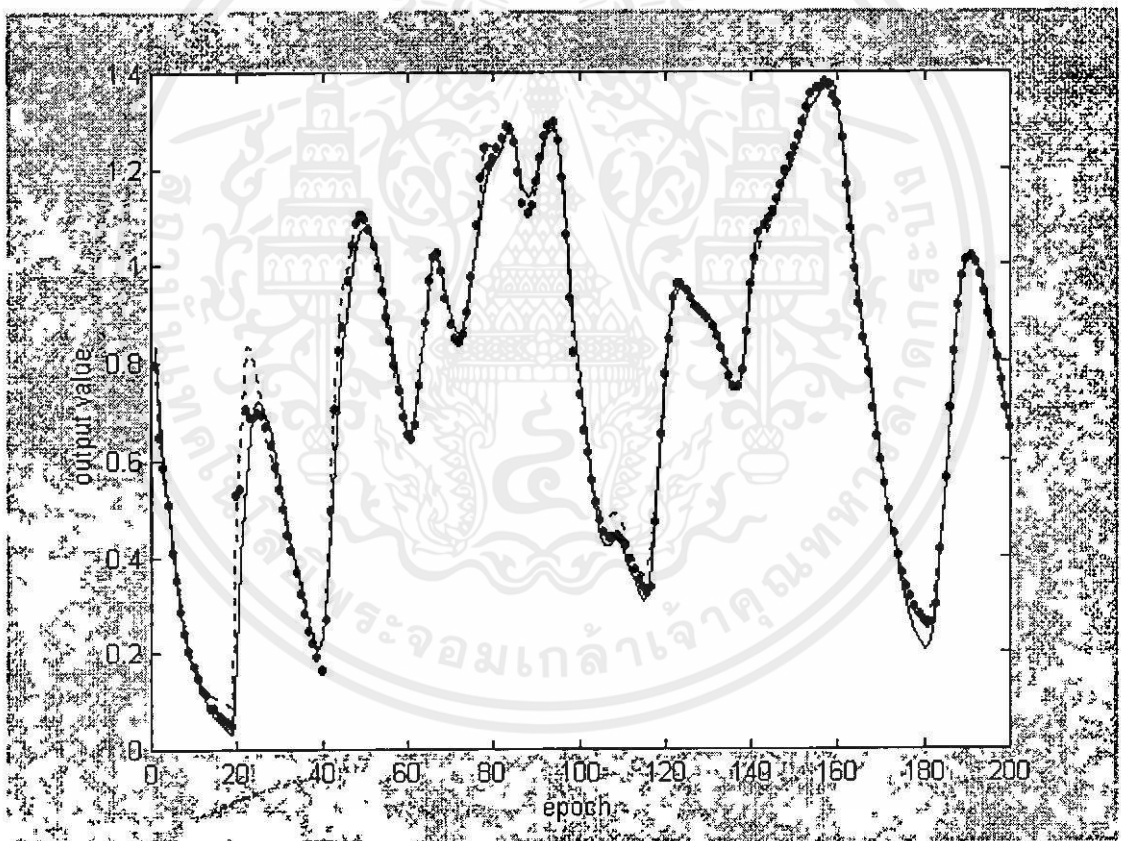
รูปที่ 4.9 แสดงแผนภาพการทำงานของระบบที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส



รูปที่ 4.10 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส

และความแม่นยำของระบบระหว่างอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนต์เพียงอย่างเดียว

ผลการทดลองที่ได้ แสดงไว้ในรูปที่ 4.11 โดยค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาด (MAO) ของเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมมีค่าเท่ากับ 0.0206 ในขณะที่ค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนต์เพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 0.0297 ซึ่งจะเห็นได้จากผลการทดลองว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนต์เพียงอย่างเดียว



รูปที่ 4.11 แสดงค่าเอาต์พุตที่ได้จากการทดลองการจำลองอนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส โดยค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงจะแสดงด้วยเส้นทึบ (—), ค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมจะแสดงด้วยจุดไข่ปลา (...) และค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนต์เพียงอย่างเดียวจะแสดงด้วยเส้นประ (---)

## 4.4 การจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้มโดยการควบคุมแบบการจำลองระบบจากภายใน (Inverted Pendulum Controller Modeling for IMC)

### 4.4.1 การควบคุมแบบ IMC

การควบคุมแบบ IMC เป็นวิธีการมาตรฐานที่ใช้ในการออกแบบระบบควบคุมซึ่งถูกนำเสนอเป็นบทความโดย Garcia, C.E. [6] ซึ่งโครงสร้างการทำงานที่ใช้ในงานวิจัยนี้แสดงได้ดังรูปที่ 4.12 เมื่อ  $r_t$  คือค่าสัญญาณอ้างอิง (reference signal),  $v_t$  คือเอาต์พุตที่ได้จากฟิลเตอร์ (filter),  $u_t$  คือเอาต์พุตที่ได้จากตัวควบคุม (controller),  $y_t$  คือเอาต์พุตที่ได้จากอุปกรณ์ทดลอง (plant),  $d_t$  คือค่ารบกวน (disturbance) ซึ่งคำนวณได้จากค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตที่เกิดขึ้น ดังนี้

$$d_{t+1} = y_t - v_t \quad \text{.....(4.5)}$$

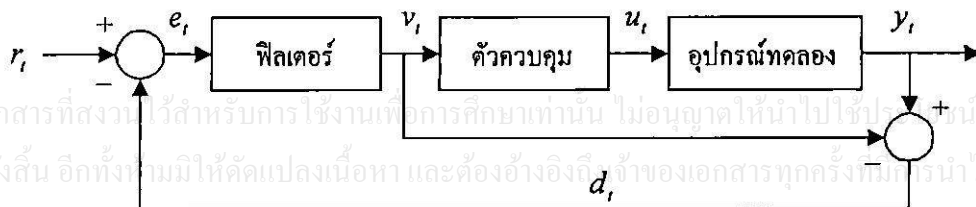
และ  $\bar{e}$  คือค่าสัญญาณเข้าหลังจากหักล้างค่ารบกวนไปแล้ว คำนวณได้ดังนี้

$$e_{t+1} = r_{t+1} - d_{t+1} \quad \text{.....(4.6)}$$

จุดประสงค์ของการควบคุมแบบ IMC นี้คือ การทำให้เอาต์พุต  $y_t$  มีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณอ้างอิง  $r_t$  มากที่สุด โดยใช้ความสัมพันธ์ดังนี้

$$y_t = F(r_t) + (I - F)(d_t) \quad \text{.....(4.7)}$$

เมื่อ  $F$  คือตัวดำเนินการฟิลเตอร์ และ  $I$  คือตัวดำเนินการเอกลักษณ์ (identity operator) ซึ่งค่าเอาต์พุต  $y_t$  จะมีค่าเท่ากับสัญญาณอ้างอิง  $r_t$  ก็ต่อเมื่อตัวดำเนินการฟิลเตอร์  $F$  มีค่าเท่ากับตัวดำเนินการเอกลักษณ์  $I$  สาเหตุที่ต้องมีฟิลเตอร์  $F$  เพราะ ในทางปฏิบัติแล้วจะไม่สามารถทำให้ค่าเอาต์พุตที่ได้



รูปที่ 4.12 แสดงโครงสร้างของการควบคุมแบบ IMC ที่ใช้ในงานวิจัยนี้

เกิดการเปลี่ยนแปลงไปที่ละมากๆ อย่างทันทีทันใดได้ ดังนั้นฟิลเตอร์  $F$  จะทำหน้าที่เป็นตัวกำหนดรูปแบบของการเคลื่อนที่จากจุดหนึ่งไปยังจุดที่ต้องการ และจะค่อยๆ ช่วยลดค่ารบกวน  $d_i$  ให้น้อยลงเรื่อยๆ จนทำให้มีคุณสมบัติเหมือนกับตัวดำเนินการเอกลักษณ์  $I$  ในที่สุด ซึ่งฟิลเตอร์ที่ใช้มีสมการทั่วไปดังนี้

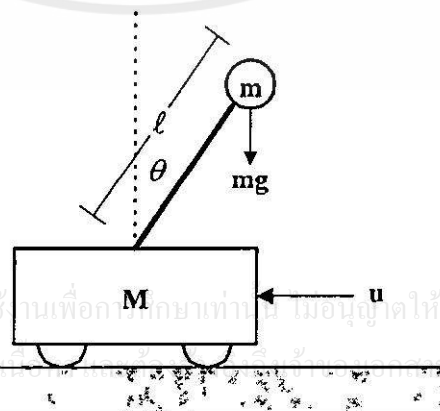
$$F : F_j(s) = \frac{b_{0,j}}{s^n + b_{n-1,j}s^{n-1} + b_{n-2,j}s^{n-2} + \dots + b_{0,j}} = \frac{V_j(s)}{E_j(s)} \quad \text{.....(4.8)}$$

เมื่อ  $b_{i,j}$  คือค่าคงที่ใดๆ ,  $j=1,2,3,\dots,m$  และ  $m$  คือจำนวนเอาต์พุตของฟิลเตอร์ ส่วนรายละเอียดเพิ่มเติมดูได้ใน [11]

#### 4.4.2 การทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้มโดยการควบคุมแบบ IMC ระบบการเลี้ยงลูกตุ้มแสดงเป็นแผนภาพได้ดังรูปที่ 4.13 และมีสมการดังนี้

$$\ddot{\theta} = \frac{-m\ell \sin(\theta) \cos(\theta) \dot{\theta}^2 + (m+M)g \sin(\theta) - u \cos(\theta)}{\ell [M + m \sin^2(\theta)]} \quad \text{.....(4.9)}$$

เมื่อ  $M, m$  คือมวลของรถและลูกตุ้มตามลำดับ มีหน่วยเป็นกิโลกรัม,  $\ell$  คือความยาวของกาน มีหน่วยเป็นเมตร และสมมติว่ากานมีมวลน้อยมาก,  $g$  คือแรงโน้มถ่วงของโลก มีหน่วยเป็นเมตรต่อวินาทียกกำลังสอง,  $\theta$  คือมุมของกานที่ทำกับเส้นตั้งฉากตามเข็มนาฬิกา มีหน่วยเป็นเรเดียน และ  $u$  คือแรงที่กระทำกับรถ มีหน่วยเป็นนิวตัน



รูปที่ 4.13 แสดงระบบการเลี้ยงลูกตุ้ม

จากสมการที่ 4.9 สามารถนำมาแปลงเป็นสมการแบบไม่ต่อเนื่องแล้วหาอินเวอร์สบริสุทธี (pure inverse) เพื่อนำมาใช้ทำการทดลองได้ดังนี้

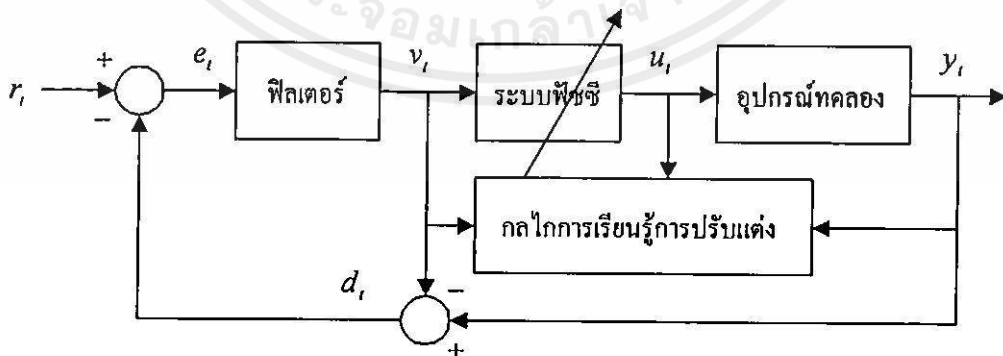
$$u = 2(M + m)g \tan(\theta_1) - \frac{2(M + m)l \cos(\theta_1)(\theta_1 - 2\theta_{t-1} + \theta_{t-2})}{(\Delta t)^2} + \frac{(2M + m)l \sin(\theta_1)(\theta_1 - \theta_{t-1})}{\Delta t} \dots\dots\dots(4.10)$$

ส่วน โครงสร้างของระบบที่ใช้ทำการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้ม โดยการควบคุมแบบ IMC ในงานวิจัยนี้ แสดงเป็นแผนภาพได้ดังรูปที่ 4.14

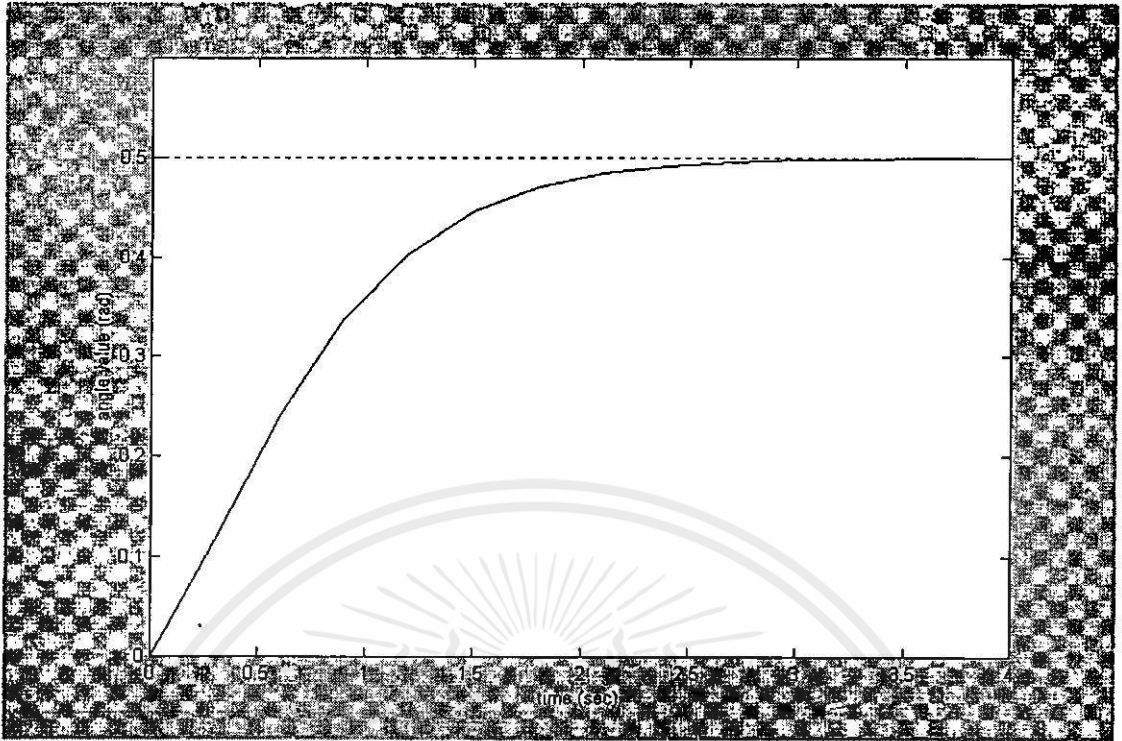
จากรูปที่ 4.14 ระบบพีซซีจะถูกนำมาใช้เพื่อทำการจำลองตัวควบคุม โดยจะทำการปรับแต่ง เพื่อให้ค่าเอาท์พุท  $y_t$  ที่ได้มีค่าใกล้เคียงกับค่าสัญญาณอ้างอิง  $r_t$  มากที่สุด เมื่อ  $r_t$  คือมุมระหว่างคาน กับเส้นตั้งฉากที่ต้องการให้เกิดขึ้น,  $y_t$  คือมุมที่ได้จากอุปกรณ์ทดลอง (plant) ซึ่งในการทดลองได้ จำลองอุปกรณ์ทดลองด้วยสมการอินเวอร์สบริสุทธีของตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้มตามสมการที่ 4.10 และ  $v_t$  คือมุมที่ได้หลังจากผ่านฟิลเตอร์แล้ว ซึ่งฟิลเตอร์ที่ใช้สร้างถูกขึ้นด้วยสมการดังนี้

$$F(s) = \frac{8.778}{s^2 + 5.33s + 8.778} \dots\dots\dots(4.11)$$

โดยกำหนดให้เวลาเซทเทลิง (settling time)  $t_s \leq 1.5$  วินาที และอัตราแดมปีง (damping ratio)  $\xi \leq 0.9$  ซึ่งจะทำให้ได้ยูนิตสเตปเรสพอนส์ (unit step response) ดังรูปที่ 4.15



เอกสารรูปที่ 4.14 แสดง โครงสร้างของระบบที่ใช้ทำการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้ม โดยการควบคุมแบบ IMC และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.15 แสดงค่าชนิดสเตรสพอนส์ที่ได้จากฟิลเตอร์ที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค้อม

ส่วนค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นต้องนำมาใช้ในกลไกการเรียนรู้การปรับแต่งอื่น ได้แก่ ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต, ค่าฟังก์ชันราคา  $E$  และค่าพีชชีรีเลชันที่เกิดขึ้นจริง  $D_{\text{actual}}$  สามารถหาได้ดังนี้

1) ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต หาได้จากการนำเอาค่าเอาต์พุต  $y_t$  ที่ได้มาเข้าสู่ระบบพีชชีเพื่อทำการอนุมานหาค่าแรงที่กระทำกับรถที่ได้จากระบบพีชชี (สมมติให้เป็น  $\hat{u}_t$ ) โดยใช้ค่าพีชชีรีเลชัน ณ. เวลา  $t$  นั้นๆ ดังนั้นค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตที่จะนำไปใช้ในกลไกการปรับแต่งการเรียนรู้คือ

$$\text{ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต ณ. เวลา } t = \hat{u}_t - u_t \quad \dots\dots\dots(4.12)$$

2) ฟังก์ชันราคาหาได้จาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า  

$$E = \frac{1}{2}(\hat{u}_t - u_t)^2 \quad \dots\dots\dots(4.13)$$

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3) ฟังก์ชันที่แท้จริงที่เกิดขึ้นจริง  $D_{\text{actual}}$  หาได้จากลำดับของอินพุต-เอาต์พุต  $(y_t, y_{t-1}, y_{t-2}; u_t)$  ตามขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ที่ได้กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 3.2

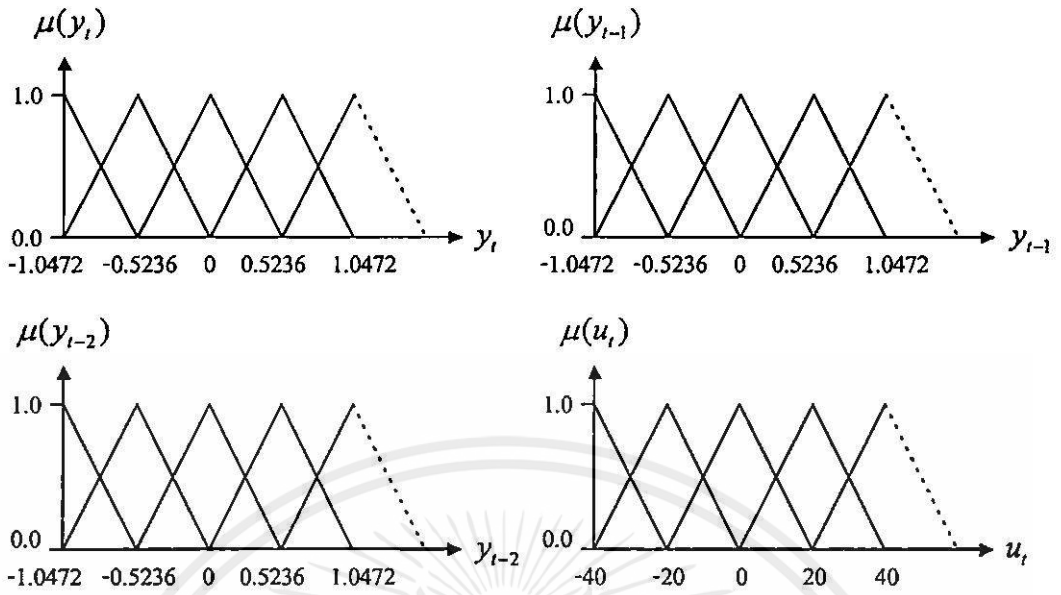
ในการทดลองนี้จะทำการทดลอง 2 กรณี ดังนี้

- 1) ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการใช้งานยังคงมีค่าเหมือนกับค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการออกแบบระบบ
- 2) ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการใช้งานเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการออกแบบระบบ

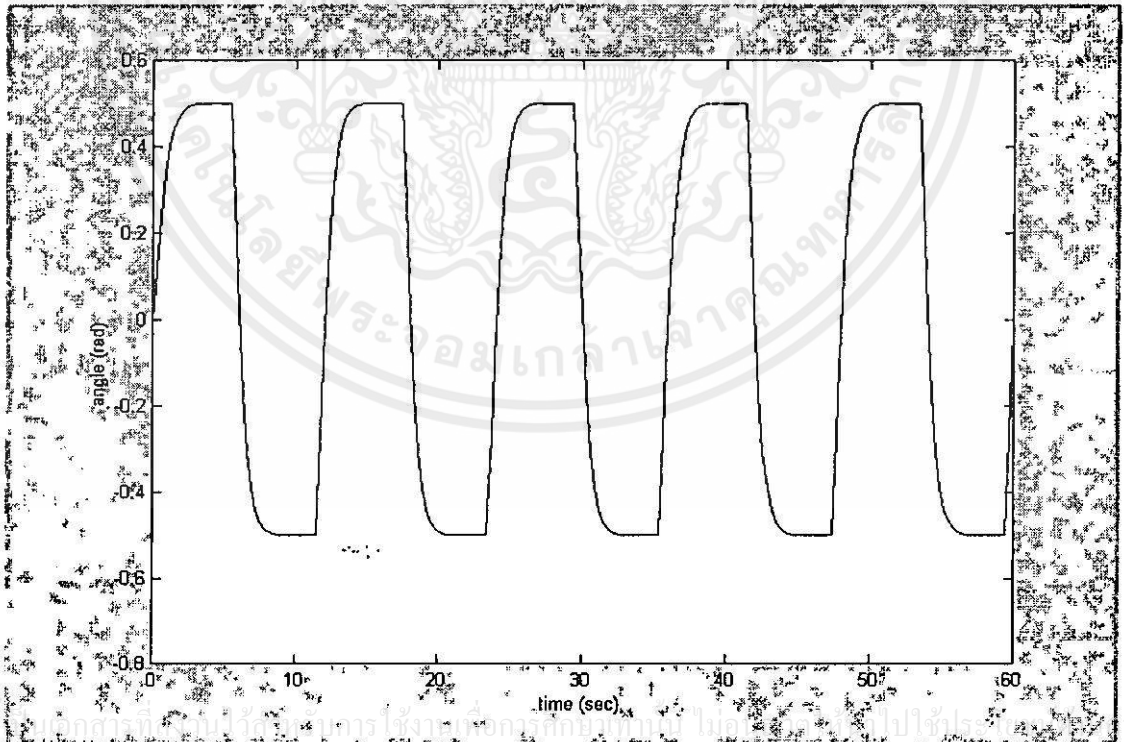
โดยที่กรณีทั้งสองกรณีจะสร้างฟังก์ชันที่แท้จริงในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ด้วยแบบจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมที่มีมวลของรถ  $M$  เท่ากับ 1 กิโลกรัม และมวลของลูกค่อม  $m$  เท่ากับ 0.1 กิโลกรัม ซึ่งในกรณีแรกจะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และในด้านความแม่นยำของอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอเปรียบเทียบอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทเพียงอย่างเดียว เมื่อค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการใช้งานยังคงมีค่าเหมือนกับค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างขั้นตอนการออกแบบ ส่วนกรณีที่สองจะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และในด้านความแม่นยำของอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอเปรียบเทียบอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทเพียงอย่างเดียว เมื่อค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการใช้งานเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างขั้นตอนการออกแบบ

#### 4.4.2.1 การทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการใช้งานยังคงมีค่าเหมือนกับค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการออกแบบระบบ

จากสมการที่ 4.10 ซึ่งเป็นอินเวอร์สบริสุทธ์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อม ในการทดลองนี้ได้กำหนดให้ ความยาวของคาน  $l$  มีค่าเท่ากับ 0.25 เมตร, แรงโน้มถ่วงของโลก  $g$  มีค่าเท่ากับ 9.8 เมตรต่อวินาทียกกำลังสอง และกำหนดให้มวลของรถ  $M$  และมวลของลูกค่อม  $m$  มีค่าเท่ากันทั้งในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์และในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออนไลน์ คือ 1 กิโลกรัม และ 0.1 กิโลกรัม ตามลำดับ ส่วนฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองนี้จะเป็นฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมจำนวน 5 เซต ดังรูปที่ 4.16 และกำหนดให้ค่าสัญญาณอ้างอิงเป็นดังรูปที่ 4.17



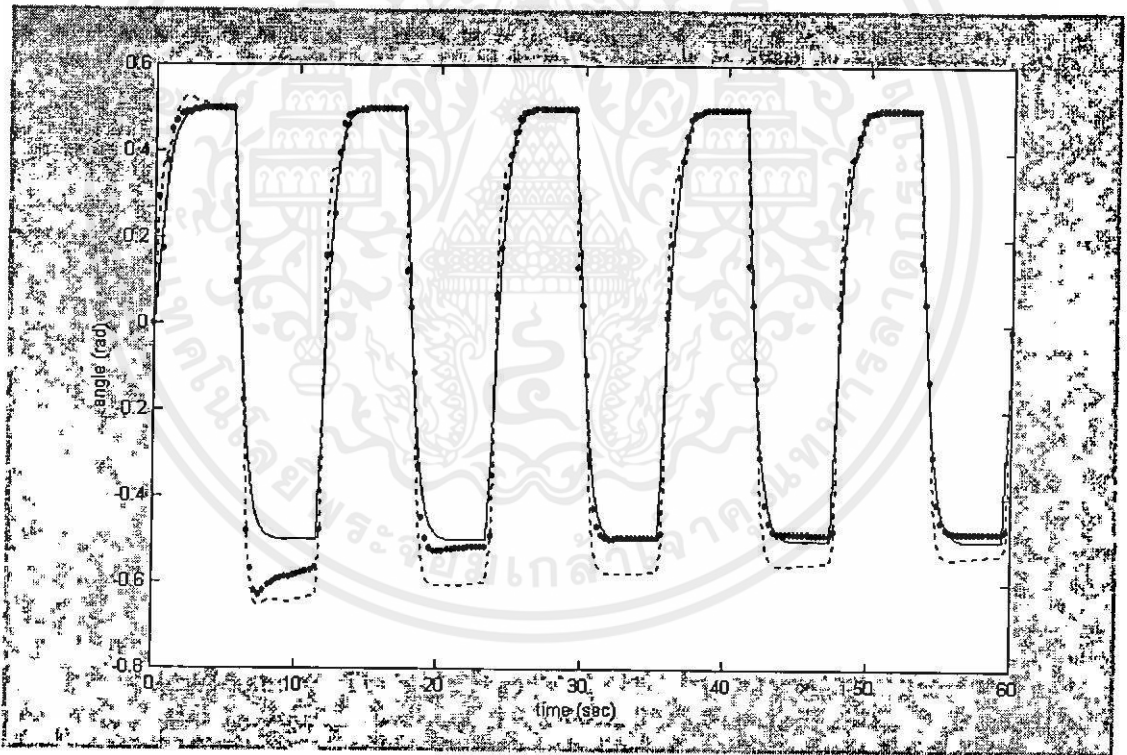
รูปที่ 4.16 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยว ลูกตุ้ม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยว ลูกตุ้ม ไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป



รูปที่ 4.17 แสดงค่าสัญญาณอ้างอิงที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยว ลูกตุ้ม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยว ลูกตุ้ม ไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป

ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์จะสร้างพีชชีรีเลชัน โดยใช้ข้อมูลเชิงตัวเลขที่ได้จากสมการอินเวอร์สปริสทุธิ์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อม (สมการที่ 4.10) แล้วนำไปแทนที่ตัวควบคุมตามแผนภาพโครงสร้างที่ได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.14 เพื่อสังเกตดูประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำของระบบระหว่างอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีที่ใช้วิธีการเกรเดียนท์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียว

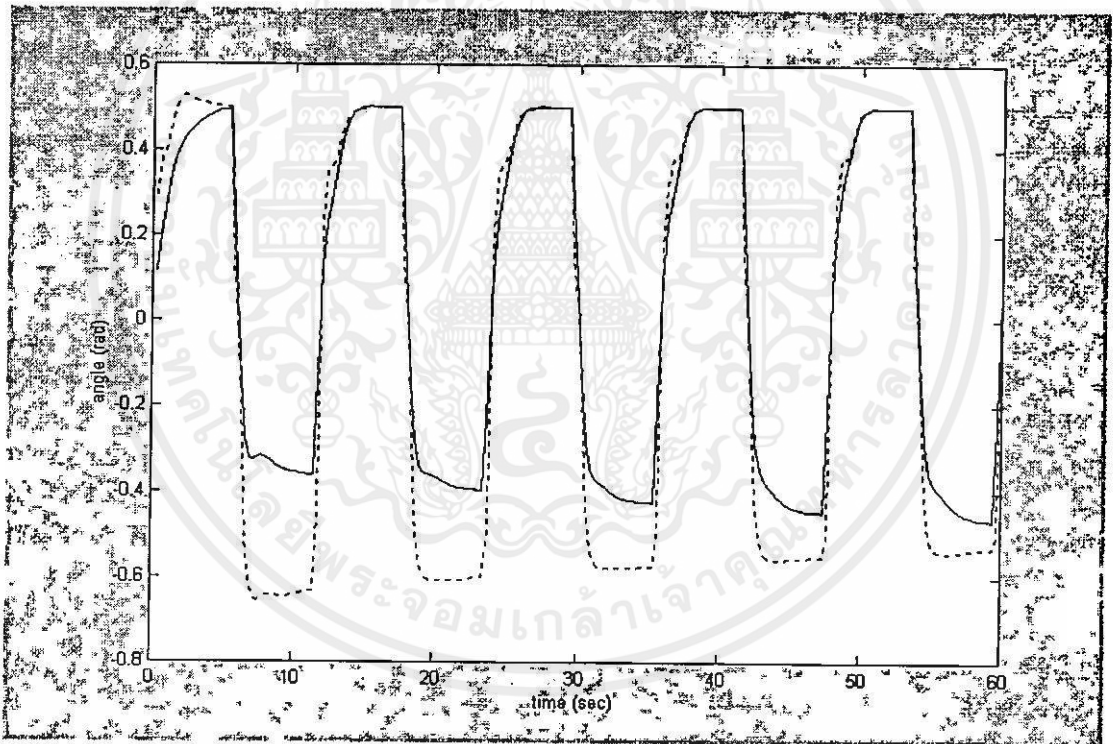
ผลการทดลองที่ได้ แสดงได้ดังรูปที่ 4.18, 4.19 และ 4.20 เมื่อรูปที่ 4.18 คือกราฟเปรียบเทียบค่ามุมระหว่างค่ามุม  $y$ , กับค่ามุมในอุดมคติ (ideal) ซึ่งค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเอาท์พุทที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมเมื่อเทียบกับค่ามุมในอุดมคติ มีค่าเท่ากับ 0.4739 ในขณะที่ค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเอาท์พุทที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีที่ใช้วิธีการเกรเดียนท์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 1.1139



รูปที่ 4.18 แสดงแสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อม โดยการควบคุมแบบ IMC เทียบกับค่ามุมในอุดมคติในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป โดยที่ค่ามุมในอุดมคติจะแสดงด้วยเส้นทึบ (—), ค่ามุมที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมจะแสดงด้วยจุดไข่ปลา (...) และค่ามุมที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีที่ใช้วิธีการเกรเดียนท์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียวจะแสดงด้วยเส้นประ (---)

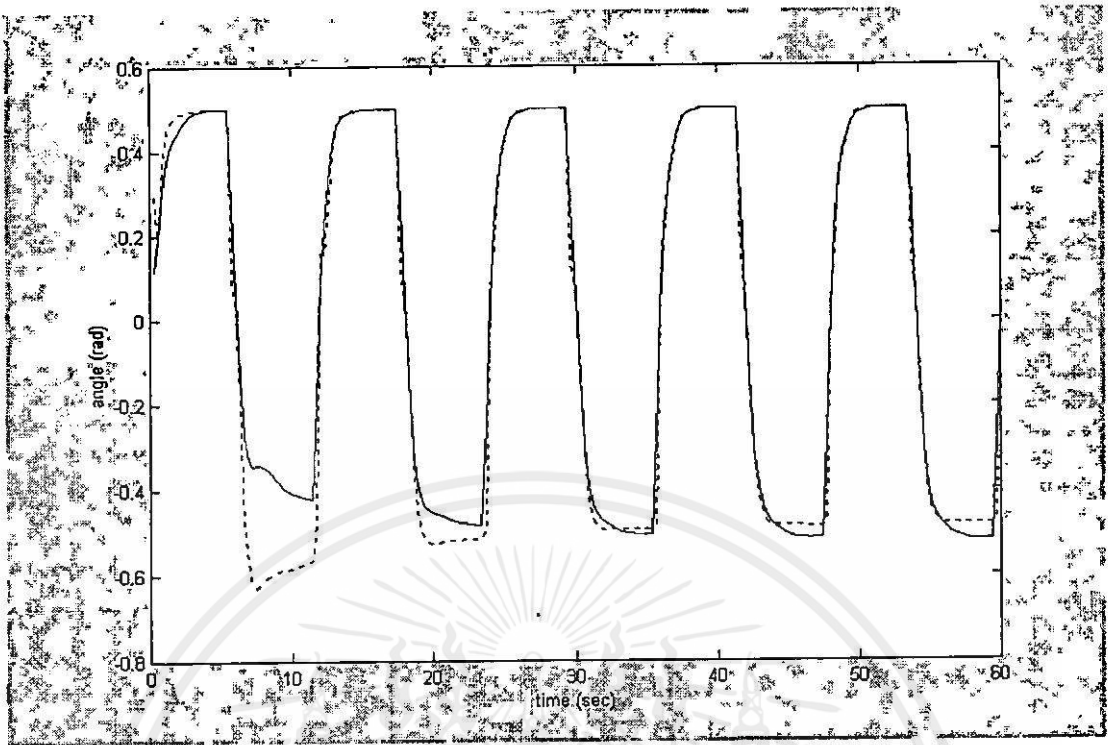
ส่วนรูปที่ 4.19 คือกราฟเปรียบเทียบค่ามุมระหว่างค่ามุม  $y$ , ที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์  $v$ , และรูปที่ 4.20 คือกราฟเปรียบเทียบค่ามุมระหว่างค่ามุม  $y$ , ที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียวกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์  $v$ ,

จากผลการทดลองจะเห็นได้จากผลการทดลองว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียวในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการใช้งานไม่มีการเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลอง ในระหว่างขั้นตอนการออกแบบ ซึ่งในการทดลองถัดไปจะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของอัลกอริทึมทั้งสองในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการใช้งานมีค่าเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างขั้นตอนการออกแบบ



รูปที่ 4.19 แสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้ม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกตุ้มไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสม (เส้นประ ---) เปรียบเทียบกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์ (เส้นทึบ —)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาด้านนี้ ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

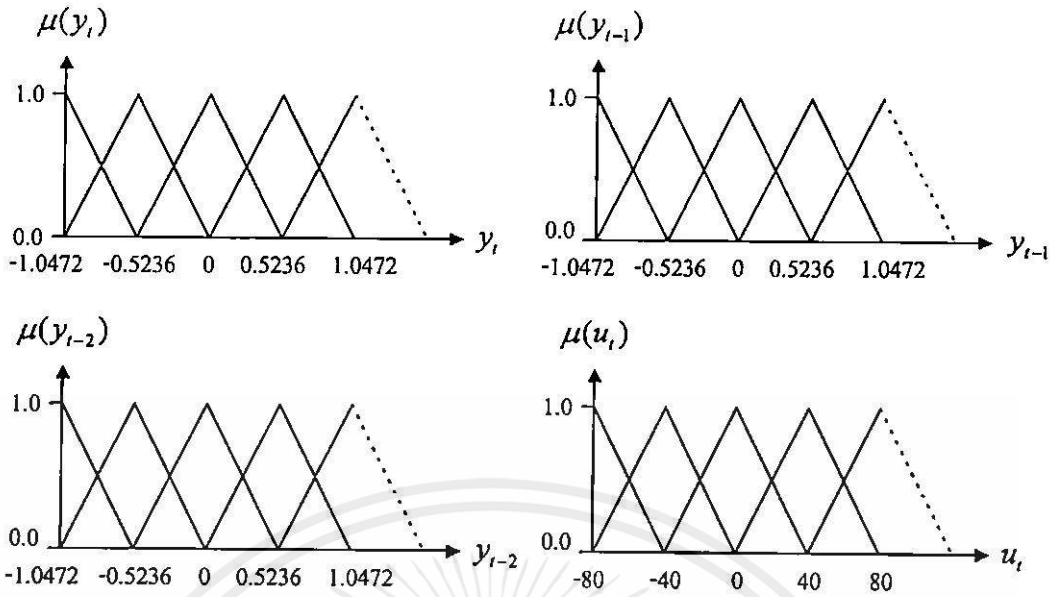


รูปที่ 4.20 แสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยวลูกตุ้มโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยวลูกตุ้มไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซี่ด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียว (เส้นประ ---) เปรียบเทียบกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์ (เส้นทึบ —)

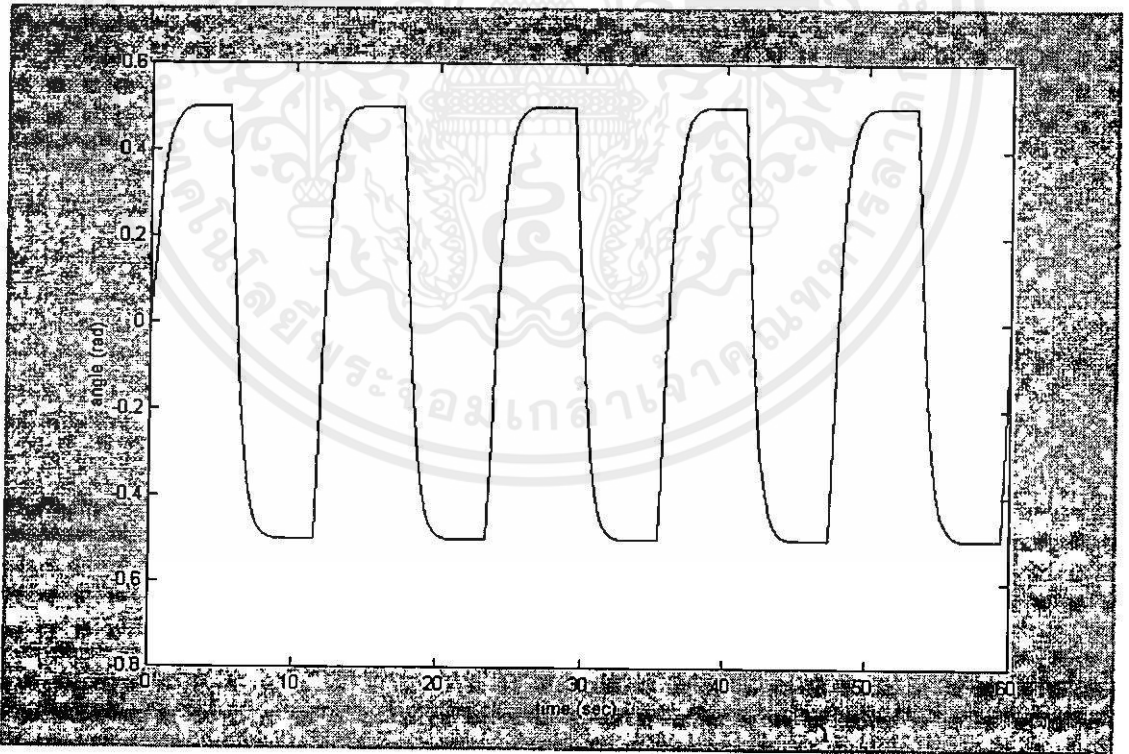
#### 4.4.2.2 การทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยวลูกตุ้มโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยวลูกตุ้มในระหว่างการใช้งานเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยวลูกตุ้มในระหว่างการออกแบบระบบ

จากสมการที่ 4.10 ซึ่งเป็นอินเวอร์สบริสุทธ์ของระบบการเลี้ยวลูกตุ้ม ในการทดลองนี้ได้กำหนดให้ ความยาวของคาน  $l$  มีค่าเท่ากับ 0.25 เมตร, แรงโน้มถ่วงของโลก  $g$  มีค่าเท่ากับ 9.8 เมตรต่อวินาทียกกำลังสอง, มวลของรถ  $M$  และมวลของลูกตุ้ม  $m$  ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์มีค่าเท่ากับ 1 กิโลกรัม และ 0.1 กิโลกรัม ตามลำดับ ส่วนในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออนไลน์ กำหนดให้มวลของรถและมวลของลูกตุ้มมีค่าเท่ากับ 3 กิโลกรัม และ 1 กิโลกรัม ตามลำดับ ส่วนฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองนี้จะเป็นฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยมจำนวน 5 เซต ดังรูปที่ 4.21 และกำหนดให้ค่าสัญญาณอ้างอิงเป็นดังรูปที่ 4.22

ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์จะสร้างฟัซซี่รีเลชันโดยใช้ข้อมูลเชิงตัวเลขที่ได้จากสมการอินเวอร์สบริสุทธ์ของระบบการเลี้ยวลูกตุ้ม (สมการที่ 4.10) เมื่อค่ามวลของรถ  $M$  มีค่าเท่ากับ



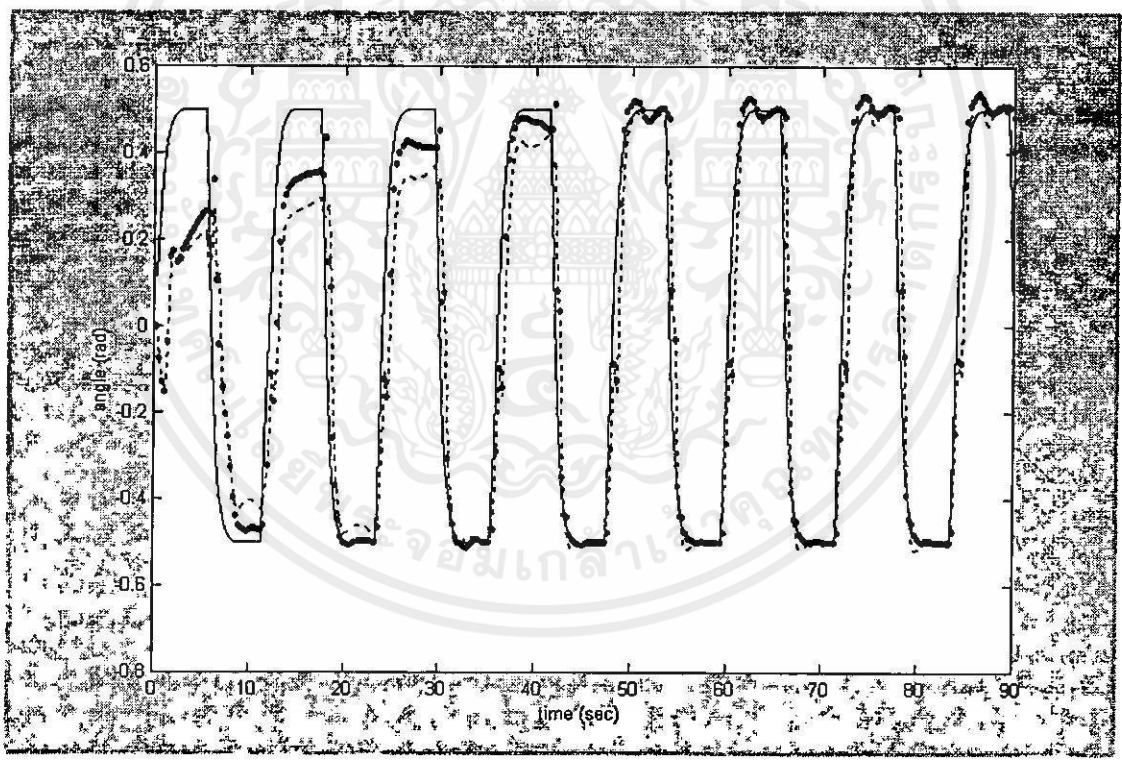
รูปที่ 4.21 แสดงแสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกคัม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกคัมมีการเปลี่ยนแปลงไป



รูปที่ 4.22 แสดงค่าสัญญาณอ้างอิงที่ใช้ในการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกคัม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกคัมไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป

1 กิโลกรัม และมวลของลูกตุ้ม  $m$  มีค่าเท่ากับ 0.1 กิโลกรัม จากนั้นนำระบบฟิซซีที่ได้นี้ไปแทนที่ตัวควบคุมในระบบการเลี้ยงลูกตุ้มที่มีมวลของรถ  $M$  เท่ากับ 3 กิโลกรัม และมวลของลูกตุ้ม  $m$  เท่ากับ 1 กิโลกรัมตามแผนภาพโครงสร้างที่ได้แสดงไว้ในรูปที่ 4.14 เพื่อสังเกตดูประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำของระบบระหว่างอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียว

ผลการทดลองที่ได้ แสดงได้ดังรูปที่ 4.23, 4.24 และ 4.25 เมื่อรูปที่ 4.23 คือกราฟเปรียบเทียบค่ามุมระหว่างค่ามุม  $y$ , กับค่ามุมในอุดมคติ ซึ่งค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเออร์ทพุทที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมเมื่อเทียบกับค่ามุมในอุดมคติ มีค่าเท่ากับ 1.5560 ในขณะที่ค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความผิดพลาดของเออร์ทพุทที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 2.9987

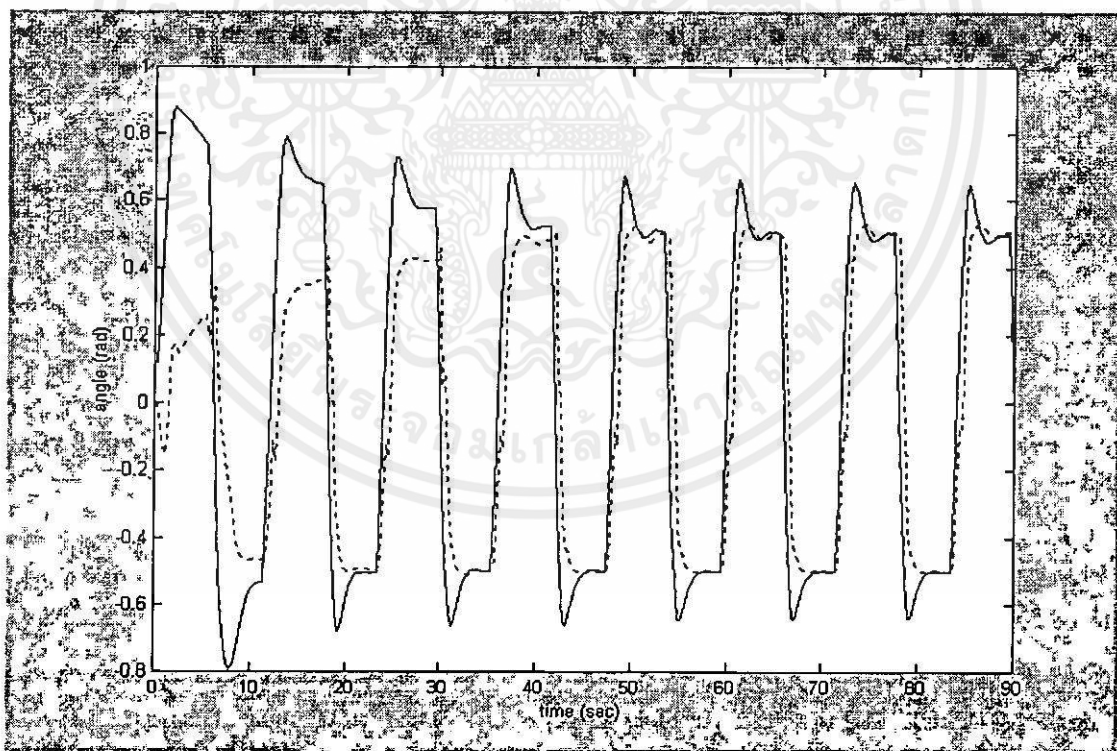


รูปที่ 4.23 แสดงแสดงแสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้ม โดยการควบคุมแบบ IMC เทียบกับค่ามุมในอุดมคติในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกตุ้มไม่มีการเปลี่ยนแปลงไป โดยที่ค่ามุมในอุดมคติจะแสดงด้วยเส้นทึบ (—), ค่ามุมที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิซซีแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมจะแสดงด้วยจุดไข่ปลา (...) และค่ามุมที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียวจะแสดงด้วยเส้นประ (---)

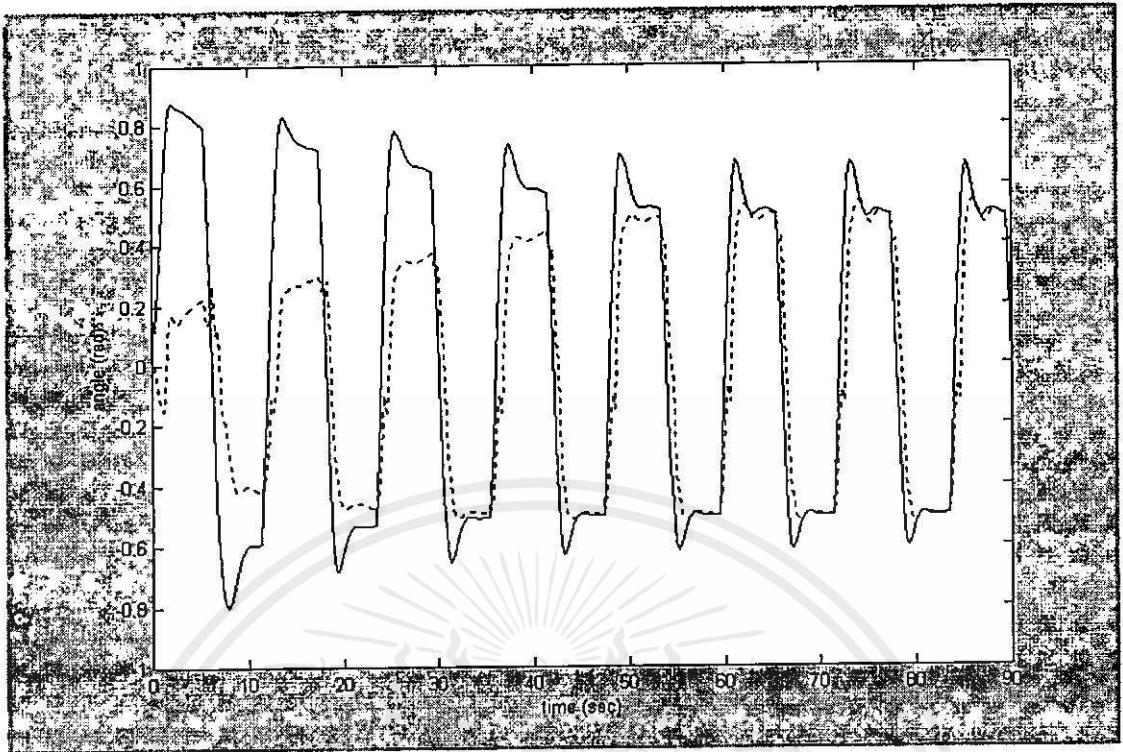
ส่วนรูปที่ 4.24 คือกราฟเปรียบเทียบค่ามุมระหว่างค่ามุม  $y$ , ที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์  $v$ , และรูปที่ 4.25 คือกราฟเปรียบเทียบค่ามุมระหว่างค่ามุม  $y$ , ที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่เซ็นท์เพียงอย่างเดียวกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์  $v$ ,

จากผลการทดลองจะเห็นได้จากผลการทดลองว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสมมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่เซ็นท์เพียงอย่างเดียว ถึงแม้ว่าค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างการใช้งานจะเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองในระหว่างขั้นตอนการออกแบบก็ตาม

ในบทนี้ ได้ทำการทดลองการจำลองระบบ 4 ระบบด้วยกัน ซึ่งจะเห็นได้ว่าในทุกการทดลอง อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์ที่ใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งจะมีประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และในด้านความแม่นยำที่สูงกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่เซ็นท์เพียงอย่างเดียว ซึ่งผลสรุปของงานวิจัยนี้จะกล่าวไว้ในบทถัดไป



รูปที่ 4.24 แสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้มโดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกตุ้มมีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyแบบออน-ไลน์และใช้เงื่อนไขผสม (เส้นประ ---) เปรียบเทียบกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์ (เส้นทึบ —)



รูปที่ 4.25 แสดงค่ามุมที่ได้จากการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยวลูกตุ้ม โดยการควบคุมแบบ IMC ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยวลูกตุ้มมีการเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎพีชชีด้วยวิธีการเกรเดียนท์คีเซนท์เพียงอย่างเดียว (เส้นประ ---) เปรียบเทียบกับค่ามุมที่ได้จากฟิลเตอร์ (เส้นทึบ —)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

# สรุปผลการวิจัย

### 5.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออนไลน์ (on-line) และใช้เงื่อนไขผสม (multi-criteria) เพื่อใช้ในการจำลองระบบ (system modeling) เพื่อแก้ไขปัญหาที่เกิดจากการที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจะจำลองในขณะที่ใช้งานมีการเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ในขณะที่กำลังทำการออกแบบระบบ ซึ่งโดยปกติแล้วอัลกอริทึมการปรับแต่งแบบออฟ-ไลน์จะไม่สามารถทำการปรับเปลี่ยนแก้ไขระบบในขณะที่ใช้งานได้เลยซึ่งจะส่งผลให้ค่าเอาต์พุตที่ได้ผิดพลาดได้ถ้าหากว่าค่าพารามิเตอร์ของระบบที่ต้องการจำลองมีการเปลี่ยนแปลงไป แต่ทั้งนี้ อัลกอริทึมการปรับแต่งที่ใช้เพียงเงื่อนไขเดียว (single criterion) ในการปรับแต่งนั้นไม่สามารถทำให้ระบบมีการปรับตัวที่รวดเร็วเพียงพอได้ [17] ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้นำเอาเงื่อนไขผสมมาช่วยเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้และช่วยเพิ่มความแม่นยำให้มากขึ้น

อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้ประกอบด้วย 2 อัลกอริทึมย่อยที่เป็นอิสระต่อกัน อัลกอริทึมแรกจะใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต (output error) มาเป็นเงื่อนไขที่ใช้ในการปรับแต่งกฎฟัซซีที่มีอยู่ด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท (gradient descent method) และส่วนอัลกอริทึมที่สองจะเป็นการปรับอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ของอัลกอริทึมแรกในการปรับแต่งกฎฟัซซีในแต่ละข้ออย่างอิสระต่อกัน โดยนำเอาค่าความแตกต่างระหว่างฟัซซีรีเลชัน (fuzzy relation) ที่มีอยู่ในระบบฟัซซีกับฟัซซีรีเลชันที่เกิดขึ้นจริงเป็นเงื่อนไขในการปรับเปลี่ยนซึ่งในงานวิจัยนี้เรียกว่าค่าความแตกต่างนี้ว่า ระยะทางการเรียนรู้ (learning distance) มาสร้างเป็นฟังก์ชันเพื่อช่วยในการปรับแต่งอัตราการเรียนรู้ในการปรับแต่งกฎฟัซซีในแต่ละข้อ

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองการจำลองระบบ 4 ระบบด้วยกัน คือระบบเชิงเส้น  $y = 3x$ , อนุกรมเวลาวานเดโพล (Van De Pol time-series), อนุกรมเวลาแม็กเคย์-กลาส (Mackey-Glass time-series) และตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกตุ้ม (inverted pendulum controller) โดยทำการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และในด้านความแม่นยำระหว่างอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออนไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งนี้กับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพียงอย่างเดียว ซึ่งจากการทดลองจะเห็นได้ว่า อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออนไลน์และใช้เงื่อนไขผสมในการปรับแต่งนี้จะมีความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำที่สูงกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนทเพียงอย่างเดียว ทั้งนี้เพราะในอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้ได้มีการนำเอาสารสนเทศอื่นที่มีอยู่นอกเหนือจากค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต กล่าวคือ ได้นำเอาค่าฟัซซีรีเลชัน (fuzzy relation) ที่เกิด

ชั้นในระบบมาเป็นเงื่อนไขเพิ่มเติมเพื่อช่วยให้การปรับแต่งมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำที่สูงขึ้น

อนึ่ง ในงานวิจัยนี้ได้พัฒนาอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟuzzyนี้เป็นแอปพลิเคชัน (application) ที่มีส่วนติดต่อผู้ใช้เป็นแบบกราฟฟิก (graphical user interfaces : GUI) ด้วย โดยใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB เพื่อให้ผู้ที่สนใจและต้องการศึกษาสามารถศึกษาค้นคว้าได้อย่างรวดเร็วและสะดวกยิ่งขึ้น ซึ่งวิธีการใช้โปรแกรมได้อธิบายไว้ในภาคผนวก ก.

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

จากผลการทดลองการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบการจำลองระบบจากภายใน (IMC) ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการใช้งานมีการเปลี่ยนแปลงไปจากค่าพารามิเตอร์ของระบบการเลี้ยงลูกค่อมในระหว่างการออกแบบ เมื่อพิจารณากราฟที่แสดงค่าของมุมที่เกิดขึ้นจริงเปรียบเทียบกับค่าของมุมในอุดมคติ ดังรูปที่ 4.23 จะเห็นได้ว่าค่าเอาต์พุตที่ได้จะโอเวอร์ชูต (overshoot) ทั้งนี้เป็นอาจเป็นเพราะระบบมีการเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ที่ใช้ระหว่างเงื่อนไขที่ใช้  $k_1$  และเงื่อนไขที่ใช้  $k_2$  ซึ่งมีค่าแตกต่างกันมากอย่างรวดเร็วเกินไป วิธีหนึ่งในการแก้ไขปัญหานี้คือหาวิธีการที่ทำให้การปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้นี้เป็นไปอย่างราบเรียบ (smooth) ซึ่งวิธีดังกล่าวนี้น่าจะช่วยลดการโอเวอร์ชูตของค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นได้

## 5.3 ประโยชน์ที่ได้รับ

เนื่องจากอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อใช้จำลองระบบ ซึ่งผู้ใช้งานสามารถนำไปประยุกต์ใช้จำลองระบบในงานด้านอื่นได้ เช่น นำไปจำลองตัวควบคุมระบบเพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในระบบควบคุม ดังการทดลองในหัวข้อที่ 4.4 ซึ่งเป็นการจำลองตัวควบคุมระบบการเลี้ยงลูกค่อมโดยการควบคุมแบบการจำลองระบบจากภายใน (IMC) , ทำนายราคาหุ้น (stock price forecasting), แบบจำลองการบิน (flight simulation) เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Altrock, C. V. *Fuzzy Logic and Neurofuzzy Applications in Business and Finance*. New Jersey : Prentice-Hall. 1997.
- [2] Apronix, Inc. "Why Use Fuzzy Logic?" [Online]. Available : <http://www.aptronix.com/fide/whyfuzzy.htm>. 1999.
- [3] Bárdossy, A. *Fuzzy Rule-Based Modeling with Applications to Geophysical, Biological and Engineering Systems*. Boca Raton : CRC Press. 1995.
- [4] Brown, M. and Harris, C. *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control*. New York : Prentice-Hall. 1994.
- [5] Driankov, D. et. al. *An Introduction to Fuzzy Control*. Berlin : Springer-Verlag. 1993.
- [6] Grasia, C.E. and Morari, M. "Internal Model Control I : A Unifying Review and Some New Results." *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.* vol. 21, no. 2, 1982. pp. 308-325.
- [7] He, S. et. al. "Control of Dynamic Processes Using an On-Line Rule Adaptive Fuzzy Control Systems." *Fuzzy Sets and Systems*. vol. 54, 1993. pp. 11-22.
- [8] Hertz, J.A. et. al. *Introduction to the Theory of Neural Computation*. California : Addison-Wesley. 1991.
- [9] Jacobs, R.A. "Increased Rates of Convergence through Learning Rate Adaptation." *Neural Networks*. vol. 1, 1988. pp. 295-307.
- [10] Jung, C.-H. et. al. "A Real-Time Self-Tuning Fuzzy Controller through Scaling Factor Adjustment for the Steam Generator of NPP." *Fuzzy Sets Syst.* vol. 74, no. 1, Aug. 1995. pp. 53-60.
- [11] Kreesuradej, W. "A New Adaptive Fuzzy Nonlinear Control Strategy." *IEEE APCCAS*. Nov, 1998. pp. 663-666.
- [12] Lee, C.C. "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller – Part I/II." *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* vol. 20, no. 2, Mar./Apr. 1990. pp. 404-435.
- [13] Lin, C.-T. and Lee, C.S.G. *Neural Fuzzy Systems : A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*. New Jersey : Prentice-Hall International. 1996.

- [14] Lotfi, A. and Tsoi, A.C. "Learning Fuzzy Inference Systems Using an Adaptive Membership Function Scheme." *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* vol. 26, no. 2, Apr. 1996. pp. 326-331.
- [15] Nie, J. and Lee, T.H. "Self-Organizing Rule-Based Control of Multivariable Nonlinear Servomechanisms." *Fuzzy Sets Syst.* vol. 91, no. 3, Aug 1997. pp. 285-304.
- [16] Nie, J. and Linkens, D.A. *Fuzzy-Neural Control : Principles, Algorithms and Applications.* New York : Prentice Hall. 1995.
- [17] Nozaki, K. et. al. "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems." *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* vol. 4, no. 3, Aug. 1996. pp. 238-250.
- [18] Rao, M.V.C. and Prahlad, V. "A Tunable Fuzzy Logic Controller for Vehicle-Active Suspension Systems." *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 85, no. 1, Jan., 1997, pp. 11-21.
- [19] Sugeno, M. and Yasukawa, T. "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modelling." *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* vol. 1, no. 1, Feb. 1993. pp. 7-31.
- [20] Terano, T. *Fuzzy Systems Theory and Its Applications.* edited by Toreno, T. et. al. translated by Aschmann, C.G. Boston : Academic Press. 1992.
- [21] Wang, C.-H. "Fuzzy B-Spline Membership Function (BMF) and Its Applications in Fuzzy-Neural Control." *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.* vol. 25, no. 5, May 1995. pp. 841-851.
- [22] Wang, L.-X. *Adaptive Fuzzy Systems and Control : Design and Stability Analysis.* New Jersey : PTR Prentice Hall. 1994.
- [23] Wang, L.-X. and Mendel, J.M. "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples." *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* vol. 22, no. 6, Nov./Dec. 1992. pp. 1414-1427.
- [24] Wasserman, P.D. *Advanced Methods in Neural Computing.* New York : Van Nostrand Reinhold. 1993.
- [25] Yager, R.R. and Filev, D.P. *Essentials of Fuzzy Modeling and Control.* New York : John Wiley. 1994.
- [26] Zadeh, L.A. "Fuzzy Sets." *Information and Control.* vol. 8, 1965. pp. 338-353.
- [27] Zimmermann, H.J. *Fuzzy Set Theory – and Its Applications.* 2<sup>nd</sup> rev.ed. Boston : Kluwer Academic. 1991.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.

## วิธีการใช้โปรแกรมเพื่อการทดลองอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎ สำหรับระบบฟัซซี่



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ภาคผนวก ก.

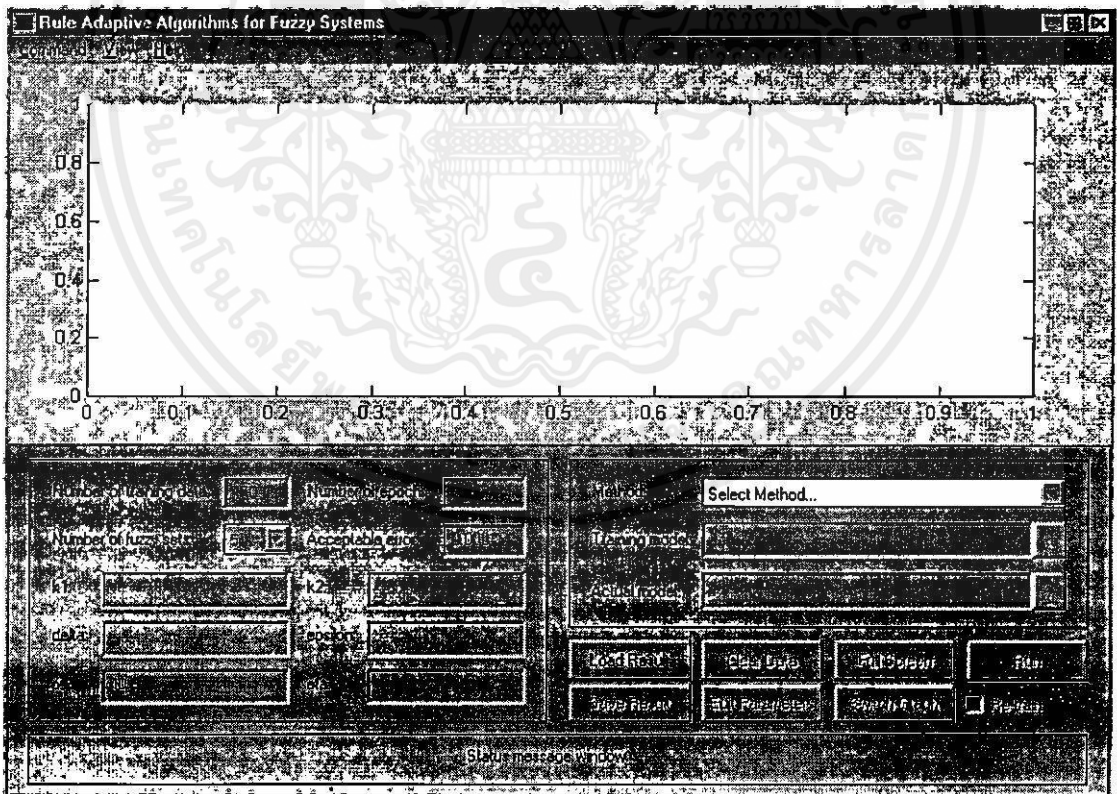
# วิธีการใช้โปรแกรมเพื่อการทดลองอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎ สำหรับระบบฟัซซี

โปรแกรมนี้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้ผู้ที่สนใจและต้องการนำงานวิจัยนี้ไปพัฒนาต่อสามารถทำความเข้าใจและเรียนรู้ได้อย่างสะดวกรวดเร็ว เป็นโปรแกรมที่มีส่วนติดต่อกับผู้ใช้เป็นแบบกราฟฟิก (graphical user interfaces : GUI) โดยใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB ในการสร้างและพัฒนาโปรแกรมซึ่งมีจอภาพเริ่มต้นเป็นดังรูปที่ ก.1 ซึ่งจอภาพของโปรแกรมจะแบ่งออกเป็น 4 ส่วนหลักๆ คือ

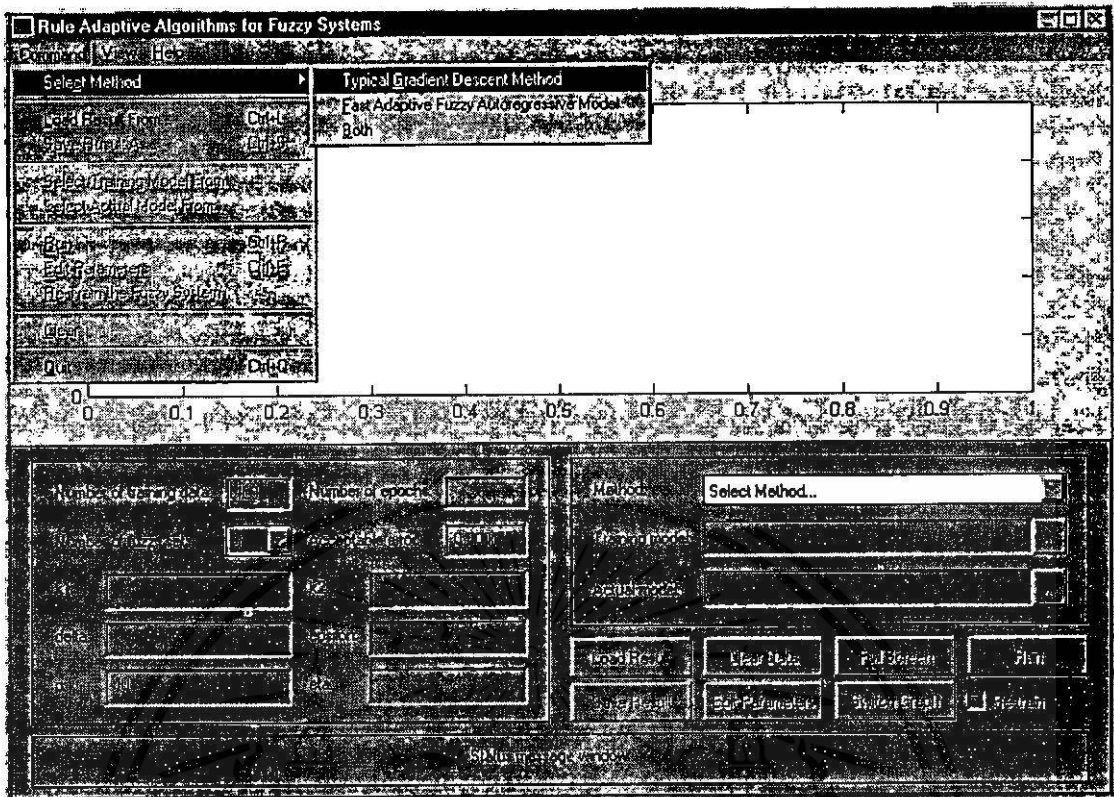
- แถบเมนู (Menu bar) : อยู่ด้านบนสุดของจอภาพ เป็นเมนูคำสั่งต่างๆ ของโปรแกรม มีรายละเอียดดังนี้

- 1) Command : เป็นหัวข้อของคำสั่งต่างๆ ที่ใช้ทั่วไป ดังรูปที่ ก.2 ประกอบด้วย

- 1.1 Select Method : เลือกอัลกอริทึมการเรียนรู้ที่จะใช้จำลองระบบ ได้แก่



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีรูปที่ ก.1 แสดงจอภาพเริ่มต้นของโปรแกรม ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีกเว้นนำไปใช้



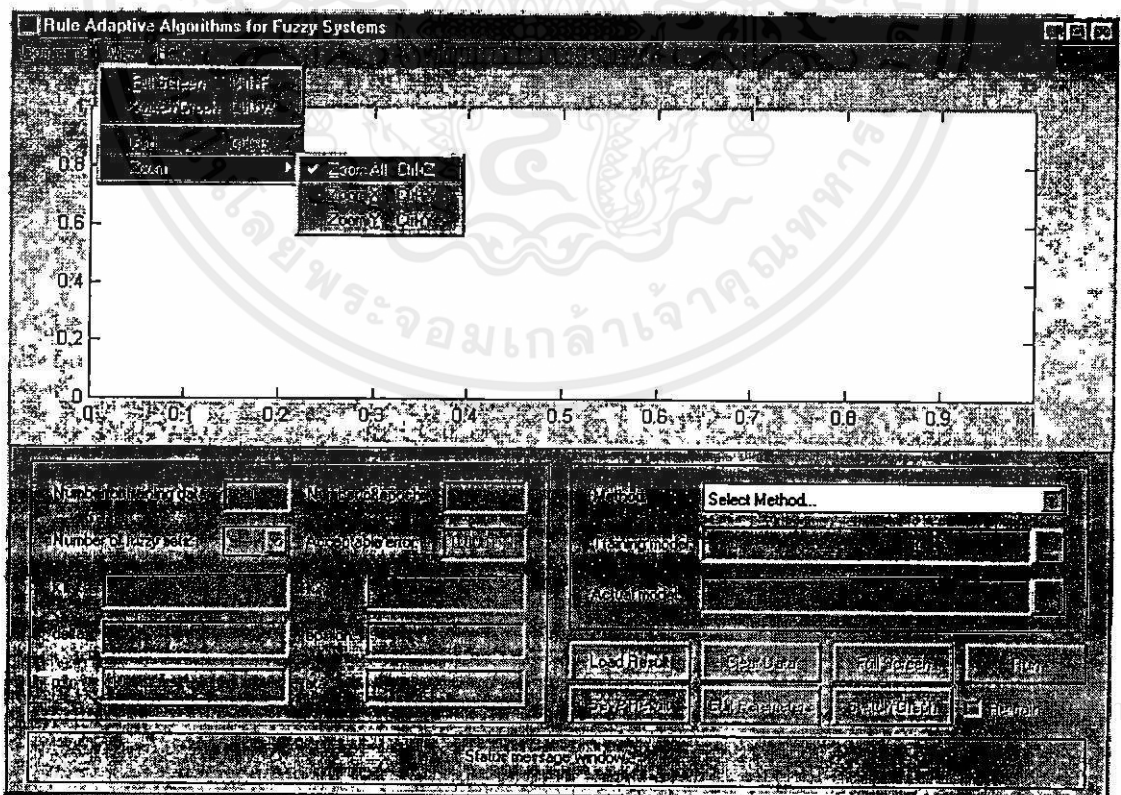
รูปที่ ก.2 แสดงคำสั่งต่างๆ ที่อยู่ในเมนูหัวข้อ Command

- Typical Gradient Descent Method : วิธีการเกรเดียนต์ที่ตีเซนท์แบบปกติ ใช้ตัวย่อว่า GDM
- Fast Adaptive Fuzzy Autoregressive Model : อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี ซึ่งคืองานวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้ ใช้ตัวย่อว่า FAFAM
- Both : เลือกทั้งสองอัลกอริทึมเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

- 1.2 Load Result From... : เรียกดูผลการทดลองที่ได้บันทึกไว้แล้ว
- 1.3 Save Result As... : บันทึกผลการทดลอง
- 1.4 Select Training Model From... : เลือกแบบจำลองที่ต้องการให้ระบบฟัซซีจำลองในระหว่างขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์
- 1.5 Select Actual Model From... : เลือกแบบจำลองใหม่ที่ต้องการให้ระบบฟัซซีจำลองในระหว่างขั้นตอนการเรียนรู้แบบออนไลน์
- 1.6 Run : ให้โปรแกรมทำการคำนวณหาผลการทดลอง
- 1.7 Edit Parameters : ปรับแต่งแก้ไขค่าพารามิเตอร์เพื่อใช้ในการทดลองใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ในระบบปฏิบัติการอื่น  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 1.8 Re-Train the Fuzzy System : ถ้าเลือกจะเป็นการสั่งให้โปรแกรมทำขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ใหม่ แต่ถ้าไม่เลือกโปรแกรมจะคำนวณผลการทดลองโดยใช้ค่าฟัซซีรีเลชันเดิมที่ได้จากการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ครั้งล่าสุด
- 1.9 Clear : ลบค่าพารามิเตอร์และผลที่ได้จากการทดลองเพื่อให้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ กลับสู่ค่าเริ่มต้น
- 1.10 Quit : ออกจากโปรแกรม
- 2) View : เป็นหัวข้อเกี่ยวกับการดูผลการทดลอง ดังรูปที่ ก.3 ประกอบด้วย
- 2.1 Full Screen : นำผลการทดลองที่ได้ไปเปิดในหน้าต่างใหม่ที่มีขนาดเต็มจอภาพเพื่อให้สังเกตผลการทดลองได้สะดวกขึ้น
- 2.2 Switch Graph : สลับไปมาระหว่างกราฟที่แสดงค่าเอาต์พุตเปรียบเทียบกับจำนวนรอบของการเรียนรู้ และกราฟที่แสดงค่า norms แบบ  $L_2$  ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต
- 2.3 Grid : แสดงเส้นกริด (grid line) เพื่อช่วยในการสังเกตผลการทดลอง
- 2.4 Zoom : ย่อ/ขยายกราฟเพื่อช่วยในการสังเกตผลการทดลอง แบ่งออกเป็น
- Zoom All : ย่อ/ขยายพร้อมกันทั้งสองแกน

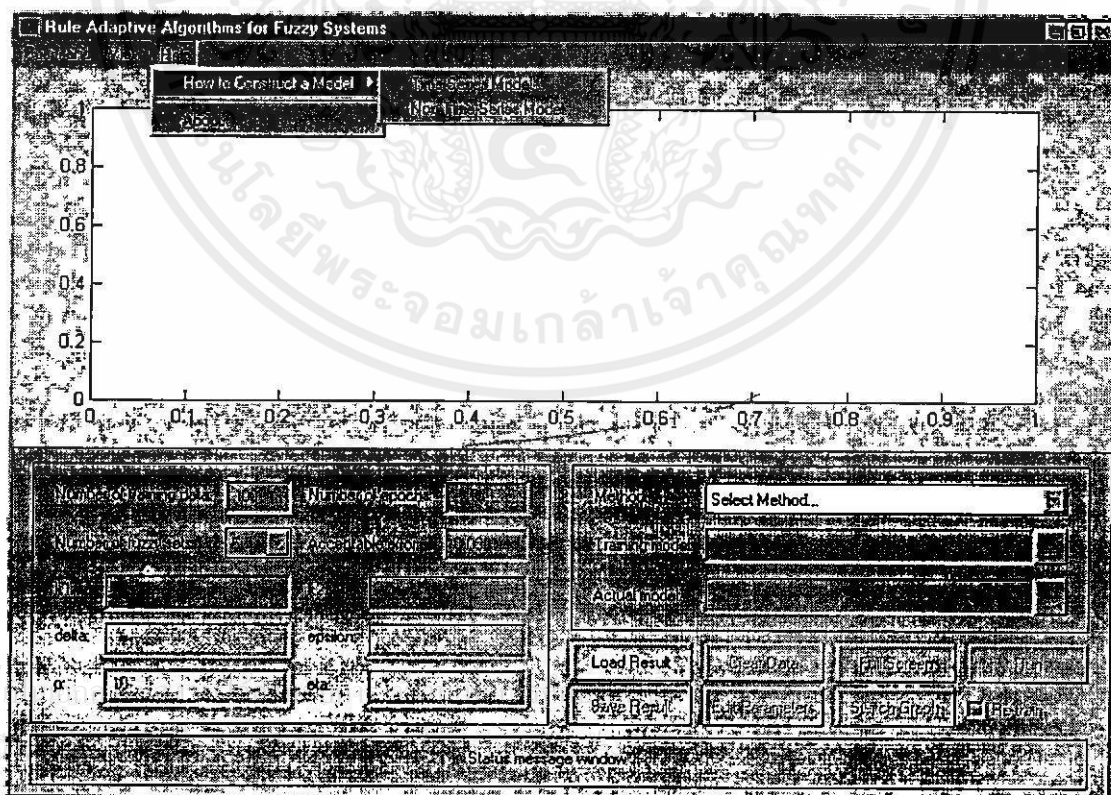


รูปที่ ก.3 แสดงคำสั่งต่างที่อยู่ในเมนู View

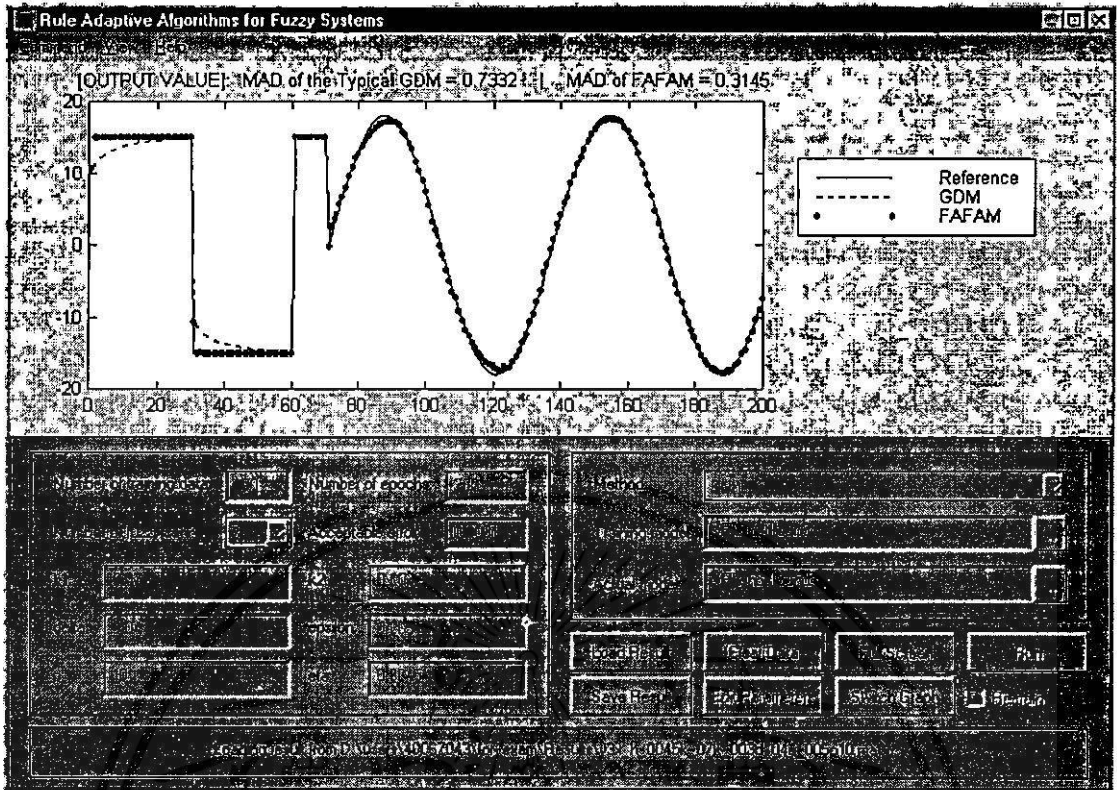
- Zoom X : ย่อ/ขยายแกนนอนเพียงแกนเดียว
  - Zoom Y : ย่อ/ขยายแกนตั้งเพียงแกนเดียว
- 3) Help : เป็นหัวข้อแสดงข้อมูลเกี่ยวกับโปรแกรม ดังรูปที่ ก.4 ประกอบด้วย
- 3.1 How to Construct a Model : บอกวิธีการสร้างแบบจำลองที่จะนำมาใช้กับโปรแกรมนี้ แบ่งออกเป็น
- Time-Series Model... : แบบจำลองที่เป็นอนุกรมเวลา เมื่อ
  - Non-Time-Series Model... : แบบจำลองทั่วไปที่ไม่ใช่อนุกรมเวลา
- 3.2 About... : แสดงข้อมูลเกี่ยวกับโปรแกรม

• กราฟ : เป็นพื้นที่สีขาวกลางจอภาพ ใช้แสดงผลการทดลอง โดยในโปรแกรมนี้อจะมีกราฟอยู่ 2 ลักษณะ คือ

- 1) กราฟที่แกนนอนเป็นจำนวนรอบของการเรียนรู้ และแกนตั้งเป็นค่าของเอาต์พุตที่ได้ ดังรูปที่ ก.5
- 2) กราฟที่แกนนอนเป็นจำนวนรอบของการเรียนรู้ และแกนตั้งเป็นค่าของนอร์มแบบ  $L_2$  ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต ดังรูปที่ ก.6



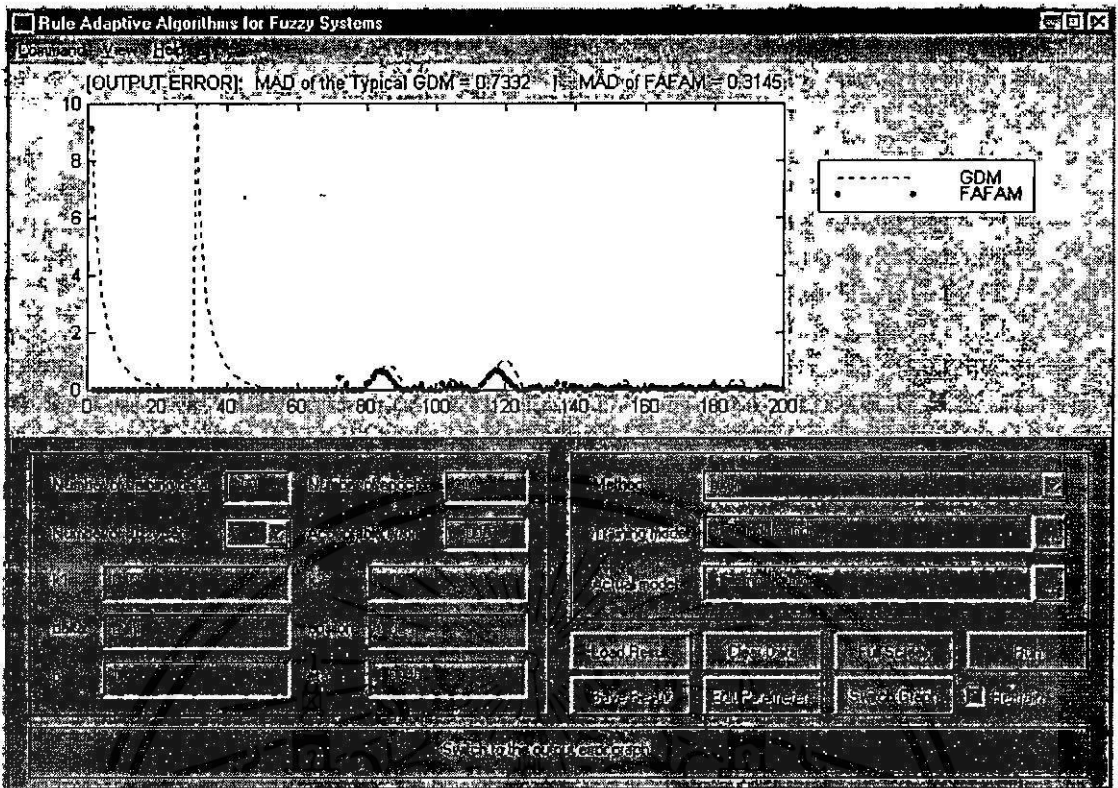
รูปที่ ก.4 แสดงคำสั่งต่างๆ ที่อยู่ในเมนูหัวข้อ Help



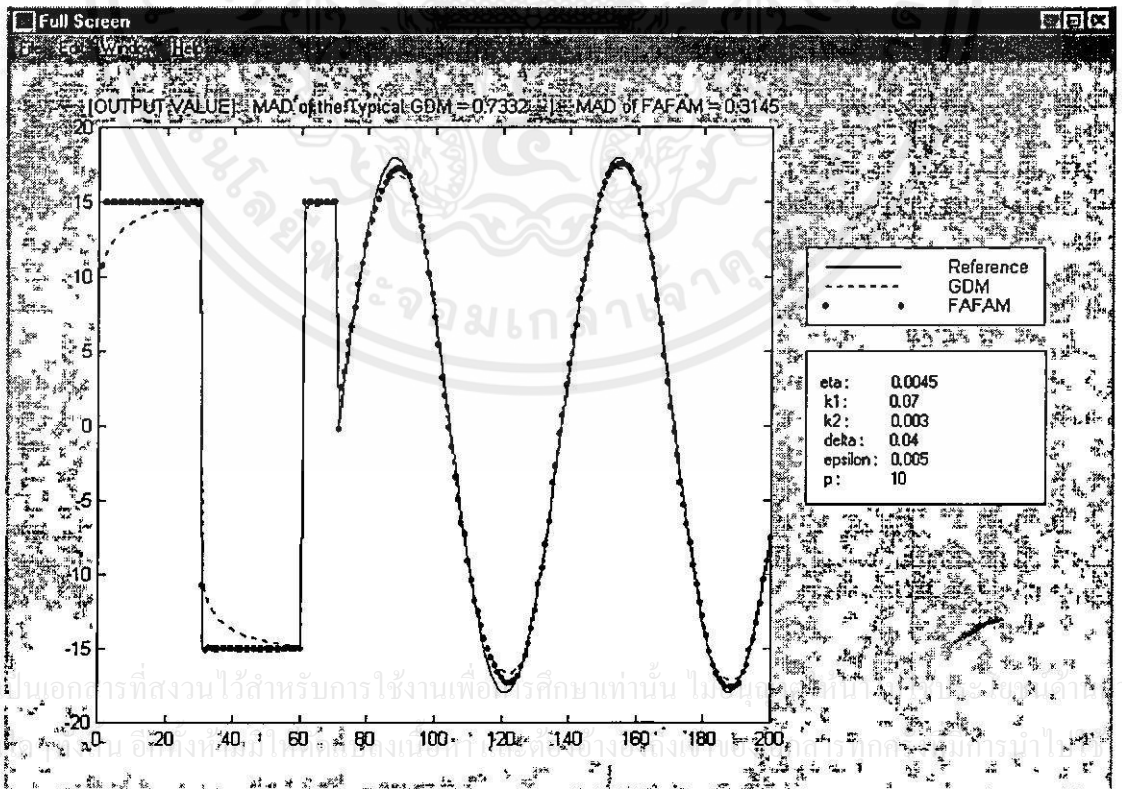
รูปที่ ก.5 แสดงกราฟของค่าเอาต์พุตที่ได้ (แกนนอนเป็นจำนวนรอบของการเรียนรู้ และแกนตั้งเป็นค่าเอาต์พุตที่ได้)

ซึ่งกราฟทั้งสองแบบนี้จะมีข้อความที่อยู่เหนือกราฟเป็นตัวบ่งบอกว่าเป็นกราฟชนิดใด พร้อมทั้งบ่งบอกค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อน (MAD) ของอัลกอริทึมที่เลือกใช้อีกด้วย และถ้าหากใช้คำสั่ง Full Screen จะได้กราฟออกมาดังรูปที่ ก.7

- ช่องรับค่าพารามิเตอร์และปุ่มคำสั่งต่างๆ ที่มักใช้เพื่อทำการทดลอง ประกอบด้วย
  - 1) Number of training data : เป็นช่องรับค่าของจำนวนรอบของการเรียนรู้ที่ต้องการใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์
  - 2) Number of Epoch : เป็นช่องรับค่าของจำนวนรอบของการเรียนรู้ที่ต้องการใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้แบบออนไลน์
  - 3) Number of fuzzy sets : เป็นช่องเลือกค่าของจำนวนฟังก์ชันเซตที่ต้องการใช้สร้างฟังก์ชันการเป็นสมาชิก ค่าที่มีให้เลือกคือ 3, 5, 7 และ 9
  - 4) Acceptable error : เป็นช่องรับค่านอร์มแบบ  $L_2$  ของค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตที่ยังยอมรับได้



รูปที่ ก.6 กราฟของค่านอร์มแบบ  $L_2$  ของค่าผิดพลาดของเอาร์ทพุท (แกนนอนเป็นจำนวนรอบของการเรียนรู้ และแกนตั้งเป็นค่านอร์มแบบ  $L_2$  ของค่าผิดพลาดของเอาร์ทพุท)



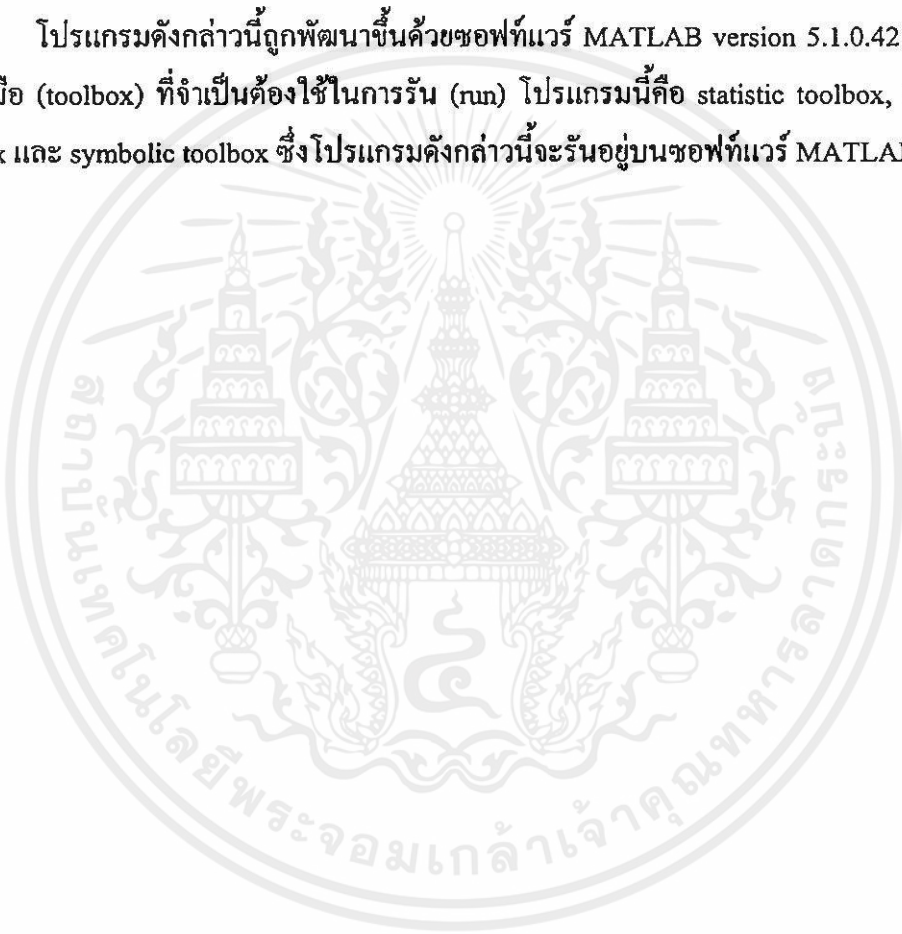
รูปที่ ก.7 แสดงหน้าจอหลังจากที่ใช้คำสั่ง Full Screen แล้ว

- 5)  $k_1$  : เป็นช่องรับค่าคงที่  $k_1$  ของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซีที่ได้นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้
- 6)  $k_2$  : เป็นช่องรับค่าคงที่  $k_2$  ของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซีที่ได้นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้
- 7) delta : เป็นช่องรับค่าคงที่  $\delta$  ของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซีที่ได้นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้
- 8) epsilon : เป็นช่องรับค่าคงที่  $\epsilon$  ของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซีที่ได้นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้
- 9)  $p$  : เป็นช่องรับลำดับที่  $p$  ของการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่  $\bar{E}$  ของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซีที่ได้นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้
- 10) eta : เป็นช่องรับค่าอัตราการเรียนรู้  $\eta$  ของวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท
- 11) Method : เป็นช่องเลือกอัลกอริทึมที่ใช้ในการปรับแต่งกฎฟัซซี ซึ่งค่าที่มีให้เลือกได้คือ Typical Gradient Descent Method, Fast Adaptive Fuzzy Autoregressive Model และ Both
- 12) Training Model : เป็นช่องเลือกแบบจำลองที่ต้องการให้ระบบฟัซซีจำลองในระหว่างขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์
- 13) Actual Model : เป็นช่องเลือกแบบจำลองใหม่ที่ต้องการให้ระบบฟัซซีจำลองในระหว่างขั้นตอนการเรียนรู้แบบออน-ไลน์
- 14) Load Result : เป็นปุ่มกดเพื่อเรียกดูผลการทดลองที่ได้บันทึกไว้แล้ว
- 15) Save Result : เป็นปุ่มกดเพื่อบันทึกผลการทดลอง
- 16) Clear Data : เป็นปุ่มกดเพื่อลบค่าพารามิเตอร์และผลที่ได้จากการทดลองเพื่อให้อำพารามิเตอร์ต่างๆ กลับสู่ค่าเริ่มต้น
- 17) Edit Parameters : เป็นปุ่มกดเพื่อปรับแต่งแก้ไขค่าพารามิเตอร์เพื่อใช้ทำการทดลองใหม่
- 18) Full Screen : เป็นปุ่มกดเพื่อนำผลการทดลองที่ได้ไปเปิดในหน้าต่างใหม่ที่มีขนาดเต็มจอภาพเพื่อให้สังเกตผลการทดลองได้สะดวกขึ้น
- 19) Switch Graph : เป็นปุ่มกดเพื่อสลับไปมาระหว่างกราฟที่แสดงค่าเอาต์พุตเปรียบเทียบกับจำนวนรอบของการเรียนรู้ และกราฟที่แสดงค่านอร์มแบบ  $L_2$  ของค่าความคิดพลาดของเอาต์พุต
- 20) Run : เป็นปุ่มกดเพื่อให้โปรแกรมทำการคำนวณหาผลการทดลองที่มีการนำไปใช้

21) Re-Train : เป็นช่องรองรับการเลือกที่จะทำให้โปรแกรมทำขั้นตอนการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ใหม่หรือไม่ ซึ่งถ้าไม่เลือกโปรแกรมจะคำนวณหาผลการทดลองโดยใช้ค่าพีชชีรีเลชันเดิมที่ได้จากการเรียนรู้แบบออฟ-ไลน์ครั้งล่าสุด

- แถบบอกสถานะ (Status bar) : คือเป็นกรอบสี่เหลี่ยมที่อยู่ด้านล่างสุดของจอภาพ ใช้บ่งบอกสถานะต่างๆ ของโปรแกรม

โปรแกรมดังกล่าวนี้ถูกพัฒนาขึ้นด้วยซอฟต์แวร์ MATLAB version 5.1.0.421 โดยกล่องเครื่องมือ (toolbox) ที่จำเป็นต้องใช้ในการรัน (run) โปรแกรมนี้คือ statistic toolbox, fuzzy logic toolbox และ symbolic toolbox ซึ่งโปรแกรมดังกล่าวนี้จะรันอยู่บนซอฟต์แวร์ MATLAB อีกทีหนึ่ง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข.

## ผลงานที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วารสารสารสนเทศลาดกระบัง

ฉบับที่ 2 ปีที่ 4 ประจำปี 2542

**Ladkrabang Information Journal**

Vol. 4 No. 2, 1999



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี

## A Rule Adaptive Algorithm for Fuzzy Systems

เดชา บุญญะโรตล\*\*

วราพจน์ กวีสุระเศรษฐ\*

### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออนไลน์ (on-line) และใช้เงื่อนไขแบบผสม (multi-criteria) โดยอัลกอริทึมที่นำเสนอจะประกอบด้วยอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซี (fuzzy rule) และพารามิเตอร์ (parameter) ที่เกี่ยวข้องจำนวน 2 อัลกอริทึมที่เป็นอิสระต่อกัน อัลกอริทึมแรกเป็นการปรับแต่งกฎฟัซซีที่มีอยู่ด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนชัน (gradient descent method) โดยใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต (output error) ที่ได้จากระบบฟัซซีมาเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง ส่วนอัลกอริทึมที่สองเป็นการปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ของการปรับแต่งกฎฟัซซีในแต่ละข้ออย่างอิสระต่อกันด้วยฟังก์ชันที่สร้างขึ้นโดยใช้ค่าความแตกต่างระหว่างฟัซซีรีเลชัน (fuzzy relation) ที่ได้จากระบบฟัซซีกับฟัซซีรีเลชันที่ได้จากข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงเป็นเงื่อนไขในการปรับเปลี่ยน ซึ่งเมื่อนำเอาทั้งสองอัลกอริทึมนี้มาใช้ในการปรับแต่งกฎฟัซซีร่วมกันแล้วระบบฟัซซีที่ได้จะมีความเร็วในการเรียนรู้มากกว่าและมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (mean error) น้อยกว่าระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง

การทดลองในบทความนี้เป็นกรณีจำลองระบบ (system modeling) ต่างๆ โดยจะเปรียบเทียบให้เห็นถึงความเร็วในการเรียนรู้และค่าความผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้กับระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนชันเพียงอย่างเดียว ซึ่งจากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้จะมีประสิทธิภาพในด้านความเร็วในการเรียนรู้และด้านความแม่นยำสูงกว่าระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนชันจริง

### Abstract

In this paper, an on-line multi-criteria fuzzy rule-adaptive algorithm is proposed. The proposed algorithm consists of two independent algorithms for adjusting existent fuzzy rules and some related parameters. First, the existent fuzzy rules are adapted by gradient descent method based on predicting error criteria. Another, a learning rate of the each fuzzy rule adaptation is adjusted by using a constructed function based on matching of relative distance of fuzzy rule confidence criteria. With combination of the two adapting criteria, the proposed algorithm has more speed of learning and less mean error value than the single-criterion, error correction-based fuzzy rule adaptive algorithms.

About experiments in this paper, for system modeling applications, the speed of learning and mean error value of the proposed algorithm is compared with the gradient descent method. As the simulation result, the proposed algorithm has more efficiency in speed of learning and accuracy than the gradient descent method one.

- 
- \* อาจารย์คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล.
  - \*\* นักศึกษาปริญญาโท คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

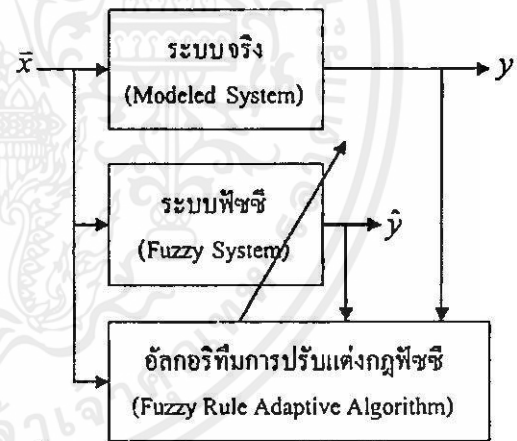
## 1. บทนำ

ระบบฟัซซีได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานหลายๆ ด้าน เช่นงานด้านการควบคุมระบบ [1], [2], งานด้านการพยากรณ์เชิงธุรกิจ [3], และอื่นๆ รวมถึงงานด้านการจำลองระบบ (system modeling) [4] ด้วย โดยเฉพาะในระบบที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) เนื่องจากกฎฟัซซีมีใจความสมบูรณ์อยู่แล้วในตัวและง่ายต่อความเข้าใจอีกทั้งมีความคิดใกล้เคียงกับการคิดหาเหตุผลของมนุษย์ ซึ่งโดยปกติแล้วกฎฟัซซีจะได้มาจากความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญและ/หรือจากข้อมูลเชิงตัวเลข (numerical data) [5] แต่กฎฟัซซีที่ถูกสร้างขึ้นมาด้วยวิธีการเหล่านี้จะไม่สามารถถูกปรับปรุงแก้ไขในระหว่างการใช้งานได้ ดังนั้นระบบอาจให้ค่าเอาต์พุตที่ผิดพลาดได้ถ้าหากสภาพการณ์ในขณะที่ใช้งานเปลี่ยนแปลงไปจากสภาพการณ์ในขณะออกแบบระบบ ด้วยเหตุนี้เองจึงได้มีผู้นำเสนออัลกอริทึมการปรับแต่งองค์ประกอบต่างๆ ของระบบฟัซซีออกมามากมาย [6], [7], [8], [9] ซึ่งอัลกอริทึมเหล่านี้จะใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต (output error) เป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง แต่ทั้งนี้การใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่งไม่สามารถทำให้ระบบมีการเรียนรู้ที่รวดเร็วเพียงพอได้ [10] จึงจำเป็นต้องนำเงื่อนไขอื่นเข้ามาช่วย ซึ่งอัลกอริทึมที่น่าเสนอในบทความนี้จะประกอบด้วย 2 อัลกอริทึมด้วยกัน อัลกอริทึมแรกเป็นการปรับแต่งกฎฟัซซีที่มีอยู่ (กฎฟัซซีเหล่านี้จะถูกสร้างขึ้นจากความรู้และประสบการณ์และ/หรือข้อมูลเชิงตัวเลขก็ได้) ด้วยใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเซนท (gradient descent) โดยใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง ส่วนอัลกอริทึมที่สองเป็นการปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ของการปรับแต่งกฎฟัซซีในแต่ละข้ออย่างอิสระต่อกัน

ด้วยฟังก์ชันที่สร้างขึ้นโดยใช้ค่าความแตกต่างระหว่างฟัซซีรีเลชัน (fuzzy relation) ที่ได้จากระบบฟัซซีกับฟัซซีรีเลชันที่ได้จากข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงเป็นเงื่อนไขในการปรับเปลี่ยน ซึ่งเมื่อนำเอาทั้งสองอัลกอริทึมที่เป็นอิสระต่อกันนี้มาใช้ในการปรับแต่งกฎฟัซซีร่วมกันแล้ว ระบบฟัซซีที่ได้จะมีความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำมากกว่าระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเพียงอย่างเดียวเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง

## 2. อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบเงื่อนไขผสม

อัลกอริทึมการปรับแต่งที่น่าเสนอในบทความนี้เป็นอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออนไลน์ (on-line) และเงื่อนไขผสม (multi-criteria) ซึ่งมีอธิบายเป็นแผนภาพได้ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 แสดงแผนภาพการทำงานของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบเงื่อนไขผสม

ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังนี้ เมื่ออินพุต  $\bar{x}$  เข้ามาในระบบจะถูกนำไปใช้ใน 3 ส่วน คือ 1) ระบบจริง (modeled system) ซึ่งจะได้ค่าเอาต์พุตจริง  $y$  ออก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มาตามกลไกของระบบจริงนั้นๆ , 2) ระบบฟัซซี (fuzzy system) ที่ถูกจำลองขึ้นตามระบบจริงด้วยวิธีการของฟัซซีลอจิก ซึ่งจะทำให้ได้ค่าเอาต์พุต  $\hat{y}$  ออกมา และ 3) อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซี (fuzzy rule adaptive algorithm) ซึ่งค่าอินพุตนี้จะถูกใช้ควบคู่กับค่าเอาต์พุต  $y$  และ  $\hat{y}$  เพื่อนำไปใช้ปรับแต่งกฎฟัซซีต่อไป

กฎฟัซซีที่ใช้ในอัลกอริทึมนี้มีรูปแบบดังนี้ “กฎฟัซซีข้อที่  $\ell$ : ถ้า  $x_1$  เป็น  $A_1^{(\ell)}$  และ  $x_2$  เป็น  $A_2^{(\ell)}$  และ ... และ  $x_n$  เป็น  $A_n^{(\ell)}$  แล้ว  $y$  เป็น  $B^{(\ell)}$ ” โดยที่  $x_i$  คืออินพุตตัวที่  $i$  ของระบบ,  $y$  คือเอาต์พุต,  $A_i^{(\ell)}$  และ  $B^{(\ell)}$  เป็นฟัซซีเซตของอินพุตและเอาต์พุตของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  ตามลำดับ ส่วนค่าระดับความเชื่อมั่น (degree of confidence) ที่อินพุต  $x_i$  จะสัมพันธ์กับเอาต์พุต  $y$  เขียนแทนด้วย  $D^{(\ell)}$  นิยามได้ดังนี้

$$D^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot \mu_{B^{(\ell)}}(y) \dots (1)$$

และจากการอนุมานเชิงพีชคณิต (algebraic product inference) และตัวคิฟัซซีฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลาง (center average defuzzifier) สามารถหาค่าเอาต์พุตของระบบฟัซซีได้ดังนี้

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}}}{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}}} \dots (2)$$

เมื่อ  $\mu_{y^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i)$  คือค่าระดับของเอาต์พุตที่ได้จากกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$ ,  $y^{(\ell)}$  คือค่ากลาง (center) ของฟัซซีเซตของเอาต์พุตของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  และ  $m$  คือจำนวนกฎฟัซซีที่มีอยู่ในฐานกฎฟัซซีรวม (combined fuzzy rule base)

อัลกอริทึมแรกเป็นการปรับแต่งค่าระดับความเชื่อมั่น  $D^{(\ell)}$  หรือฟัซซีรีเลชัน ด้วยวิธีการเกรเดียนท์ คิเซนท์ โดยใช้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตเป็นเงื่อนไขในการปรับแต่ง ฟังก์ชันราคาที่ใช้ในอัลกอริทึมนี้คืออนอร์มแบบแอลทู ( $L_2$ -norm) ซึ่งนิยามได้ดังนี้

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2 \dots (3)$$

เมื่อ  $y_i$  คือค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงจากระบบจริง และ  $\hat{y}_i$  คือค่าเอาต์พุตที่ได้มาจากระบบฟัซซี ดังนั้นเกรเดียนท์ของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  เขียนแทนด้วย  $\nabla^{(\ell)}$  หาได้โดย

$$\begin{aligned} \nabla^{(\ell)} &= \frac{\partial E}{\partial D^{(\ell)}} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}} \cdot \frac{\partial \hat{y}}{\partial D^{(\ell)}} \\ &= \mu_{y^{(\ell)}} (\hat{y} - y) \left( y^{(\ell)} \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} - \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} y^{(\ell)} \right) / \\ &\quad \left( \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} \right)^2 \dots (4) \end{aligned}$$

ดังนั้นฟัซซีรีเลชันจะหาได้โดย

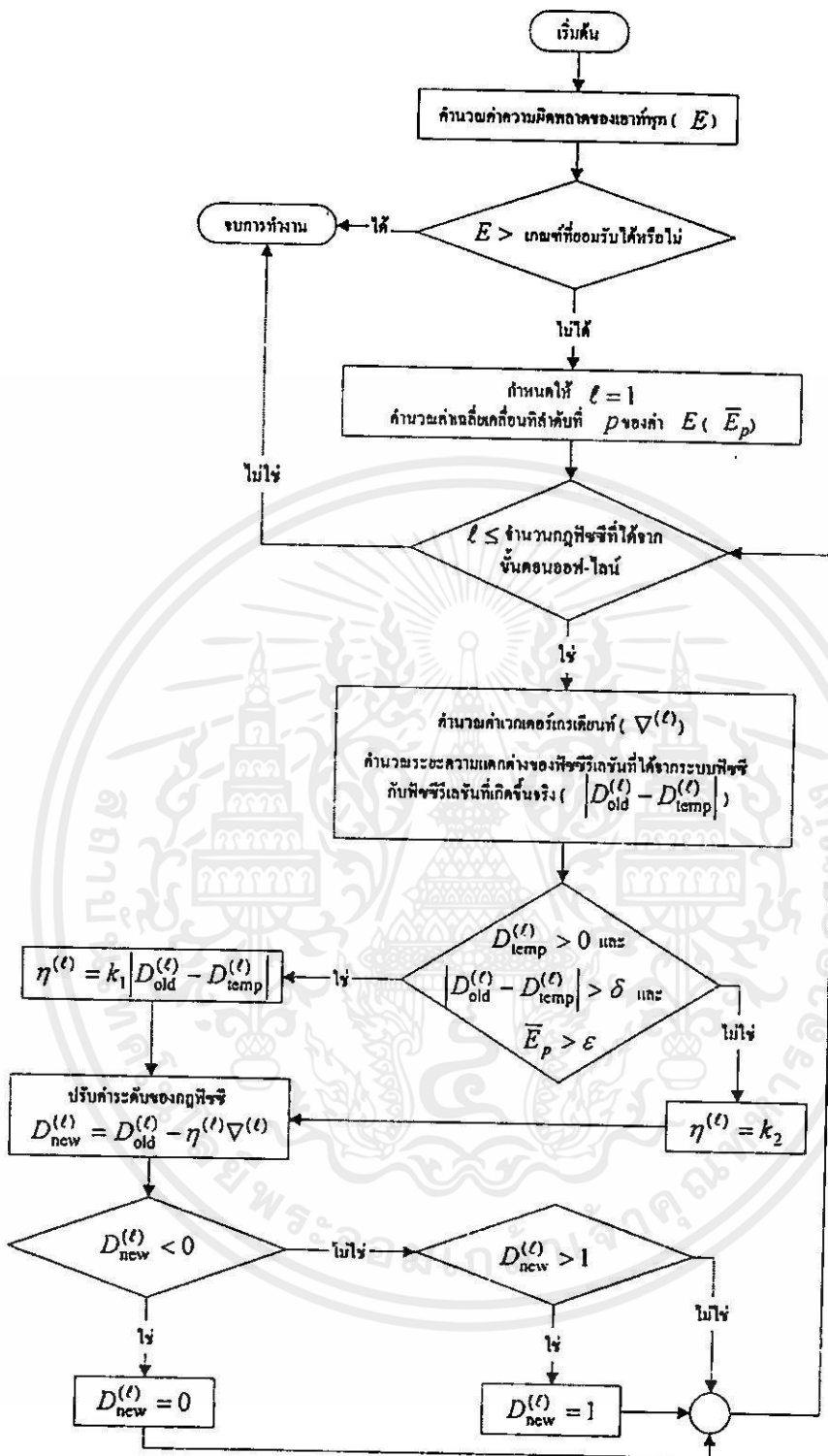
$$D_{new}^{(\ell)} = \begin{cases} 0 & : D_{old}^{(\ell)} - \eta \nabla^{(\ell)} < 0 \\ 1 & : D_{new}^{(\ell)} - \eta \nabla^{(\ell)} > 1 \\ D_{old}^{(\ell)} - \eta \nabla^{(\ell)} & ; \text{อื่นๆ} \dots (5) \end{cases}$$

เมื่อ  $D_{old}^{(\ell)}$ ,  $D_{new}^{(\ell)}$  คือค่าฟัซซีรีเลชันที่ได้จากระบบฟัซซีก่อนและหลังการปรับแต่งตามลำดับ และ  $\eta$  คืออัตราการเรียนรู้

ส่วนอัลกอริทึมที่สองเป็นการปรับแต่งค่าอัตราการเรียนรู้ในสมการที่ 5 โดยใช้ค่าความแตกต่างระหว่างค่าฟัซซีรีเลชันที่ได้จากระบบฟัซซีกับค่าฟัซซีรีเลชันที่ได้จากระบบจริงเป็นเงื่อนไขในการปรับเปลี่ยน ค่าฟัซซีรีเลชันที่ได้จากระบบฟัซซีเขียนแทนด้วย  $D_{old}^{(\ell)}$  ส่วนค่าฟัซซีรีเลชันที่ได้จากระบบจริงเขียนแทนด้วย  $D_{temp}^{(\ell)}$  สามารถคำนวณได้โดยตรง

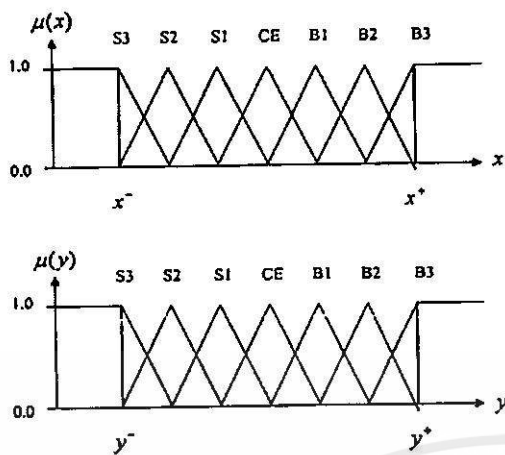
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้





รูปที่ 2 แผนภาพโฟลว์ชาร์ตแสดงการทำงานของอัลกอริทึมแบบกฎเกณฑ์ผสมในการปรับแต่งกฎฟuzzy

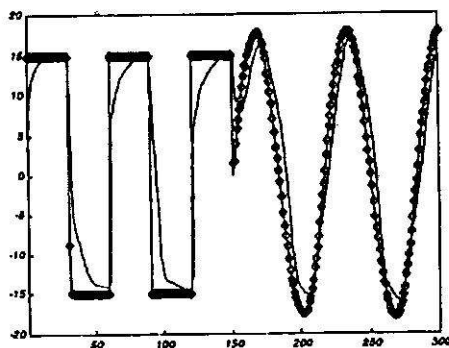
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3 แสดงฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในการทดลอง โดยกำหนดให้ค่าส่วนใหญ่ของอินพุตและเอาต์พุตจะอยู่ในช่วงโดเมน  $[x^-, x^+]$  และ  $[y^-, y^+]$  ตามลำดับ

### 3.1 ระบบอย่างง่าย

ในขั้นตอนออฟ-ไลน์จะใช้ระบบ  $y=2x$  เพื่อสร้างฐานกฎฟัซซีรวม จากนั้นในขั้นตอนออนไลน์จะให้ระบบเปลี่ยนไปเป็น  $y=3x$  เพื่อสังเกตดูความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำของค่าเอาต์พุตที่ได้ระหว่างระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งที่ได้นำเสนอกับระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียว ซึ่งผลการทดลองแสดงได้ดังรูปที่ 4 โดยค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ได้นำเสนอเป็นมีค่าเท่ากับ 0.1911 ในขณะที่ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 3.2248 จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ได้นำเสนอนี้จะมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียว

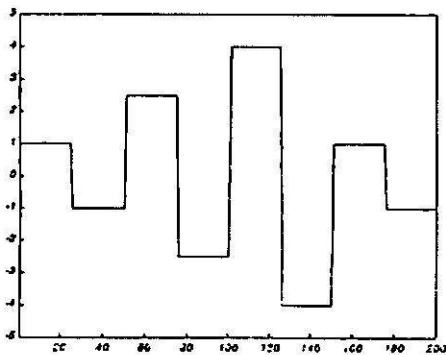


รูปที่ 4 แสดงผลการทดลองของระบบอย่างง่าย โดยที่เส้นทึบ ( — ) คือค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง, เส้นประ ( - - - ) คือค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียว, และเส้นทึบที่มีเครื่องหมายสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูนทับอยู่ ( ◆◆◆ ) คือค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ได้นำเสนอ

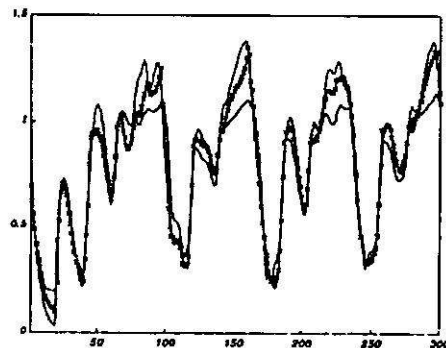
### 3.2 ระบบวานเดโพล

ในขั้นตอนออฟ-ไลน์จะใช้ระบบวานเดโพล  $(\ddot{y} + 2a(y^2 - 1)\dot{y} + by = cu(t))$  โดยที่  $a=3$ ,  $b=2$  และ  $cu(t)=0$  เพื่อสร้างฐานกฎฟัซซีรวม จากนั้นในขั้นตอนออนไลน์จะเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ (parameter) ของระบบเป็น  $a=1$ ,  $b=1$ ,  $c=1$  และ  $u(t)$  มีค่าดังรูปที่ 5 ซึ่งผลการทดลองแสดงได้ดังรูปที่ 6 โดยค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ได้นำเสนอเป็นมีค่าเท่ากับ 0.1088 ในขณะที่ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 0.1403 จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ได้นำเสนอนี้จะมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนทร์เพียงอย่างเดียว

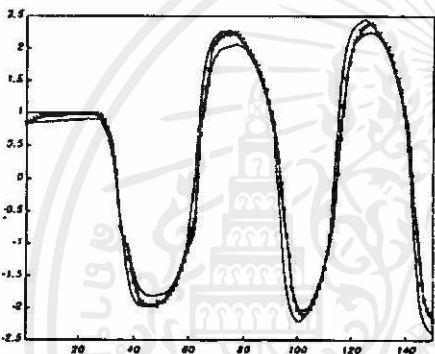
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5 แสดงค่าของฟังก์ชัน  $u(t)$  ที่ใช้ขั้นตอน ออน-ไลน์ของระบบควบคุม



รูปที่ 7 แสดงผลการทดลองของระบบอนุกรมเวลา แม็กคีย์-กลาส โดยที่เส้นทึบ (—) คือค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง, เส้นประ (---) คือค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบ ฟิชซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ที่เชิงพื้นที่อย่างเดียว, และเส้นทึบที่มีเครื่องหมายกากบาทอยู่ (XXX) คือ ค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟิชซีที่ใช้อัลกอริทึมการ ปรับแต่งกฎฟิชซีที่ได้นำเสนอ



รูปที่ 6 แสดงผลการทดลองของระบบควบคุม โดยที่เส้นทึบ (—) คือค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง, เส้นประ (---) คือค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟิชซีที่ใช้วิธีการ เกรเดียนต์ที่เชิงพื้นที่อย่างเดียว, และเส้นทึบที่มี เครื่องหมายกากบาทอยู่ (XXX) คือค่าเอาต์พุตที่ได้ จากระบบฟิชซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟิชซีที่ ได้นำเสนอ

เมื่อ  $\tau > 17$ ) โดยให้  $\tau = 30$  เพื่อสร้างฐานกฎฟิชซี รวมจากนั้นในขั้นตอนออนไลน์จะให้ค่า  $\tau = 20$  ซึ่ง ผลการทดลองแสดงได้ดังรูปที่ 7 โดยค่าความผิดพลาด เฉลี่ยของระบบฟิชซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่ง กฎฟิชซีที่ได้นำเสนอเป็นมีค่าเท่ากับ 0.0304 ในขณะที่ ในขณะที่ยังค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของระบบฟิชซีที่ใช้วิธี การเกรเดียนต์เชิงพื้นที่เพียงอย่างเดียวมีค่าเท่ากับ 0.0795 จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าระบบฟิชซีที่ใช้อัลกอริทึม การปรับแต่งกฎฟิชซีที่ได้นำเสนอนี้จะมีความเร็วในการ เรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าระบบฟิชซีที่ใช้ วิธีการเกรเดียนต์เชิงพื้นที่เพียงอย่างเดียว

3.3 ระบบอนุกรมเวลาแม็กคีย์-กลาส

ในขั้นตอนออฟ-ไลน์จะใช้ระบบอนุกรมเวลา

$$\text{แม็กคีย์-กลาส } \left( \frac{dx(t)}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \right)$$

4. สรุป

เนื่องจากอัลกอริทึมการปรับแต่งที่ได้นำเสนอนี้ เป็นอัลกอริทึมแบบเงื่อนไขผสม ซึ่งมีการนำเอา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารสนเทศที่มีอยู่ในระบบมาใช้งานมากกว่าอัลกอริทึมแบบเงื่อนไขเดี่ยว (single-criterion) อีกทั้งเงื่อนไขทั้งสองนี้ยังเป็นอิสระต่อกัน ดังนั้นระบบฟัซซีที่ได้จึงมีความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึมแบบเงื่อนไขเดี่ยว จากผลการทดลองข้างต้นซึ่งเป็นงานจำลองระบบต่างๆ จะเห็นได้ว่าระบบฟัซซีที่ใช้อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ได้นำเสนอจะมีความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำมากกว่าระบบฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท์เพียงอย่างเดียว

## 5 หนังสืออ้างอิง

- [1] Driankov, D. et. al. An Introduction to Fuzzy Control. Berlin : Springer-Verlag. 1993.
- [2] Lee, C.C. "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller – Part I/II." IEEE Trans. Syst. Man Cybern. vol. 20, no. 2, Mar./Apr. 1990. pp. 404-435.
- [3] von Altrock, C. Fuzzy Logic and Neurofuzzy Applications in Business and Finance. New Jersey : Prentice-Hall, 1997.
- [4] Pedrycz, W. Fuzzy Control and Fuzzy Systems. 2<sup>nd</sup> ed. Tounton : RSP. 1993.
- [5] Wang, L.-X. and Mendel, J.M. "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples." IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 22, no. 6, Nov./Dec., 1992, pp. 1414-1427.
- [6] He S., Tan S., Hang C.. "Control of Dynamic Processes Using an On-Line Rule Adaptive Fuzzy Control System."

Fuzzy Sets and Systems., vol. 54,1993, pp 11-22.

- [7] Nie, J. and Lee, T.H. "Self-Organizing Rule-Based Control of Multivariable Nonlinear Servomechanisms." Fuzzy Sets Syst., vol. 91, no. 3, 1997, pp.285-304.
- [8] Lotfi, A. and Tsoi, A.C. "Learning Fuzzy Inference Systems Using an Adaptive Membership Function Scheme." IEEE Trans. Syst. Man Cybern. vol. 26, no. 2, Apr. 1996. pp. 326-331.
- [9] Rao, M.V.C. and Prahlad, V. "A Tunable Fuzzy Logic Controller for Vehicle-Active Suspension Systems." Fuzzy Sets Syst., vol. 85, no. 1, Jan., 1997, pp. 11-21.
- [10] Nozaki, K. and Ishibuchi, H. "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems." IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 4, no. 3, Aug. 1994. Pp. 238-250.

## 6. ภาคผนวก

ในหัวข้อนี้จะแสดงบทพิสูจน์การหาค่าเอาต์พุตของระบบฟัซซีที่ได้จากตัวตีฟัซซีฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลางดังนี้ จากตัวตีฟัซซีฟายค่าเฉลี่ยค่ากลางซึ่งนิยามด้วย

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m y^{(\ell)} f^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m f^{(\ell)}} \dots \dots \dots (10)$$

เมื่อ  $y^{(\ell)}$  คือค่ากลางของฟัซซีเซตของเอาต์พุตของกฎฟัซซีข้อที่  $\ell$  และ  $f^{(\ell)}$  คือค่าระดับความ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สัมพันธที่มากที่สุดระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตของกฎ  
ข้อที่  $\ell$  ซึ่งจะได้ว่า

$$f^{(\ell)} = \sup_y \left\{ \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot \mu_{B^{(\ell)}}(y) \cdot D^{(\ell)} \right\}$$

$$= \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot D^{(\ell)} \cdot \sup_y \{ \mu_{B^{(\ell)}}(y) \} \dots \dots \dots (11)$$

เนื่องจาก  $\sup_y \{ \mu_{B^{(\ell)}}(y) \} = \mu_{B^{(\ell)}}(y^{(\ell)}) = 1$  ดังนั้น

$$f^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot D^{(\ell)} \dots \dots \dots (12)$$

และเมื่อกำหนดให้  $\mu_{y^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i)$  จะได้ว่า

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m y^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} D^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m \mu_{y^{(\ell)}} D^{(\ell)}} \dots \dots \dots (13)$$

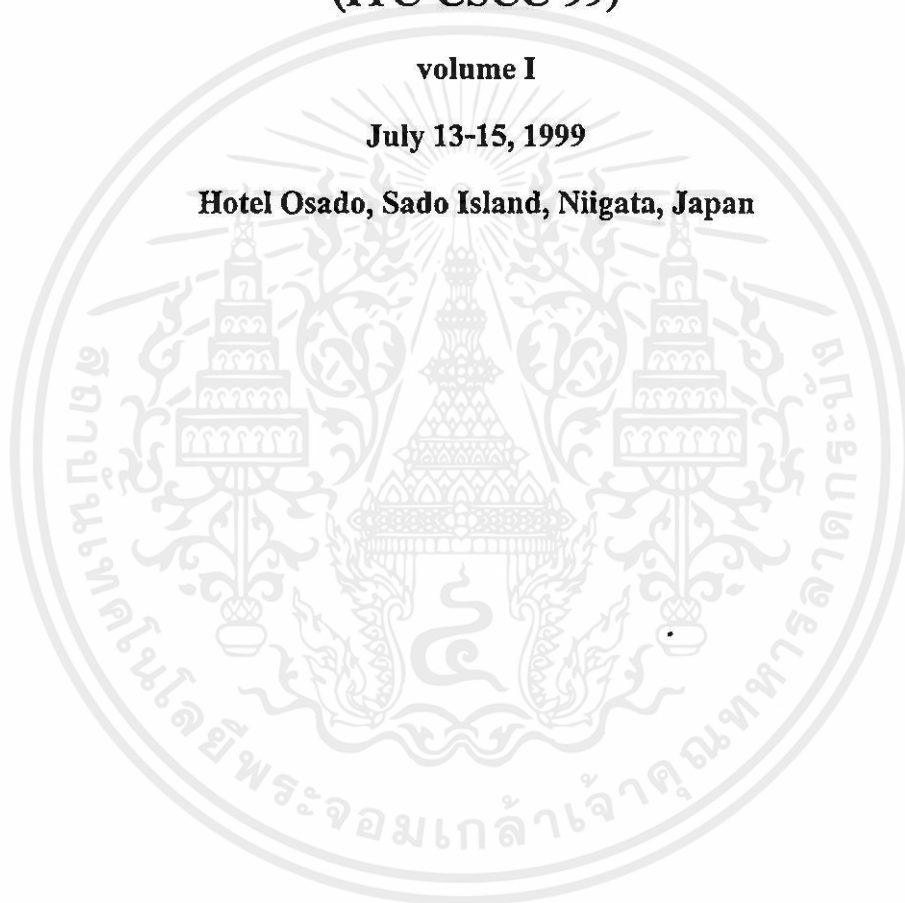
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**Proceedings of**  
**the 1999 International Technical Conference on**  
**Circuits / Systems, Computers and Communications**  
**(ITC-CSCC'99)**

**volume I**

**July 13-15, 1999**

**Hotel Osado, Sado Island, Niigata, Japan**



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# An On-line Rule Adaptive Learning for Fuzzy Systems

Worapoj Kreesuradej and Decha Bunyarodol

Advanced Computer Application and Design Research Group,  
Faculty of Information Technology,  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang,  
Bangkok, 10520, Thailand.

Tel: (662)737-2551-4 ext. 522, Fax: (662)326-9074, Email: worapoj@it.kmitl.ac.th

**Abstract:** In this paper, an on-line rule adaptive learning for fuzzy systems is proposed. The proposed learning consists of two independent criteria for adjusting the fuzzy rules and some related parameters. First, the proposed learning adapts the existent fuzzy rules by gradient descent method based on predicting error criteria. In addition to rule adaptation, the learning rate of each rule adaptation can also be adjusted based on matching of rule confidence of each fuzzy rule. With the combination of the two independent criteria for adaptation, the proposed learning can increase the speed of learning.

## 1. Introduction

Fuzzy systems have been successfully applied for solving a variety of problems. In many applications, fuzzy systems are considered applicable to model systems that are complex, nonlinear. For modeling applications, fuzzy rules are usually derived from human experts as linguistic knowledge or numerical data. Recently, several methods have been proposed for building fuzzy rules from numerical data or human experts [1, 2]. Once the fuzzy rules are constructed by their approaches, they will not be modified during operating the fuzzy models. Thus, their approaches fail to deal with modeling problems when parameters of modeled systems change after designing fuzzy rules. As a result, they may give erroneous outputs.

Several adaptive schemes have been proposed to deal with parameter change of modeled systems [3, 4, 5]. Their adaptive schemes are based on an error correction-based learning to adjust related parameters of the fuzzy models to deal with such problem. However, using an error-based learning for adjusting related parameters of fuzzy models alone is not sufficient to allow rapid adaptation [6]. Unlike the previous works, this paper proposes an on-line rule adaptive learning to deal with parameter change of modeled systems. The proposed learning consists of two adaptation criteria for adjusting fuzzy rules and some related parameters. First, the proposed learning adapts existent fuzzy rules by gradient descent method based on predicting error criteria. In addition to rule adaptation, the learning rates of the adaptive learning can also be adjusted based on matching of rule confidence of each fuzzy rule. With the combination of the two adapting criteria, the proposed learning can increase the speed of learning.

## 2. An On-line Rule Adaptive Learning

The diagram of the on-line adaptive learning is shown in figure 1.

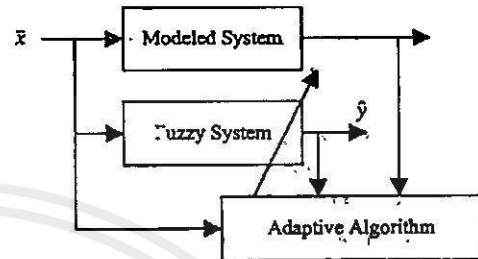


Figure 1. an on-line adaptive learning diagram

Here, fuzzy rules have the following form:

Rule  $\ell$  : IF  $x_1$  is  $A_1^\ell$  AND  $x_2$  is  $A_2^\ell$  AND ... AND  $x_n$  is  $A_n^\ell$  THEN  $y$  is  $B^\ell$ .

Where  $x_i$ s are inputs of the fuzzy system and  $y$  is output of modeled system. Then the degree of confidence which  $x_i$ s are related to  $y$ ,  $D^{(\ell)}$ , is defined by:

$$D^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^\ell}(x_i) \right) \cdot \mu_{B^\ell}(y). \quad (1)$$

With algebraic product inference and center average defuzzifier, the output of the fuzzy system is defined as

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}}}{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}}}, \quad (2)$$

where  $\mu_{y^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^\ell}(x_i)$  denotes the degree of output from the  $\ell^{\text{th}}$  rule,  $y^{(\ell)}$  denotes the center value, and  $m$  is the number of fuzzy rules in the combined fuzzy rule base.

According to the equation 2, the learning proposes to adjust  $D^{(\ell)}$  in on-line fashion to deal with the parameter change of modeled system. Here, the gradient descent method based on predicting error criteria is proposed for adjusting  $D^{(\ell)}$ . The derivation of the adaptive scheme is show as bellows.

Given,

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2, \quad (3)$$

where  $y_i$  is an actual output and  $\hat{y}_i$  is a predicting output.

So the gradient of the  $\ell^{\text{th}}$  rule is

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\nabla^{(l)} = \frac{\partial E}{\partial D^{(l)}} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial D^{(l)}} \quad (4)$$

$$= \frac{\mu_{j(n)}(\bar{y} - y)Xy^{(n)} \sum_{i=1}^m D^{(l)} \mu_{j(n)}^{(i)} - \sum_{i=1}^m D^{(l)} \mu_{j(n)}^{(i)} y^{(n)}}{(\sum_{i=1}^m D^{(l)} \mu_{j(n)}^{(i)})^2}$$

Then, the learning rule for  $D^{(l)}$  by gradient method based on predicting error criteria is

$$D_{new}^{(l)} = D_{old}^{(l)} - \eta \nabla^{(l)} \quad (5)$$

where  $\eta$  is a learning rate.

As mentioned before, the proposed learning also has matching criteria of rule confidence of each fuzzy rule for adjusting related adjusted parameters. According to the Eq. 1, a new value of  $D^{(l)}$ ,  $D_{temp}^{(l)}$ , can be found directly from new input-output data during on-line learning process.  $D_{temp}^{(l)}$  cannot directly replace  $D^{(l)}$  because it will make the fuzzy model memorize training data rather than generalize from training data. However, the information about the new value of  $D^{(l)}$ ,  $D_{temp}^{(l)}$ , gives some clues about how much the  $D_{old}^{(l)}$  need to be adjusted to deal with parameter change of the modeled system. Thus, this paper incorporate this information about the new value of  $D^{(l)}$ ,  $D_{temp}^{(l)}$ , into learning rules scheme in the Eq. 5. Here, the learning rate is designed to be function of the matching of relative distance between  $D_{old}^{(l)}$  and  $D_{temp}^{(l)}$ . The learning rate for rule the  $l^{th}$  is defined as

$$\eta^{(l)} = \begin{cases} k_1 |D_{old}^{(l)} - D_{temp}^{(l)}| : D_{temp}^{(l)} > 0 \text{ and } |D_{old}^{(l)} - D_{temp}^{(l)}| > \delta \text{ and } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 : \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

where  $\bar{E}_p$  is the  $p^{th}$  order moving average of  $E$ , and  $k_1, k_2, \delta, \varepsilon$  are appropriate constants.

In summary, the on-line rule adaptive learning for  $D^{(l)}$  is:

$$D_{new}^{(l)} = D_{old}^{(l)} - \eta^{(l)} \nabla^{(l)} \quad (7)$$

where

$$\eta^{(l)} = \begin{cases} k_1 |D_{old}^{(l)} - D_{temp}^{(l)}| : D_{temp}^{(l)} > 0 \text{ and } |D_{old}^{(l)} - D_{temp}^{(l)}| > \delta \text{ and } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 : \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

and

$$\nabla^{(l)} = \frac{\mu_{j(n)}(\bar{y} - y) \left( y^{(n)} \sum_{i=1}^m D^{(l)} \mu_{j(n)}^{(i)} - \sum_{i=1}^m D^{(l)} \mu_{j(n)}^{(i)} y^{(n)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^m D^{(l)} \mu_{j(n)}^{(i)} \right)^2} \quad (9)$$

With the two independent criteria for adjusting  $D^{(l)}$ , the preliminary simulation results are shown that the learning speed is improved. With the two independent criteria for adjusting  $D^{(l)}$ , the adaptive learning utilizes more available information than the typical error correction base learning methods. In addition, fault adjustment of  $D_{new}^{(l)}$  can be reduced because fault adjustment due to one criteria has no effect on the adjustment from another criteria. As a result, the proposed learning can increase the speed of

learning. The following section shows the preliminary simulation results of the proposed learning.

### 3. Simulations

To demonstrate the learning performance of the proposed learning, a fuzzy system is used to model a simple system,  $Y = 3X$  as shown in figure 1. In off-line modeling, the fuzzy rules are constructed form a set of input-output data of  $Y = 2X$ . Then during operating, fuzzy rules are adjusted according to the proposed learning to deal with the changing parameter. The simulation results for onlie modeling are shown in figure 2 and figure 3. The simulation results are shown that the learning speed is improved when compared with typical gradient based learning.

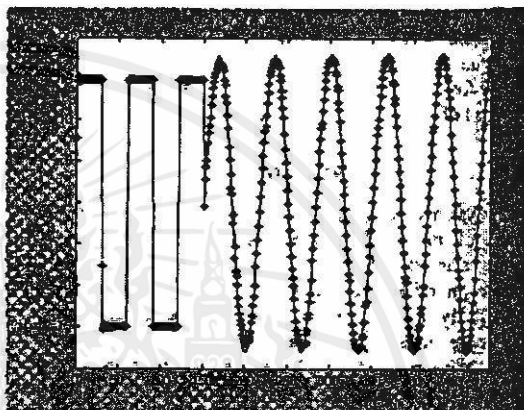


Figure 2. The result from the proposed on-line rule adaptive learning ( $Y = \text{solid line}$ ,  $Y_{\text{estimate}} = +$ )

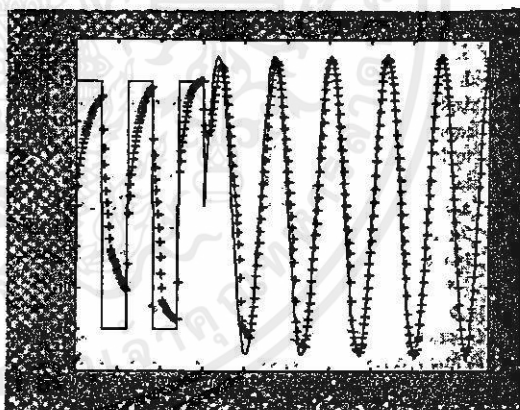


Figure 3. The result from the typical gradient based learning when  $\eta = 0.0015$  ( $Y = \text{solid line}$ ,  $Y_{\text{estimate}} = +$ )

As another simulation, a fuzzy system is used to model the Van De Pol model, i.e.,  $(\ddot{y} + 2a(y^2 - 1)\dot{y} + by = c(t))$ . First, the Van De Pol model

is transformed to be a discrete time model by the backward difference method with sampling period 0.1 sec. Then, in off-line modeling, the fuzzy rules are constructed from a set of input-output data when  $a = 2$ ,  $b = 3$ , and  $c(t) = 0$ . During online simulation,  $a$  and  $b$  of the Van De Pol model is set to 1 and 1 respectively. In addition, the value of  $c(t)$  is changed as shown in figure 4. Then during online adaptation, the fuzzy model is adjusted according to the proposed adaptive learning. The simulation result is shown in figure 5. The simulation result is also shown that the learning speed is improved when compared with typical gradient based learning.

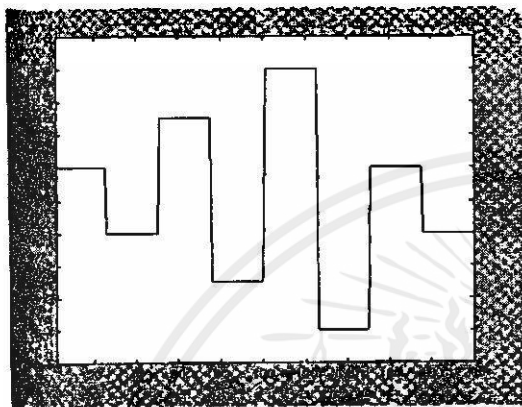


Figure 4: The value of  $c(t)$  during online simulation

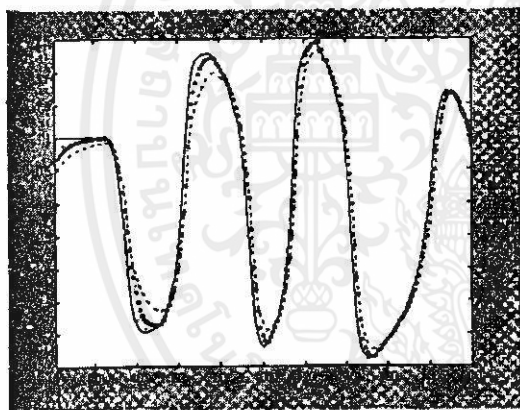


Figure 5: The results from the Van De Pol model: dot line is the result from the proposed learning, the dash line is the result from the gradient algorithm.

#### 4. Conclusion

In this paper, an on-line rule adaptive learning for fuzzy systems is proposed. From the simulation results, the proposed learning provides the better performance than the typical gradient based learning. In the future, the further comprehensive study and testing the proposed adaptive learning with complex model such as the Van De Pol model, the ball and beam model will be reported.

#### 5. Reference

- [1] C. Batur, V. Kasparian, "Model based fuzzy control," *Math. Compute. Modeling*, vol. 15, no. 12, pp. 3-14, 1991.
- [2] L. X. Wang, and J.M. Mendel, "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 22, no. 6, pp. 1414-1427, Nov. 1991.
- [3] E. Cox, "Adaptive fuzzy systems," *IEEE Spectrum*, pp. 27-31, Feb. 1993.
- [4] S. He, S. Tan, C. Hang, "Control of dynamic processes using an on-line rule adaptive fuzzy control system," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, pp. 11-22, 1993.
- [5] A. Lotfi, and A.C. Tsoi, "Learning Fuzzy Inference Systems Using an Adaptive Membership Function Scheme." *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 26, no. 2, pp. 326-331, Apr. 1996.
- [6] K. Nozaki, and H. Ishibuchi, "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems." *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 4, no. 3, pp. 238-250, Aug. 1994.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**Proceedings of  
Artificial Neural Networks in Engineering Conference  
(ANNIE'99)**

**November 7-10, 1999**

**St. Louis, Missouri, U.S.A.**



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## A FAST ADAPTIVE FUZZY AUTOREGRESSIVE MODEL

**WORAPOJ KREESURADEJ**

Advanced Computer Application  
and Design Research Group,  
Faculty of Information Technology,  
King Mongkut's Institute of  
Technology Ladkrabang,  
Bangkok, 10520, Thailand

**DECHA BUNYARODOL**

Advanced Computer Application  
and Design Research Group,  
Faculty of Information Technology,  
King Mongkut's Institute of  
Technology Ladkrabang,  
Bangkok, 10520, Thailand

### ABSTRACT

In this paper, a fuzzy autoregressive model with a multiple criteria adaptive algorithm is proposed. The proposed algorithm consists of two independent criteria for adjusting the fuzzy rules and some related parameters. First, the proposed algorithm adapts the existent fuzzy rules by gradient descent method based on predicting error criteria. In addition to rule adaptation, the learning rate of each rule adaptation can also be adjusted based on matching of rule confidence of each fuzzy rule. With the combination of the two independent criteria for adaptation, the proposed algorithm can increase the speed of learning.

### INTRODUCTION

Fuzzy systems have been applied for solving a variety of problems. As one area of the applications, fuzzy systems are applicable to model systems that are complex and nonlinear. Most applications of fuzzy modeling rely on the framework of autoregressive model. This is the case because the input values for the fuzzy models can be easily identified: they are simply the lagged values of the time series themselves. Recently, several methods have been proposed for building fuzzy rules from numerical data or human experts. Once the fuzzy rules are constructed by their approaches, they will not be modified during operating the fuzzy autoregressive models. Thus, their approaches fail to deal with modeling problems when parameters of modeled systems change after designing fuzzy rules.

There are several adaptive schemes based on an error correction-based learning have been proposed to deal with such problem (Bartur and Kasparian, 1991), (Cox, 1993), (He et al., 1993), (Lotfi and Tsoi, 1994). However, using an error correction-based learning for adjusting related parameters of fuzzy models alone is not sufficient to allow rapid adaptation (Nozaki, 1996). Unlike the previous works, this paper proposes an multiple criteria adaptive algorithm for identifying a fuzzy autoregressive model in on-line fashion. The fuzzy autoregressive model with the proposed adaptive algorithm is called a fast adaptive fuzzy autoregressive model.

เอกสารนี้เป็นลิขสิทธิ์ของสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## AN ADAPTIVE ALGORITHM FOR A FAST ADAPTIVE FUZZY AUTOREGRESSIVE MODEL

The architecture for the proposed adaptive algorithm is illustrated in Fig. 1. The modeled system in Fig. 1 is a wide class of nonlinear autoregressive systems that can be represented by the following nonlinear difference equation model (Chen et al, 1991):

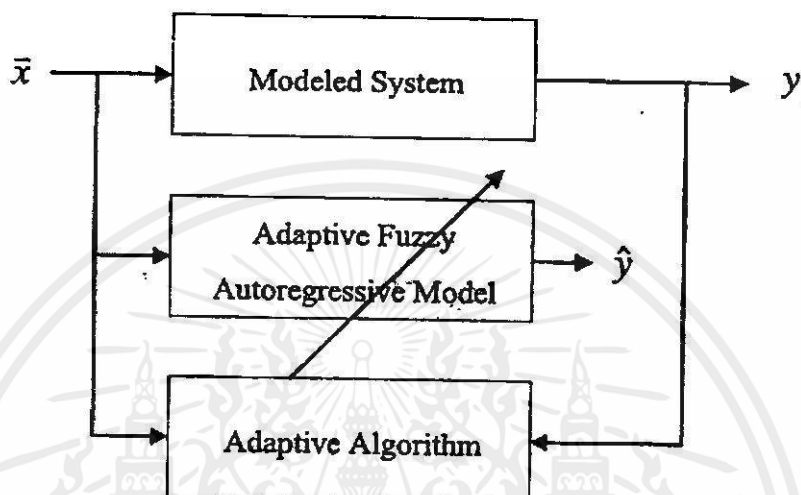


Figure 1 : An on-line adaptive learning diagram.

$$y(t) = f(\bar{x}) + e(t) \quad (1)$$

where  $f(\cdot)$  is a nonlinear function,  $\bar{x}$  is  $[y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n)]$ , and  $e(t)$  is a white noise source. To approximate the function  $f(\cdot)$ , the fuzzy autoregressive model based on the proposed algorithm is proposed. Here, the fuzzy rules have the following form:

Rule  $\ell$ : IF  $y(t-1)$  is  $A_1^{(\ell)}$  AND  $y(t-2)$  is  $A_2^{(\ell)}$  AND... AND  $y(t-n)$  is  $A_n^{(\ell)}$   
THEN  $\hat{y}$  is  $B^{(\ell)}$ ,

where  $A_i^{(\ell)}$ , and  $B^{(\ell)}$  are input fuzzy sets and output fuzzy set of the  $\ell^{\text{th}}$  rule, respectively. Then, the degree of confidence which  $y(t-i)$  s are related to  $\hat{y}$ ,  $D^{(\ell)}$ , is defined by:

$$D^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(y(t-i)) \right) \cdot \mu_{B^{(\ell)}}(\hat{y}). \quad (2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไมอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

With algebraic product inference and center average defuzzifier, the output of the fuzzy system,  $\hat{y}$ , is defined as:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} y^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}}}, \quad (3)$$

where  $\mu_{y^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(y(t-i))$  denotes the degree of output from the  $\ell^{\text{th}}$  rule,

$y^{(\ell)}$  denotes the center value of output fuzzy set of the  $\ell^{\text{th}}$  rule, and  $m$  is the number of fuzzy rules in the combined fuzzy rule base.

Firstly, the algorithm proposes to adjust fuzzy relation,  $D^{(\ell)}$ , to deal with the parameter change of modeled systems. Here, the gradient descent method based on predicting error criteria is proposed. The derivation of the adaptive scheme is shown as bellows. Let a cost function is  $L_2$ -norm that defined as:

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2, \quad (4)$$

where  $y_i$  is an actual output, and  $\hat{y}_i$  is a predicting output. So the gradient of the  $\ell^{\text{th}}$  rule is

$$\begin{aligned} \nabla^{(\ell)} &= \frac{\partial E}{\partial D^{(\ell)}} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}} \cdot \frac{\partial \hat{y}}{\partial D^{(\ell)}} \\ &= \frac{\mu_{y^{(\ell)}} (\hat{y} - y) \left( y^{(\ell)} \sum_{i=1}^m D^{(i)} \mu_{y^{(i)}} - \sum_{i=1}^m D^{(i)} \mu_{y^{(i)}} y^{(i)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^m D^{(i)} \mu_{y^{(i)}} \right)^2}. \end{aligned} \quad (5)$$

Then, the learning rule for  $D^{(\ell)}$  by gradient descent method based on predicting error criteria is

$$D_{\text{new}}^{(\ell)} = D_{\text{old}}^{(\ell)} - \eta \nabla^{(\ell)}, \quad (6)$$

where  $\eta$  is the learning rate.

Secondly, the proposed algorithm also has matching criteria of rule confidence of each fuzzy rule for adjusting related adjusted parameters. According

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้คำปรึกษาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

to Eq. (2), a new actual value of  $D^{(t)}$ ,  $D_{temp}^{(t)}$ , can be found directly from new input-output data during the on-line learning process. However,  $D_{temp}^{(t)}$  cannot directly replace  $D^{(t)}$  because it will make the fuzzy model memorize the training data rather than generalize from them. However, the information about the new value of  $D_{temp}^{(t)}$ , gives some clues about how much the  $D_{old}^{(t)}$  need to be adjusted to deal with parameter change of the modeled system. Thus,  $D_{temp}^{(t)}$  is incorporated into learning rules scheme in the Eq. (6) by designing the learning rate,  $\eta$ , to be a function of the matching of distance between  $D_{old}^{(t)}$  and  $D_{temp}^{(t)}$ , that is:

$$\eta^{(t)} = \begin{cases} k_1 |D_{old}^{(t)} - D_{temp}^{(t)}| & ; D_{temp}^{(t)} > 0 \text{ and } |D_{old}^{(t)} - D_{temp}^{(t)}| > \delta \text{ and } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

where  $\bar{E}_p$  is the  $p$ <sup>th</sup> order moving average of  $E$ , and  $k_1, k_2, \delta, \varepsilon$  are appropriate constants.

In summary, the on-line rule adaptive learning for  $D^{(t)}$  is:

$$D_{new}^{(t)} = D_{old}^{(t)} - \eta^{(t)} \nabla^{(t)}, \quad (8)$$

where

$$\eta^{(t)} = \begin{cases} k_1 |D_{old}^{(t)} - D_{temp}^{(t)}| & ; D_{temp}^{(t)} > 0 \text{ and } |D_{old}^{(t)} - D_{temp}^{(t)}| > \delta \text{ and } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

and

$$\nabla^{(t)} = \frac{\mu_{y^{(t)}}(\hat{y} - y) \left( y^{(t)} \sum_{\ell=1}^m D_{\ell}^{(t)} \mu_{y^{(t)}} - \sum_{\ell=1}^m D_{\ell}^{(t)} \mu_{y^{(t)}} y^{(t)} \right)}{\left( \sum_{\ell=1}^m D_{\ell}^{(t)} \mu_{y^{(t)}} \right)^2} \quad (10)$$

With the two independent criteria for adjusting  $D^{(t)}$ , the adaptive algorithm utilizes more available information than the typical error correction based learning methods. In addition, fault adjustment of  $D_{new}^{(t)}$  can be reduced because

fault adjustment due to one criteria has no effect on the adjustment from another criteria. As a result, the proposed algorithm can increase the speed of learning. The following section shows the simulation results of the proposed algorithm.

### SIMULATION RESULTS

To demonstrate the performance of the proposed algorithm, the fuzzy autoregressive model is used to model the Van De Pol model, i.e.,  $(\ddot{y} + 2a(y^2 - 1)\dot{y} + by = c(t))$ . First, the Van De Pol model is transformed to be the discrete time model by the backward difference method with sampling period 0.1 sec. Then, in off-line modeling, the fuzzy rules are constructed from a set of input-output data when  $a = 2$ ,  $b = 3$ , and  $c(t) = 0$ . During online simulation,  $a$  and  $b$  of the Van De Pol model is set to 1 and 1 respectively. In addition, the value of  $c(t)$  is change as shown in Fig. 2. Then during online adaptation, the fuzzy autoregressive model is adjusted according to the proposed adaptive algorithm. The simulation results are shown in Fig. 3. The simulation results are shown that the learning speed is improved when compared with typical gradient based learning.

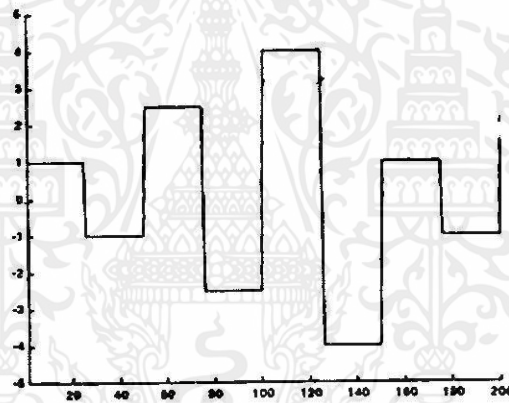


Figure 2: The value of  $c(t)$  during online simulation

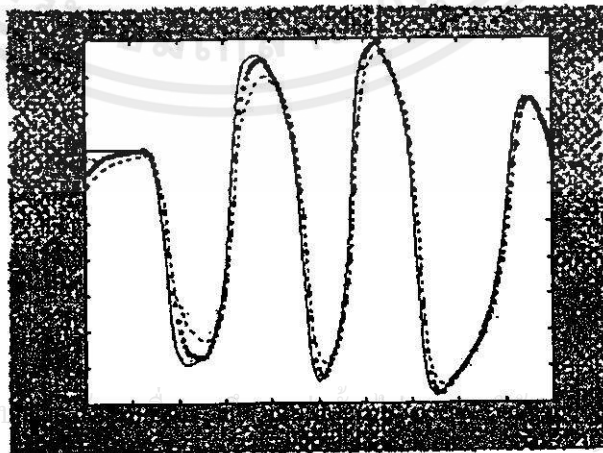


Figure 3: The results from the Van De Pol model: a dot line is the results from the proposed algorithm, and a dash line is the results from the gradient algorithm.

## CONCLUSIONS

In this paper, a fuzzy autoregressive model with a multiple criteria adaptive algorithm is proposed. From the simulation results, the proposed algorithm provides the better performance than the typical gradient based learning. As the next stage of the research, the simulation results of the proposed algorithm will be compared with that of a complicated gradient based learning such as a gradient based learning with adaptive learning rate. In addition, theoretical analysis about the sensitivity and the convergence of the proposed algorithm will be further studied. Therefore, in the future, the further comprehensive study and testing the proposed adaptive algorithm for the fuzzy autoregressive model will be reported.

## REFERENCES

- Batur, C., and Kasparian, V., 1991, "Model Based Fuzzy Control," *Mathematics and Computer Modelling*, Vol. 15, pp. 3-14.
- Chen, S., et al., 1991, "Practical Identification of NARMAX Models Using Radial Basis Functions," *International Journal of Control*, Vol. 22, pp. 1327-1350.
- Cox, E., 1993, "Adaptive Fuzzy Systems," *IEEE Spectrum*, Vol. , pp. 27-31.
- He, S., et al., 1993, "Control of Dynamic Processing Using an On-Line Rule Adaptive Fuzzy Control System," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 54, pp. 11-22.
- Lotfi, A., and Tsoi, A. C., 1994, "Learning Fuzzy Inference Systems Using an Adaptive Membership Function Scheme," *IEEE Transactions of Systems, Man, and Cybernetic*, Vol. 26, pp. 326-331.
- Nozaki, K., and Ishibuchi, H., 1996, "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 4, pp. 238-250.
- Wang, L. -X., and Mendel, J. M., 1991, "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetic*, Vol. 22, pp. 1414-1427.

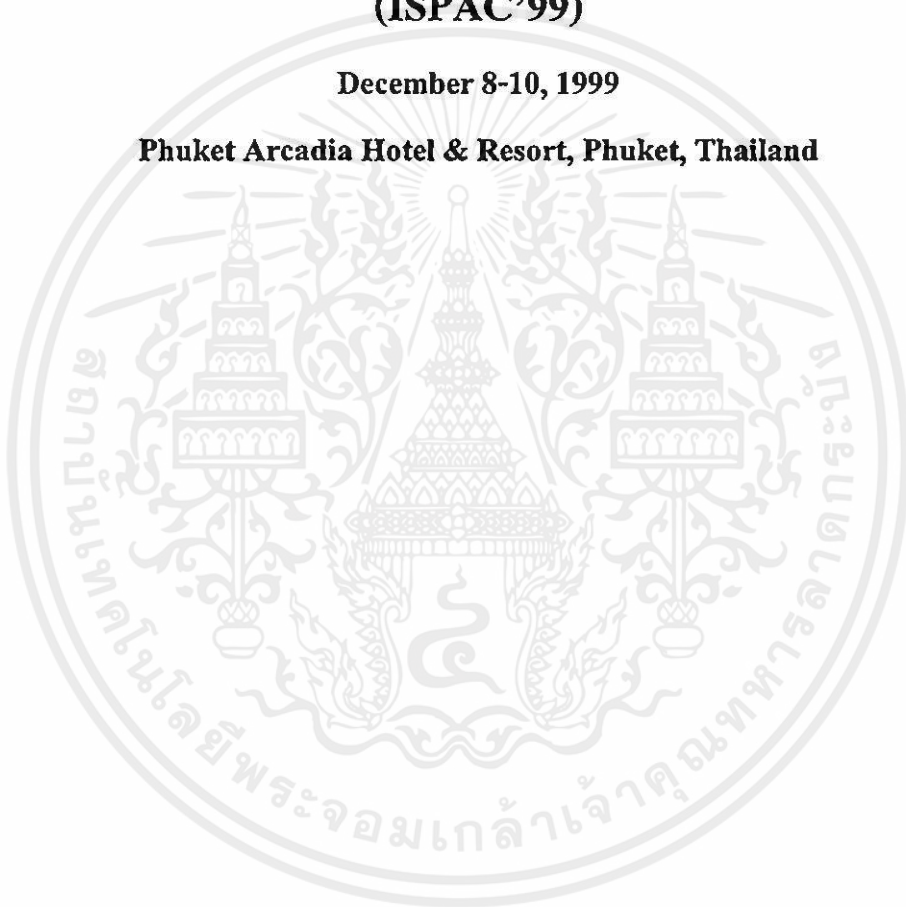
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**Proceedings of 1999 IEEE International Symposium  
on Intelligent Signal Processing  
and Communication Systems**

**(ISPAC'99)**

**December 8-10, 1999**

**Phuket Arcadia Hotel & Resort, Phuket, Thailand**



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## A Multi-Criteria Rule Adaptive Algorithm for Fuzzy Systems

Worapoj Kreesuradej, Decha Bunyarodol

Faculty of Information Technology,

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, 10520, Thailand  
Phone: (662)7372551-4 Ext.522, Fax: (662)3269074, E-mail: worapoj@it.kmitl.ac.th

### Abstract

The proposed adaptive algorithm consists of two adaptation criteria for adjusting the fuzzy rules and some related parameters. First, the proposed algorithm adapts existent the fuzzy rules by gradient descent method based on predicting error criteria. In addition to rule adaptation, the learning rate of the adaptive algorithm can also be adjusted based on matching of relative distance of fuzzy relation criteria. With the combination of the two adapting criteria, the proposed algorithm can increase speed of learning. To demonstrate the adaptive performance, a fuzzy system with the proposed adaptive algorithm is used to model complex systems such as the Van De Pol model and the Mackey-Glass time series model will be used for testing the model.

### 1. Introduction

In many applications, fuzzy systems are considered applicable to model systems that are complex, nonlinear. Recently, several methods have been proposed for building fuzzy rules from numerical data or human experts [3, 6]. Once the fuzzy rules are constructed by their approaches, they will not be modified during operating the fuzzy models. Thus, their approaches fail to deal with modeling problems when parameters of modeled systems change after designing fuzzy rules.

There are several adaptive schemes based on an error correction-based learning have been proposed to deal with such problem [1, 2, 4]. However, using an error correction-based learning for adjusting related parameters of fuzzy models alone is not sufficient to allow rapid and multi-dimensional adaptation [5]. Unlike the previous works, the proposed adaptive algorithm, called a multi-criteria rule adaptive algorithm, consists of two independent criteria for adjusting the fuzzy rules and some related parameters. First, the proposed algorithm adapts the existent fuzzy rules by gradient descent method based on predicting error criteria. In addition to rule adaptation, the learning rate of each rule adaptation can also be adjusted based on matching of rule confidence of each fuzzy rule. With the combination of the two independent criteria for adaptation, the proposed algorithm can increase the speed of learning.

### 2. A Multi-Criteria Rule Adaptive Algorithm

The architecture for the proposed adaptive algorithm is illustrated in Fig. 1. Here, the fuzzy rules have the following form: Rule  $\ell$ : IF  $x_1$  is  $A_1^{(\ell)}$  AND  $x_2$  is  $A_2^{(\ell)}$  AND ... AND  $x_n$  is  $A_n^{(\ell)}$  THEN  $y$  is  $B^{(\ell)}$ . Where  $x_i$ s are input of the fuzzy system,  $y$  is output of modeled system,  $A_i^{(\ell)}$ , and  $B^{(\ell)}$

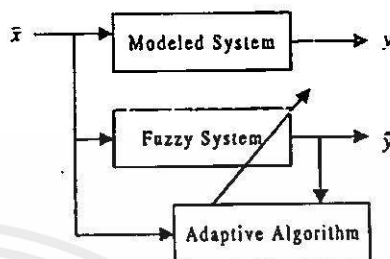


Fig. 1. A proposed adaptive algorithm architecture.

are input fuzzy sets and output fuzzy set of the  $\ell^{\text{th}}$  rule, respectively. Then, the degree of confidence which  $x_i$ s are related to  $y$ ,  $D^{(\ell)}$ , is defined by:

$$D^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \mu_{B^{(\ell)}}(y). \quad (1)$$

With algebraic product inference and center average defuzzifier, the output of the fuzzy system,  $\hat{y}$ , is defined as:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}}(y)}{\sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}}}. \quad (2)$$

where  $\mu_{y^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i)$  denotes the degree of output from the  $\ell^{\text{th}}$  rule,  $y^{(\ell)}$  denotes the center value of output fuzzy set of the  $\ell^{\text{th}}$  rule, and  $m$  is the number of fuzzy rules in the combined fuzzy rule base.

Firstly, the algorithm proposes to adjust fuzzy relation,  $D^{(\ell)}$ , to deal with the parameter change of modeled systems. Here, the gradient descent method based on predicting error criteria is proposed. The derivation of the adaptive scheme is shown as bellows. Let a cost function is  $L_2$ -norm that defined as:

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2, \quad (3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

where  $y_t$  is actual output, and  $\hat{y}_t$  is predicting output. So the gradient of the  $t^{\text{th}}$  rule is

$$\nabla^{(t)} = \frac{\partial E}{\partial D^{(t)}} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}} \cdot \frac{\partial \hat{y}}{\partial D^{(t)}} = \frac{\mu_{y^{(t)}}(\hat{y} - y) \left( y^{(t)} \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(t)}} - \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(t)}} y^{(t)} \right)}{\left( \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(t)}} \right)^2} \quad (4)$$

Then, the learning rule for  $D^{(t)}$  by gradient descent method based on predicting error criteria is

$$D_{\text{new}}^{(t)} = D_{\text{old}}^{(t)} - \eta \nabla^{(t)}, \quad (5)$$

where  $\eta$  is the learning rate.

Secondly, the proposed algorithm also has matching criteria of rule confidence of each fuzzy rule for adjusting related adjusted parameters. According to equation (1), a new actual value of  $D^{(t)}$ ,  $D_{\text{temp}}^{(t)}$ , can be found directly from new input-output data during the on-line learning process. However,  $D_{\text{temp}}^{(t)}$  cannot directly replace  $D^{(t)}$  because it will make the fuzzy model memorize the training data rather than generalize from them. However, the information about the new value of  $D_{\text{temp}}^{(t)}$ , gives some clues about how much the  $D_{\text{old}}^{(t)}$  need to be adjusted to deal with parameter change of the modeled system. Thus,  $D_{\text{temp}}^{(t)}$  is incorporated into learning rules scheme in the equation (5) by designing the learning rate,  $\eta$ , to be a function of the matching of distance between  $D_{\text{old}}^{(t)}$  and  $D_{\text{temp}}^{(t)}$ , that is:

$$\eta^{(t)} = \begin{cases} k_1 |D_{\text{old}}^{(t)} - D_{\text{temp}}^{(t)}| ; D_{\text{temp}}^{(t)} > 0, |D_{\text{old}}^{(t)} - D_{\text{temp}}^{(t)}| > \delta, \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

where  $\bar{E}_p$  is the  $p^{\text{th}}$  order moving average of  $E$ , and  $k_1, k_2, \delta, \varepsilon$  are appropriate constants.

In summary, the on-line rule adaptive learning for  $D^{(t)}$  is:

$$D_{\text{new}}^{(t)} = D_{\text{old}}^{(t)} - \eta^{(t)} \nabla^{(t)}, \text{ where} \quad (7)$$

$$\nabla^{(t)} = \frac{\mu_{y^{(t)}}(\hat{y} - y) \left( y^{(t)} \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(t)}} - \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(t)}} y^{(t)} \right)}{\left( \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(t)}} \right)^2}, \text{ and} \quad (8)$$

$$\eta^{(t)} = \begin{cases} k_1 |D_{\text{old}}^{(t)} - D_{\text{temp}}^{(t)}| ; D_{\text{temp}}^{(t)} > 0, |D_{\text{old}}^{(t)} - D_{\text{temp}}^{(t)}| > \delta, \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

With the two independent criteria for adjusting  $D^{(t)}$ , the preliminary simulation results are shown that the learning speed is improved. The adaptive algorithm utilizes more available information than the typical error correction base learning methods. In addition, fault adjustment of  $D_{\text{new}}^{(t)}$  can be reduced because fault adjustment due to one criteria has no effect on the adjustment from another criteria. As a result, the proposed algorithm can increase the speed of learning. The following section shows the preliminary simulation results of the proposed algorithm.

### 3. Simulation Results

To demonstrate the learning performance of the proposed algorithm, fuzzy systems are used to model three systems,  $y = 3x$ , the Van de Pol model, i.e.,  $(\ddot{y} + 2a(y^2 - 1)\dot{y} + by = c(t))$  when  $a = 2$ ,  $b = 3$ , and  $c(t) = 0$ , and the Mackey-Glass time-series model, i.e.,  $\frac{dx(t)}{dt} = \frac{ax(t-\tau)}{1 + x^{10}(t-\tau)} - bx(t)$  when  $a = 0.2$  and  $b = 0.1$ .

For the system  $y = 3x$ , in off-line modeling, the fuzzy rules are constructed from a set of input-output data of  $y = 2x$ . Then during on-line adaptation, the fuzzy system is adjusted according to the proposed algorithm. The simulation results are shown in Fig. 2.

For the Van de Pol model, in off-line modeling, the fuzzy rules are constructed from a set of input-output data of the Van de Pol model when  $a = 1$ ,  $b = 1$ , and  $c(t) = 0$ . Then during online adaptation,  $a$  and  $b$  of the Van De Pol model is set to 3 and 2 respectively. In addition, the value of  $c(t)$  is changed as shown in figure 3. The simulation result is shown in figure 4.

For the Mackey-Glass time-series model, in off line modeling, the fuzzy rules are constructed from a set of input-output data of the Mackey-Glass time-series model when  $a = 0.25$  and  $b = 0.1$ . Then during on-line adaptation, the fuzzy system is adjusted according to the proposed algorithm. The simulation results are shown in Fig. 5.

The preliminary simulation results are shown that the learning speed is improved when compare with typical gradient based learning.

### 4. Conclusions

In this paper, a multi-criteria rule adaptive algorithm for fuzzy systems is proposed. From the simulation results, the proposed algorithm provides the better performance than the typical gradient descent algorithm. As the next stage of the research, theoretical analysis about the sensitivity and the convergence of the proposed algorithm will be further studied. Therefore, in the future, the further comprehensive study and testing the proposed adaptive algorithm will be reported.

### References

- [1] Cox E., "Adaptive fuzzy systems," IEEE Spectrum, Feb. 1993, pp. 27-31.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [2] He S., Tan S., Hang C., "Control of dynamic processes using an on-line rule adaptive fuzzy control system," *Fuzzy Sets and Systems.*, vol. 54, pp 11-22, 1993.
- [3] Batur C., Kasparian V., "Model based fuzzy control," *Math. Compute. Modeling.*, vol. 15, no. 12, pp. 3-14, 1991.
- [4] Lotfi, A. and Tsoi, A.C. "Learning Fuzzy Inference Systems Using an Adaptive Membership Function Scheme." *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 26, no. 2, pp. 326-331, Apr. 1996.
- [5] Nozaki, K. and Ishibuchi, H. "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems." *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 4, no. 3, pp. 238-250, Aug. 1996.
- [6] Wang, L.-X. and Mendel, J.M. "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 22, no. 6, pp. 1414-1427, Nov. 1991.

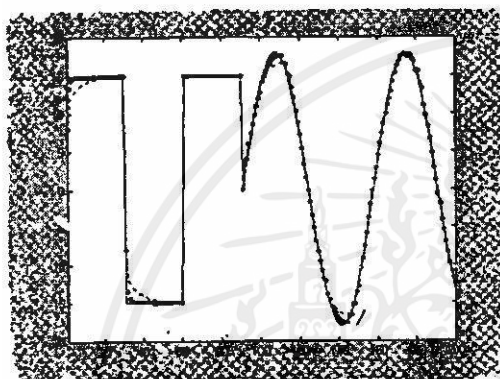


Fig. 2. The results from model  $y = 3x$  :  
 the solid line is the actual results from model  $y = 3x$  ,  
 the dot line is the results from the proposed algorithm  
 (mean error =0.1911), and  
 the dash line is the results from the gradient algorithm  
 (mean error = 2.2248).

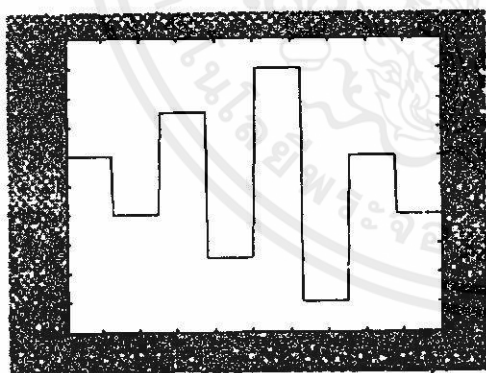


Figure 3: The value of  $c(r)$  during online simulation

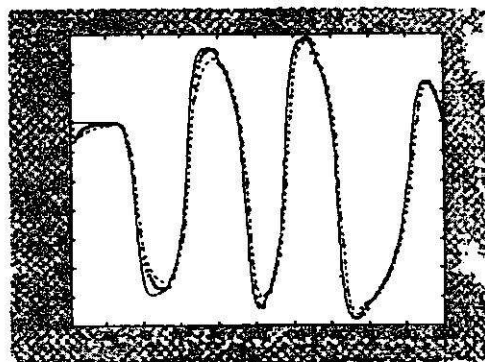


Fig. 4. The results from the Van de Pol model:  
 the solid line is the actual results from the Van de Pol  
 model ,  
 the dot line is the results from the proposed algorithm  
 (mean error = 0.1088), and  
 the dash line is the results from the gradient algorithm  
 (mean error = 0.1403).

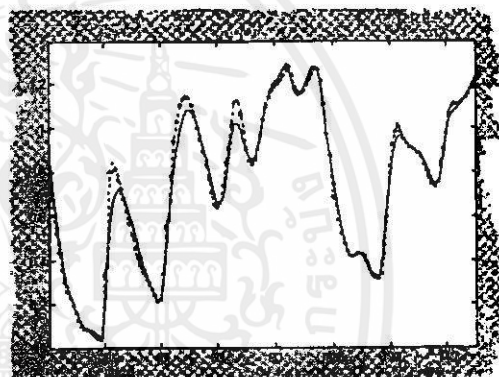


Fig. 5. The results from the Mackey-Glass time-series model:  
 the solid line is the actual results from the Mackey-  
 Glass time-series model,  
 the dot line is the results from the proposed algorithm  
 (mean error = 0.0190), and  
 the dash line is the results from the gradient algorithm  
 (mean error = 0.0210).

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**Proceedings of  
the National Computer Science and Engineer Conference  
(NCSEC'99)**

**December 15-17, 1999**

**Assumption University, Bangkok, Thailand**



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## อัลกอริทึมการปรับแต่งกฎสำหรับระบบฟัซซี

### A Rule Adaptive Algorithm for Fuzzy Systems

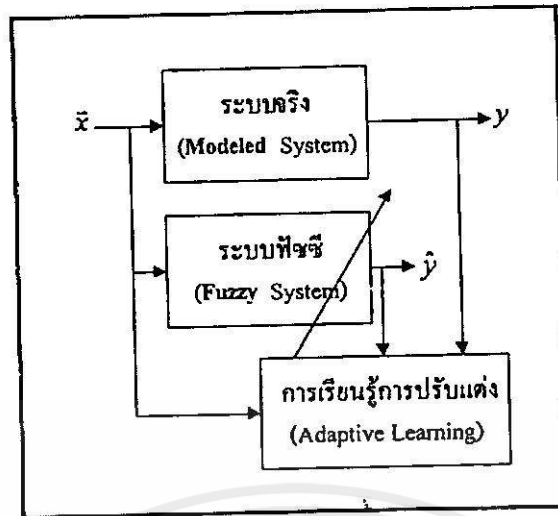
เลขา บุญจະโรตล, วรพจน์ กริสุระเชษฐ์

#### 1 บทนำ

เนื่องจากกฎฟัซซีมีความสมบูรณ์อยู่แล้วในตัว, ง่ายต่อความเข้าใจอีกทั้งมีความใกล้เคียงกับการคิดหาเหตุผลของมนุษย์ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานที่มีค่าความกำกวมแฝงอยู่ได้เป็นอย่างดี ดังนั้นระบบฟัซซีจึงได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้งานในหลายๆ ด้าน ไม่ว่าจะเป็นงานควบคุมระบบ, งานพยากรณ์เชิงธุรกิจ หรือแม้กระทั่งงานจำลองระบบที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) ซึ่งโดยปกติแล้วกฎฟัซซีจะได้ออกมาจากความรู้และประสบการณ์ของผู้การณของผู้เชี่ยวชาญ และ/หรือ ข้อมูลเชิงตัวเลข ด้วยวิธีการต่างๆ [1] แต่กฎฟัซซีที่ถูกสร้างด้วยวิธีการต่างๆ เหล่านี้ไม่สามารถถูกปรับปรุงแก้ไขในระหว่างการใช้งานได้ ดังนั้นระบบอาจให้ค่าเอาต์พุตที่ผิดพลาดได้ถ้าหากว่าสภาพการณ์ในขณะที่ใช้งานระบบมีการเปลี่ยนแปลงไป ด้วยเหตุนี้เองจึงได้มีการนำเสนอวิธีการปรับแต่งกฎฟัซซีในรูปแบบต่างๆ ออกมามากมายเพื่อรองรับปัญหาการเปลี่ยนแปลงของสภาพการณ์นี้ [2], [3], [4] ซึ่งวิธีการเหล่านี้จะใช้กฎเกณฑ์ (criterion) ในการปรับแต่งเพียงแก่กฎเกณฑ์เดียว ซึ่งไม่สามารถทำให้ระบบมีการเรียนรู้ที่รวดเร็วเพียงพอได้ [5] ดังนั้นในบทความนี้จึงได้นำเสนออัลกอริทึมที่ใช้กฎเกณฑ์ในการปรับแต่งกฎฟัซซีและค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องจำนวน 2 กฎเกณฑ์ด้วยกัน กฎเกณฑ์แรกเป็นการปรับแต่งกฎฟัซซีที่มีอยู่ด้วยวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท (gradient descent method) โดยใช้ค่าความผิดพลาดที่ได้จากระบบฟัซซีมาเป็นเกณฑ์ในการปรับแต่ง ส่วนกฎเกณฑ์ที่สองเป็นการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ในการปรับแต่งกฎของกฎแต่ละข้อโดยใช้ค่าฟัซซีรีเลชัน (fuzzy relation) เป็นเกณฑ์ ซึ่งการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ของการปรับแต่งกฎในแต่ละข้อนี้เป็นอิสระต่อกัน และเมื่อนำเอาทั้งสองกฎเกณฑ์ที่เป็นอิสระต่อกันนี้มาใช้ในการปรับแต่งกฎฟัซซีร่วมกันกันแล้ว จะสามารถเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้ของระบบฟัซซีได้

#### 2. อัลกอริทึมแบบกฎเกณฑ์ผสมในการปรับแต่งกฎฟัซซี

อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้เป็นการปรับแต่งกฎฟัซซีโดยใช้กฎเกณฑ์ในการปรับแต่ง 2 กฎเกณฑ์ด้วยกัน แสดงเป็นแผนภาพได้ดังรูปที่ 1 ซึ่งอธิบายได้ดังนี้ เมื่ออินพุต  $x$  เข้ามาในระบบอินพุตจะถูกนำไปใช้ใน 3 ส่วน คือ 1) ระบบจริง (modeled system) ซึ่งจะทำให้ได้ค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง  $y$  ออกมาตามกลไกของระบบจริงนั้นๆ, 2) ระบบฟัซซี (fuzzy system) ที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อใช้ในการจำลองแบบระบบจริง ซึ่งจะทำให้ได้ค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟัซซี  $\hat{y}$  ออกมา และ 3) การเรียนรู้แบบปรับแต่งได้ (adaptive learning) ซึ่งค่าอินพุตนี้จะถูกใช้ควบคู่กับค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงและค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟัซซีในการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องในระบบฟัซซีเพื่อให้ระบบฟัซซีสามารถให้ค่าเอาต์พุตออกมาได้เหมือนหรือใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงมากที่สุด



รูปที่ 1 แผนภาพแสดงการทำงานของอัลกอริทึมแบบกฎเกณฑ์ผสมการปรับแต่งกฎฟัซซี่

จากรูปที่ 1 เป็นการแสดงขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซี่ซึ่งอธิบายได้ดังนี้ เมื่ออินพุต  $\bar{x}$  เข้ามาในระบบอินพุตจะถูกนำไปใช้ใน 3 ส่วน คือ 1) ระบบจริง (modeled system) ซึ่งจะทำได้ค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง  $y$  ออกมาตามกลไกของระบบจริงนั้นๆ, 2) ระบบฟัซซี่ (fuzzy system) ที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อใช้ในการจำลองแบบระบบจริง ซึ่งจะทำได้ค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟัซซี่  $\hat{y}$  ออกมา และ 3) การเรียนรู้แบบปรับแต่งได้ (adaptive learning) ซึ่งค่าอินพุตนี้จะถูกใช้ควบคู่กับค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงและค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบฟัซซี่ในการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องในระบบฟัซซี่เพื่อให้ระบบฟัซซี่สามารถให้ค่าเอาต์พุตออกมาได้เหมือนหรือใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงมากที่สุด

กฎฟัซซี่ที่ใช้ในอัลกอริทึมนี้มีรูปแบบดังนี้

“กฎข้อที่  $l$ : ถ้า  $x_1$  เป็น  $A_1^{(l)}$  และ  $x_2$  เป็น  $A_2^{(l)}$  และ ... และ  $x_n$  เป็น  $A_n^{(l)}$  แล้ว  $y$  เป็น  $B^{(l)}$ ”

โดยที่  $x_i$  คืออินพุตของระบบฟัซซี่,  $y$  คือเอาต์พุตของระบบที่ถูกจำลอง,  $A_i^{(l)}$  และ  $B^{(l)}$  เป็นฟัซซี่เซตของอินพุตและเอาต์พุตของกฎข้อที่  $l$  ตามลำดับ แล้วค่าระดับความสัมพันธ์ระหว่างอินพุต  $x_i$  และเอาต์พุต  $y$  ซึ่งเขียนแทนด้วย  $D^{(l)}$  จะนิยามได้ดังนี้

$$D^{(l)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(l)}}(x_i) \right) \cdot \mu_{B^{(l)}}(y) \quad (1)$$

ด้วยการอนุมานผลคูณเชิงพีชคณิต (algebraic product inference) และตัวดีฟัซซี่ฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลาง (center average defuzzifier) เอาต์พุตของระบบฟัซซี่เขียนแทนด้วย  $\hat{y}$  นิยามได้ดังนี้

$$\hat{y} = \frac{\sum_{l=1}^m D^{(l)} \mu_{y^{(l)}}}{\sum_{l=1}^m D^{(l)} \mu_{y^{(l)}}} \quad (2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $\mu_{y^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i)$  คือค่าระดับของเอาท์พุทที่ได้จากกฎข้อที่  $\ell$ ,  $y^{(\ell)}$  คือค่ากลาง (center) ของฟัซซีเซตของเอาท์พุทของกฎข้อที่  $\ell$  และ  $m$  คือจำนวนกฎฟัซซีที่มีอยู่ในฐานกฎฟัซซีรวม (combined fuzzy rule base)

กฎเกณฑ์แรกที่ใช้ในการปรับแต่งนี้จะเป็นการปรับแต่งค่า  $D^{(\ell)}$  โดยใช้ค่าความผิดพลาดของระบบฟัซซีเป็นเกณฑ์ในการปรับแต่งเพื่อแก้ไขปัญหาการเปลี่ยนแปลงของสภาพการณ์ภายหลังจากการออกแบบระบบฟัซซี ซึ่งอาจกล่าวได้ว่าเป็นการปรับแต่งค่าฟัซซีเลชันนั่นเอง วิธีการที่ถูกนำมาใช้คือวิธีการเกรเดียนต์ดีเซนท โดยกำหนดให้ฟังก์ชันราคา (cost function) เป็นนอร์มแบบ  $L_2$  ( $L_2$ -norm) คือ

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (3)$$

เมื่อ  $y_i$  คือค่าเอาท์พุทที่เกิดขึ้นจริงจากระบบที่ถูกจำลอง และ  $\hat{y}_i$  คือค่าเอาท์พุทที่ได้มาจากระบบฟัซซี ดังนั้นเกรเดียนต์ของกฎข้อที่  $\ell$  ซึ่งเขียนแทนด้วย  $\nabla^{(\ell)}$  คือ

$$\begin{aligned} \nabla^{(\ell)} &= \frac{\partial E}{\partial D^{(\ell)}} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}} \cdot \frac{\partial \hat{y}}{\partial D^{(\ell)}} \\ &= \mu_{y^{(\ell)}} (\hat{y} - y) \frac{y^{(\ell)} (\hat{y} - y) \left( y^{(\ell)} \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} - \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} y^{(\ell)} \right)}{\left( \sum_{\ell=1}^m D^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} \right)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

เพราะฉะนั้นจะได้ค่าระดับความสัมพันธ์ระหว่างอินพุทและเอาท์พุทใหม่เป็น

$$D_{\text{new}}^{(\ell)} = D_{\text{old}}^{(\ell)} - \eta \nabla^{(\ell)} \quad (5)$$

เมื่อ  $D_{\text{old}}^{(\ell)}$ ,  $D_{\text{new}}^{(\ell)}$  คือค่าฟัซซีเลชันหรือค่าระดับความสัมพันธ์ระหว่างอินพุทและเอาท์พุทของกฎข้อที่  $\ell$  ที่ได้จากระบบฟัซซีและที่ได้รับการปรับแต่งแล้วตามลำดับ และ  $\eta$  คืออัตราการเรียนรู้

ส่วนกฎเกณฑ์ที่สองเป็นการปรับแต่งอัตราการเรียนรู้ของการปรับแต่งกฎในแต่ละข้ออย่างอิสระต่อกัน โดยใช้ค่าความแตกต่างระหว่างค่าฟัซซีเลชันที่เกิดขึ้นจริง ในที่นี้เขียนแทนด้วย  $D_{\text{temp}}^{(\ell)}$  กับค่าฟัซซีเลชันเดิมที่มีอยู่ ในที่นี้เขียนแทนด้วย  $D_{\text{old}}^{(\ell)}$  เป็นเกณฑ์ในการปรับแต่ง ซึ่งค่า  $D_{\text{temp}}^{(\ell)}$  สามารถคำนวณได้โดยตรงจากข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทที่เกิดขึ้นจริงในระหว่างการใช้งานด้วยสมการที่ 1 แต่ทั้งนี้เราไม่สามารถนำค่า  $D_{\text{temp}}^{(\ell)}$  ที่เกิดขึ้นไปแทนที่  $D^{(\ell)}$  หรือ  $D_{\text{new}}^{(\ell)}$  ได้ทันทีเพราะจะเป็นการทำให้ระบบจำ (memorize) ข้อมูลชุดนั้นๆ แทนที่จะเป็นการทำให้ระบบเกิดความเข้าใจ (generalize) ในข้อมูลชุดนั้นๆ ดังนั้นเราจึงนำเอาค่า  $D_{\text{temp}}^{(\ell)}$  ที่ได้ซึ่งเป็นสารสนเทศที่บ่งบอกว่าค่าฟัซซีเลชันเดิมนั้นยังห่างจากค่าฟัซซีเลชันที่เกิดขึ้นจริงอีกมากน้อยเท่าใด มาใช้ในสมการที่ 5 โดยการออกแบบให้เป็นฟังก์ชันของ  $D_{\text{temp}}^{(\ell)}$  และ  $D_{\text{old}}^{(\ell)}$  เพื่อนำไปใช้ในการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ของการปรับแต่งกฎในแต่ละข้อดังนี้

$$\eta^{(\ell)} = \begin{cases} k_1 |D_{\text{temp}}^{(\ell)} - D_{\text{old}}^{(\ell)}| & \text{เมื่อ } D_{\text{temp}}^{(\ell)} > 0 \text{ และ } |D_{\text{temp}}^{(\ell)} - D_{\text{old}}^{(\ell)}| > \delta \text{ และ } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 & \text{เมื่อกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (6)$$

เมื่อ  $\bar{E}_p$  เป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (moving average) อันดับที่  $p$  ของค่า  $E$  โดยที่  $p=1,2,3,\dots$  และ  $k_1, k_2, \delta, \varepsilon$  เป็นค่าคงที่ที่เหมาะสม

ไม่ว่ากรณีใด ฟังก์ชันอีกฟังก์ชันที่มีให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากอัลกอริทึมที่กล่าวมาทั้งหมดในข้างต้นนั้น เราเขียนเป็นโฟลว์ชาร์ต (flowchart) ได้ดังรูปที่ 2 และสรุปสมการที่ใช้ได้ดังนี้

$$D_{\text{new}}^{(\ell)} = D_{\text{old}}^{(\ell)} - \eta \nabla^{(\ell)} \quad (7)$$

เมื่อ  $\eta^{(\ell)}$  นิยามโดย

$$\eta^{(\ell)} = \begin{cases} k_1 \left| D_{\text{temp}}^{(\ell)} - D_{\text{old}}^{(\ell)} \right| & \text{เมื่อ } D_{\text{temp}}^{(\ell)} > 0 \text{ และ } \left| D_{\text{temp}}^{(\ell)} - D_{\text{old}}^{(\ell)} \right| > \delta \text{ และ } \bar{E}_p > \varepsilon \\ k_2 & \text{เมื่อกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (8)$$

และ  $\nabla^{(\ell)}$  นิยามโดย

$$\nabla^{(\ell)} = \mu_{y^{(\ell)}}(\hat{y} - y) \frac{y^{(\ell)}(\hat{y} - y) \left( y^{(\ell)} \sum_{\ell=1}^m D_{y^{(\ell)}}^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} - \sum_{\ell=1}^m D_{y^{(\ell)}}^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} y^{(\ell)} \right)}{\left( \sum_{\ell=1}^m D_{y^{(\ell)}}^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} \right)^2} \quad (9)$$

อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้จะมีความเร็วในการเรียนรู้มากกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งแบบเดิมที่ใช้กฎเกณฑ์การปรับแต่งค่าพารามิเตอร์เพียงกฎเกณฑ์เดียวในการปรับแต่ง เนื่องจากกฎเกณฑ์ทั้งสองที่ใช้ในอัลกอริทึมนี้จะช่วยกันในการปรับแต่งกฎฟัซซีอย่างอิสระต่อกัน ซึ่งผลการทดลองจะแสดงในหัวข้อถัดไป

### 3 ผลการทดลอง

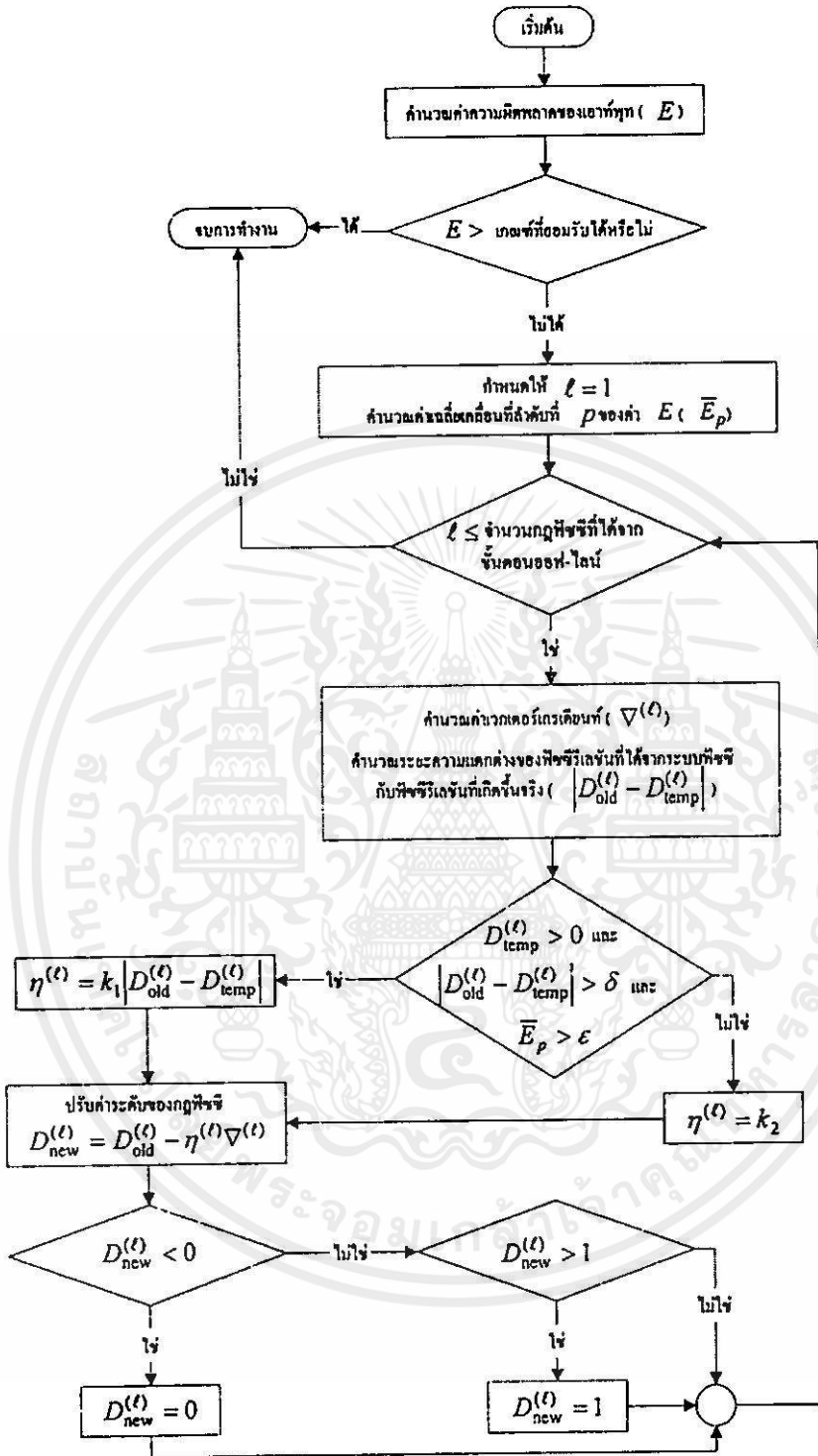
การทดลองนี้จะใช้แบบจำลองเส้นตรง  $y = 3x$  และแบบจำลองอนุกรมเวลาแม็กกี-กลาส (Mackey-Glass times-series)  $\frac{dx(t)}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t)$  เมื่อ  $\tau > 17$  ในการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้ โดยเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนท์ดิเจนท์เพียงอย่างเดียว

ในขั้นตอนออฟ-ไลน์ (off-line) ของระบบที่ใช้แบบจำลอง  $y = 3x$  นั้นจะทำการสร้างกฎฟัซซีด้วยแบบจำลอง  $y = 2x$  แล้วทำการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์ (on-line) ด้วยอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอในข้างต้น ซึ่งผลการทดลองแสดงไว้ในรูปที่ 3

ส่วนในขั้นตอนออฟ-ไลน์ (off-line) ของระบบที่ใช้แบบจำลองอนุกรมเวลาแม็กกี-กลาสนั้นจะทำการสร้างกฎฟัซซีด้วยแบบจำลองแม็กกี-กลาสที่มีค่า  $\tau = 30$ ,  $x(1)$  ถึง  $x(29) = 0$  และ  $x(30) = 1$  แล้วทำการปรับแต่งกฎฟัซซีแบบออน-ไลน์ ด้วยอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอในข้างต้น โดยแบบจำลองในส่วนของ การปรับแต่งแบบออน-ไลน์นั้นจะใช้แบบจำลองอนุกรมเวลาแม็กกี-กลาสที่มีค่า  $\tau = 20$ ,  $x(1)$  ถึง  $x(19) = 0$  และ  $x(20) = 1$  ซึ่งผลการทดลองแสดงไว้ในรูปที่ 4

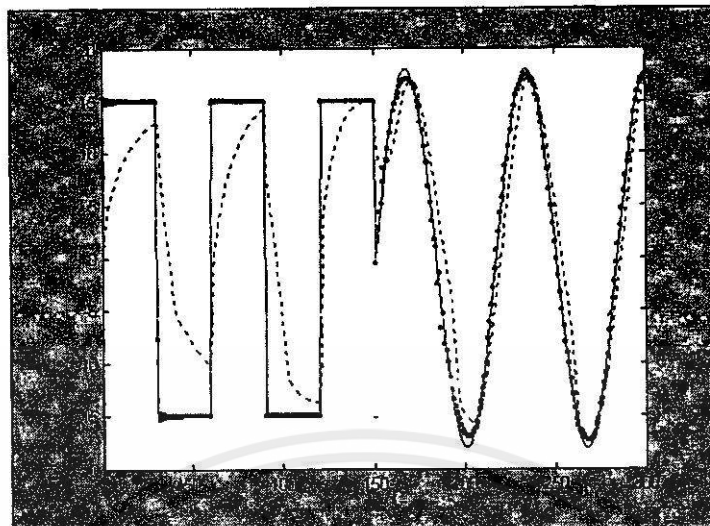
### 4. สรุป

จากผลการทดลองในรูปที่ 3 และ 4 จะเห็นได้ว่า อัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้จะมีประสิทธิภาพดีกว่าอัลกอริทึมการปรับแต่งที่ใช้วิธีการเกรเดียนท์ดิเจนท์เพียงอย่างเดียว ทั้งนี้เนื่องจากอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอนี้จะใช้กฎเกณฑ์ในการปรับแต่งที่เป็นอิสระต่อกันจำนวน 2 กฎเกณฑ์ด้วยกัน ซึ่งเป็นการนำเอาสารสนเทศที่มีอยู่ในระบบมาใช้อย่างมีประสิทธิภาพ

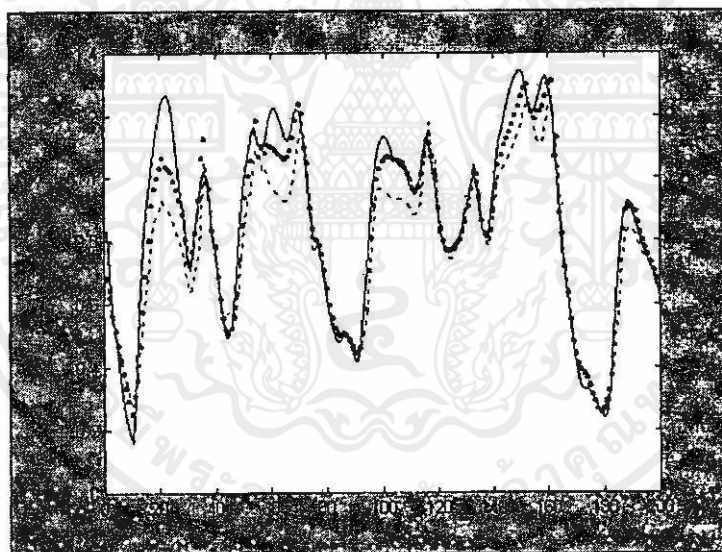


รูปที่ 2 แผนภาพโฟลว์ชาร์ตแสดงการทำงานของอัลกอริทึมแบบกฎเกณฑ์ผสมในการปรับแต่งกฎฟuzzy

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3 แสดงผลการทดลองของแบบจำลอง  $y = 3x$  โดยที่เส้นทึบคือค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง ส่วนเส้นจุดจะเป็นค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมที่ถูกนำเสนอ และเส้นประคือค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนธ์เพียงอย่างเดียว



รูปที่ 4 แสดงผลการทดลองของแบบจำลองอนุกรมเวลาเม็กคีย์-กลาส โดยที่เส้นทึบคือค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริง ส่วนเส้นจุดจะเป็นค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมที่ถูกนำเสนอ และเส้นประคือค่าเอาต์พุตที่ได้จากอัลกอริทึมการปรับแต่งกฎฟัซซีที่ใช้วิธีการเกรเดียนต์ดิเชนธ์เพียงอย่างเดียว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5 หนังสืออ้างอิง

- [1] Wang, L.-X. and Mendel, J.M. "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples." IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 22, no. 6, Nov./Dec., 1992, pp. 1414-1427.
- [2] He S., Tan S., Hang C., "Control of Dynamic Processes Using an On-Line Rule Adaptive Fuzzy Control System." Fuzzy Sets and Systems., vol. 54, 1993, pp 11-22.
- [3] Nie, J. and Lee, T.H. "Self-Organizing Rule-Based Control of Multivariable Nonlinear Servomechanisms." Fuzzy Sets Syst., vol. 91, no. 3, 1997, pp.285-304.
- [4] Rao, M.V.C. and Prahlaad, V. "A Tunable Fuzzy Logic Controller for Vehicle-Active Suspension Systems." Fuzzy Sets Syst., vol. 85, no. 1, Jan., 1997, pp. 11-21.
- [5] Nozaki, K. and Ishibuchi, H. "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems." IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 4, no. 3, Aug. 1994. pp. 238-250.

## 6. ภาคผนวก

ในหัวข้อนี้จะแสดงบทพิสูจน์การหาค่าเอาต์พุตของระบบฟัซซีที่ได้จากตัวรีฟัซซีฟายแบบค่าเฉลี่ยค่ากลาง ดังนี้ จากตัวรีฟัซซีฟายค่าเฉลี่ยค่ากลางซึ่งนิยามด้วย

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m y^{(\ell)} f^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m f^{(\ell)}} \quad (10)$$

เมื่อ  $y^{(\ell)}$  คือค่ากลาง (center) ของฟัซซีเซตของเอาต์พุตของกฎข้อที่  $\ell$  และ  $f^{(\ell)}$  คือค่าระดับความสัมพันธ์ที่มากที่สุดระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตของกฎข้อที่  $\ell$  ซึ่งจะได้ว่า

$$f^{(\ell)} = \sup_y \left\{ \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot \mu_{B^{(\ell)}}(y) \cdot D^{(\ell)} \right\} \quad (11)$$

$$= \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot D^{(\ell)} \cdot \sup_y \{ \mu_{B^{(\ell)}}(y) \} \quad (12)$$

เนื่องจาก  $\sup_y \{ \mu_{B^{(\ell)}}(y) \} = \mu_{B^{(\ell)}}(y^{(\ell)}) = 1$  ดังนั้น

$$f^{(\ell)} = \left( \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i) \right) \cdot D^{(\ell)} \quad (13)$$

และเมื่อกำหนดให้  $\mu_{y^{(\ell)}} = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(\ell)}}(x_i)$  จะได้ว่า

$$\hat{y} = \frac{\sum_{\ell=1}^m y^{(\ell)} \mu_{y^{(\ell)}} D^{(\ell)}}{\sum_{\ell=1}^m \mu_{y^{(\ell)}} D^{(\ell)}} \quad (14)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

นายเดชา บุญญะโรตล เกิดเมื่อวันที่ 24 เมษายน 2519 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จ การศึกษาวิทยาศาสตรบัณฑิต (คณิตศาสตร์ประยุกต์และวิทยาการคอมพิวเตอร์) จากสถาบัน เทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2539



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้